

ALGORITMO EVOLUTIVO BASADO EN EL MECANISMO DE HAPLODIPLOIDIA PARA RESOLVER EL PROBLEMA DE PLANIFICACIÓN DE WEIGHTED TARDINESS

Villagra A., De San Pedro M, Lasso M., Pandolfi D.
División Tecnología
Unidad Académica Caleta Olivia
Universidad Nacional de La Patagonia Austral
(9011) Caleta Olivia – Santa Cruz - Argentina
e-mail: avillagra@uaco.unpa.edu.ar, edesanpedro@uaco.unpa.edu.ar,
mlasso@uaco.unpa.edu.ar, dpandolfi@uaco.unpa.edu.ar
Phone/Fax : +54 297 4854888

RESUMEN

Los Algoritmos Evolutivos (EAs) suelen considerarse una buena técnica para encontrar rápidamente regiones prometedoras del espacio de búsqueda. Son algoritmos de búsqueda ciega, que solamente hacen uso de la bondad relativa de las soluciones, e ignoran la naturaleza del problema. Su rendimiento puede mejorarse usando enfoques multirecombinativos, los que proveen un balance excelente entre la explotación y la exploración.

Aunque los Algoritmos Evolutivos pueden encontrar óptimos globales de problemas de alta complejidad, la realidad es que muchas veces el costo computacional que requieren es prohibitivamente alto y se los prefieren para encontrar una solución razonable ya que eso suelen hacerlo en un tiempo relativamente corto.

En muchos problemas de planificación, la calidad de las soluciones provistas, debe ser balanceada con el esfuerzo necesario para producirla. A menudo se requiere una aceleración de la convergencia a pesar de una aceptada pérdida de la calidad de los resultados.

Este trabajo incorpora variantes que se basan en el mecanismo biológico de la haplodiploidia para determinar el sexo, en los operadores de cruzamiento PMX (*Partial Mapped Crossover*) y OX2 (*Order Crossover*) con el objetivo de reducir el esfuerzo computacional requerido para la obtención de una solución. Las variantes se aplicaron a un algoritmo evolutivo que permite resolver problemas de *weighted tardiness* en un ambiente de máquina única.

Palabras claves: Algoritmos Evolutivos, *weighted tardiness*, planificación, multirecombinación.

Workshop: Agentes y Sistemas Inteligentes (WASI)

1. INTRODUCCION

Varios sistemas de manufacturación actualmente se enfocan en políticas de producción, que enfatizan la mínima tardanza ponderada. Bajo este enfoque, los trabajos a ser entregados en un sistema de producción son generalmente ponderados de acuerdo a los requerimientos de los clientes e importancia y relevancia del trabajo.

Entre otras heurísticas [5,6,16,18] los EAs se han aplicado exitosamente para resolver problemas de planificación [1,3,4,14,19]. Las tendencias actuales en algoritmos evolutivos usan enfoques multi-recombinativos. Estos enfoques han logrado mejores resultados que los enfoques de recombinación convencional (cruzamiento simple) para resolver problemas de planificación.

El cruzamiento múltiple en un pool de múltiples padres, conformado por un individuo semental (*stud*) e inmigrantes aleatorios, es una de la últimas variantes de multirecombinación (MCMP-SRI) [17]. En trabajos anteriores [20,21,22] se han obtenido buenos resultados cuando se implementaron los operadores de cruzamiento PMX y OX2. En este trabajo se proponen cambios a estos dos operadores con el fin de reducir el esfuerzo para obtener una solución al problema de planificación *weighted tardiness scheduling problem*. En la sección 2 se describe el problema de planificación, el concepto de haplodiploidia que da origen a los operadores de cruzamiento con las variantes propuestas se describe en la sección 3, en la sección 4 se presentan el enfoque multirecombinativo y el detalle de los operadores de cruzamiento utilizados. La sección 5 muestra el análisis de los resultados obtenidos y por último en la sección 6 se presentan las conclusiones.

2. EL PROBLEMA DE PLANIFICACIÓN DE WEIGHTED TARDINESS

El problema de máquina única *total weighted tardines* [16,18] puede ser definido de la siguiente manera: n tareas son procesadas sin interrupción en una sola máquina que puede manejar una sola tarea a la vez. La tarea j ($j = 1, \dots, n$) esta disponible para su procesamiento en tiempo cero y requiere un tiempo de procesamiento ininterrumpido p_j en la máquina, una ponderación positiva w_j , y una fecha de entrega d_j en la que idealmente debe terminarse. Para un determinado orden de procesamiento de las tareas, se puede calcular el tiempo de realización más temprano C_j y la tardanza $T_j = \max \{C_j - d_j, 0\}$ para la tarea j . El problema es encontrar un orden de procesamiento de

las tareas con la mínima tardanza total ponderada.
$$\sum_{j=1}^n w_j T_j$$

Incluso con esta formulación simple, este modelo lleva a un problema de optimización que es NP-Hard [18].

3. EVOLUCIÓN SOCIAL: LA HAPLODIPLOIDIA

La socialidad avanzada o eusocialidad, no ha aparecido muy frecuentemente en la naturaleza de los aproximadamente treinta órdenes de insectos conocidos, solo los isópteros (termites) y los himenópteros (hormigas, abejas, avispas y abejorros) tienen este comportamiento social. Las hormigas son quizás los más exitosos y diversificados de todos los insectos sociales. Entre las trece (13) manifestaciones de socialización de los insectos, doce (12) de ellas se concentran en un solo orden, esta particularidad tan excepcional llevó a Hamilton a postular que los himenópteros debían tener una característica que los predispuso hacia su evolución social.

La haplodiploidia es un mecanismo determinístico de sexualidad que caracteriza la función reproductora de los himenópteros. Estos insectos no poseen cromosomas sexuales x e y para determinar el sexo. A la hormiga hembra se la denomina diploide pues posee una panoplia completa de la especie, es decir el doble que el macho, haploide. El control del sexo se hace posible ya que puede controlar la apertura del saco de espermatozoides (lugar donde quedan almacenadas las células de los machos). De acuerdo a sus necesidades, la hormiga hembra abre o cierra el paso de espermatozoi-

des, así cuando esté cerrada, el óvulo pasará sin fecundar y producirá una hembra y por el contrario si es fecundado producirá un macho. Así la tasa media global del patrón genético entre dos hembras hermanas será de un 75%. En este caso dos hermanas compartirán tres cuartas partes de su material genético, ya sea que la hembra sea fecundada por un macho (monandria) o por varios machos (poliandria), ya que las diferentes provisiones de espermias no se mezclan en la espermateca, de forma tal que utiliza solo el espermia de un mismo macho a la vez [13]. Así esta estrategia de propagación del patrón genético favorece la manifestación de comportamientos sociales, y es así que estas sociedades de himenópteros invierten más en la producción de hembras que de machos.

4. PROCESO DE MULTIRECOMBINACIÓN BASADO EN EL MECANISMO DE HAPLODIPLOIDIA

La explotación extrema puede llevar a la convergencia prematura y la intensa exploración puede hacer la búsqueda ineficaz [15]. Para resolver este conflicto, nuevas tendencias en algoritmos evolutivos hacen uso de enfoques multi-padres [8,9,10] y multirecombinativos [11]. El último es llamado, *multiple crossovers on multiple parents* (MCMP). MCMP-SRI [17] introduce el uso de un individuo semental (*stud*) que repetidamente se aparea con individuos que aleatoriamente inmigran (*random immigrants*) al pool de apareamiento. Bajo este enfoque, los inmigrantes aleatorios incorporan la exploración; la operación de multi-apareamiento con el semental incorpora la explotación al proceso de búsqueda.

En los sistemas biológicos, el cruzamiento es un proceso complejo que ocurre entre parejas de cromosomas. Estos cromosomas se alinean, luego se fraccionan en ciertas partes y posteriormente intercambian fragmentos entre sí.

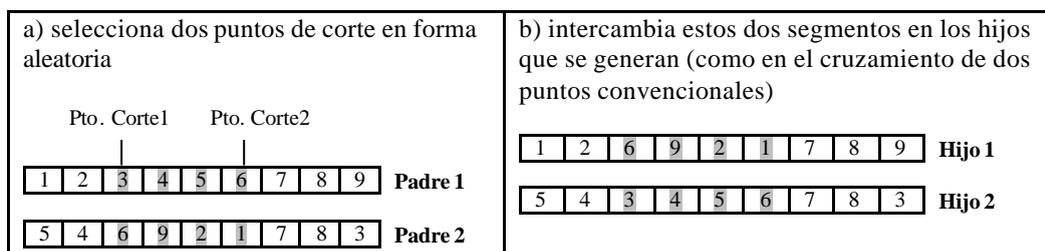
En computación evolutiva se simula el cruzamiento intercambiando segmentos de cadenas lineales de longitud fija (los cromosomas).

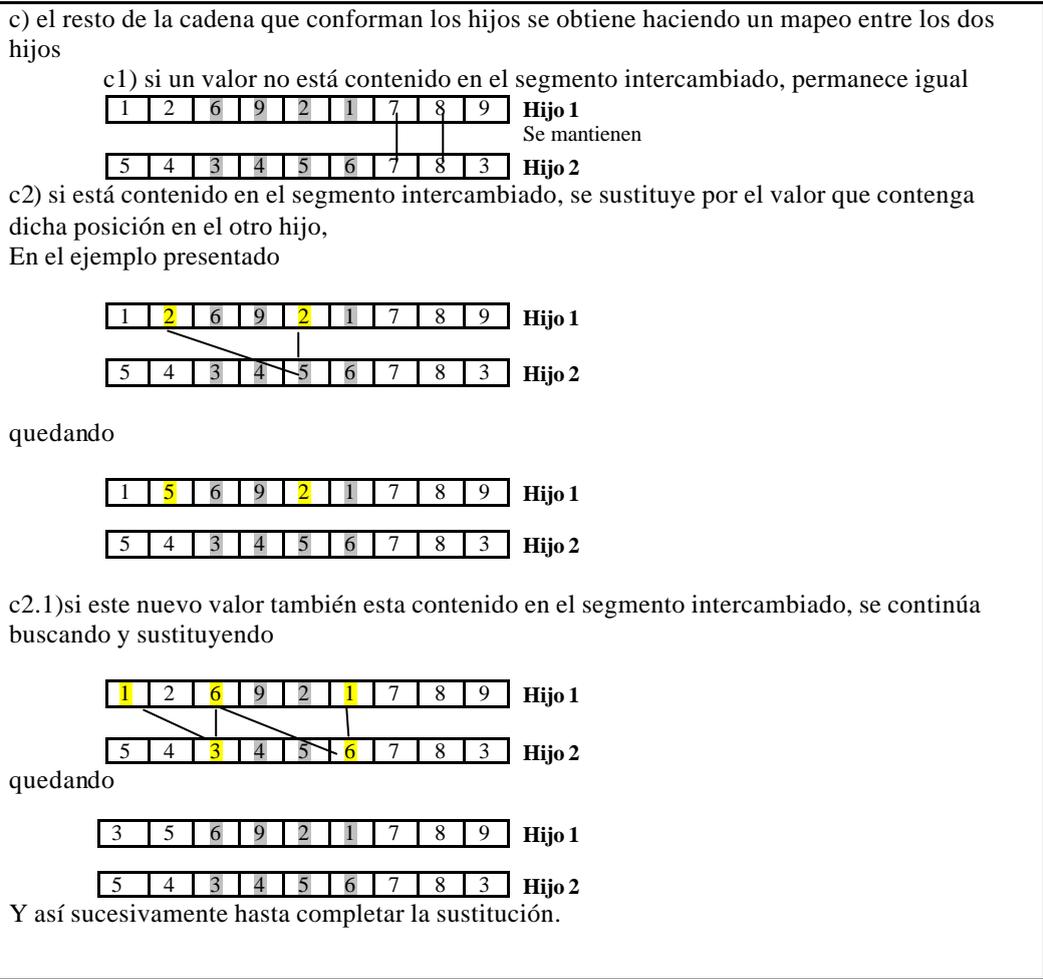
Existen varias técnicas para implementar el cruzamiento para permutaciones; las dos técnicas seleccionadas fueron PMX propuesto por Goldberg, D y R. Lingle[12] y OX2 Davis[7].

El PMX puede verse como una extensión del cruzamiento de dos puntos para una representación binaria agregándole un procedimiento de reparación que le permite resolver la ilegitimidad causada por el cruzamiento de dos puntos.

Esta técnica trabaja de la siguiente manera (Ver Figura 1):

Figura 1 – PMX (*Partial Mapped Crossover*)

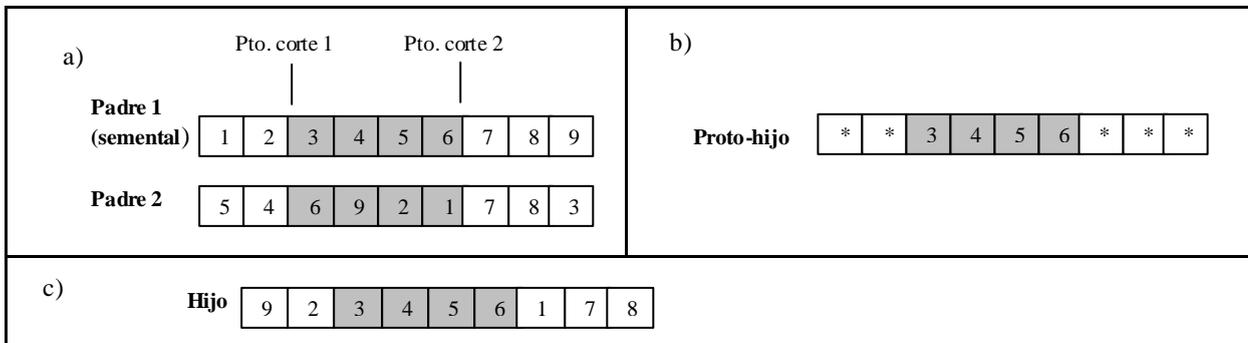




La técnica OX2 realiza lo siguiente (Ver Figura 2):

- Selecciona una subcadena de un padre en forma aleatoria.
- Produce un proto-hijo copiando la subcadena del primer padre.
- Completa de izquierda a derecha el resto de los alelos con las tareas restantes del primer padre respetando el orden en que figuran en el segundo, comenzado a copiar desde el principio de la cadena.

Figura 2 – OX2 (Order Crossover)



En ambos cruzamientos se incorporan variantes tratando de generar el hijo deseado, aquél que tenga más características del semental, es decir que se trata de aplicar el concepto de haplodiploidia. Así

como la hormiga hembra decide que hijo va tener, estos mecanismos de cruzamiento deciden que hijo generar.

Las variantes incorporadas son las siguientes:

- En las dos técnicas se genera un único hijo.
 - Se seleccionan dos puntos de corte en forma aleatoria con el fin de generar una subcadena.
 - Se realiza la diferencia entre el segundo punto de corte y el primer punto de corte. Si el valor resultante es mayor a la mitad de la longitud del cromosoma entonces se genera el hijo que mantiene más características del primer padre (el semental). Es decir que se genera el hijo en el cual se copia la subcadena del semental sin ninguna alteración. Este hijo tendrá más características de su padre, el semental. En caso contrario se genera el hijo que mantiene más características del segundo padre.
- A las técnicas que incorporan estas variantes se las denominó PMX-Modificado y OX2- Modificado.

5. EXPERIMENTOS Y RESULTADOS

En un trabajo anterior donde se comparaban diferentes operadores de cruzamiento [20], se obtuvieron buenos resultados con los operadores PMX y OX2. Por esta razón, en este trabajo se comparan los resultados anteriormente obtenidos con las nuevas modificaciones.

Los algoritmos evolutivos se probaron para casos seleccionados de la OR-Library [2] para problemas de planificación de *weighted tardiness*. Se realizaron series de 20 corridas para cada uno de los casos seleccionados. Los casos seleccionados fueron las instancias más duras (19,41, 46,56 y 116) de 40 tareas para problemas de planificación de *weighted tardiness*. El máximo número de generaciones se fijó en 500. El tamaño de la población se fijó en 15 individuos. Se establecieron probabilidades para el cruzamiento de 0.65 y para la mutación (el intercambio) de 0.05, en todos los experimentos. El número $n1$ (número de operaciones de cruzamiento), y $n2$ (el número de padres) se establecieron en 16 y 18, respectivamente.

Para realizar el análisis, se escogieron las siguientes variables de rendimiento relevantes:

$E_{best} = ((\text{mejor valor} - \text{op_val}) / \text{op_val}) / 100$. Es el error porcentual del mejor individuo encontrado cuando se lo compara con el conocido, o estimado (el límite superior) valor óptimo (op_val). Da una medida de cuan lejos está el individuo de ese opt_val .

$\text{Mean } E_{best}$ = es el valor medio de E_{best} a lo largo de todas las corridas.

E_{vals} = Es el número de evaluaciones necesarias para obtener el mejor encontrado en una corrida.

$\text{Mean } E_{vals}$ = es el valor medio de E_{vals} a lo largo de todas las corridas.

Las siguientes tablas resumen los valores medios de las variables de rendimiento E_{best} y E_{vals} sobre las instancias seleccionadas para cada uno de los operadores de cruzamiento. Al pie de cada tabla se muestra el promedio, el mínimo y el máximo de los valores medios correspondiente a las dos variables de rendimiento.

Tabla 1. Ebest y Evals medio para PMX y PMX-Modificado

Inst.	Límite Superior	PMX		PMX – Modificado	
		Ebest	Evals	Ebest	Evals
19	77122	0,33	3,623	0,55	2,221
41	57640	0,11	3,784	1,01	2,117
46	64451	0,03	3,784	0,57	1,965
56	2099	8,06	0,848	6,95	0,890
116	46770	0,33	4,498	1,80	2,045
	Avg	1,77	3,303	2,18	1,848
	Min	0,03	0,848	0,55	0,890
	Max	8,06	4,498	6,95	2,221

Tabla 2. Ebest y Evals medio para OX2 y OX2-Modificado

Inst.	Limite Superior	OX2		OX2 – Modificado	
		Ebest	Evals	Ebest	Evals
19	77122	0,31	2,854	0,38	2,463
41	57640	0,30	3,058	0,38	2,293
46	64451	0,01	3,100	0,27	2,031
56	2099	6,10	1,151	6,45	0,917
116	46770	0,58	3,978	1,19	2,128
	Avg	1,46	2,828	1,73	1,967
	Min	0,01	1,151	0,27	0,917
	Max	6,10	3,978	6,45	2,463

La Tabla 1 resume los valores promedio de las variables de performance *Ebest* y *Evals*, en millones de evaluaciones, para todas las instancias seleccionadas y para ambos operadores de cruzamiento. En la Tabla 2 se muestran las mismas variables de rendimiento *Ebest* y *Evals*, en millones de evaluaciones, para todas las instancias seleccionadas y para ambos operadores de cruzamiento modificados con las variantes detalladas anteriormente.

Ambas tablas muestran que en promedio, el error porcentual del mejor individuo encontrado cuando es comparado con el mejor valor objetivo conocido, es más pequeño utilizando OX2 (1,46%) que para OX2 modificado (1,73%). Ambos valores son mejores a los obtenidos con PMX modificado o no.

En cuanto al número promedio de evaluaciones necesarias para obtener el mejor individuo encontrado en millones de evaluaciones, se puede ver que en promedio OX2 modificado requiere un 30% menos de evaluaciones que el OX2 original. Ya que en el primero se requieren 1.966.662 evaluaciones y en el segundo 2.828.256 evaluaciones.

También se logra una disminución en el número de evaluaciones para PMX modificado comparado con PMX original. Para el primero se requieren 1.847.526 evaluaciones y para el segundo 3.307.656 evaluaciones, lo que implica una reducción de la cantidad de evaluaciones en un 44%.

6. CONCLUSIONES

El objetivo principal de este trabajo es estudiar nuevos mecanismos que permitan reducir el esfuerzo computacional del algoritmo MCMP-SRI, con la mínima pérdida de la calidad en los resultados. El enfoque basado en la recombinación del semetal (*stud*) y los inmigrantes aleatorios (*random immigrants*) aplicado a problemas de scheduling, y con representación basada en permutaciones, recombina el material genético promovido desde individuos evolucionados (semental) y el generado aleatoriamente (inmigrantes aleatorios).

La haplodiploidia es un mecanismo biológico utilizado por sociedades evolucionadas de insectos (himenópteros) por la cual se puede determinar el sexo de la descendencia. Generalmente un algoritmo genético da origen a dos nuevas soluciones (descendientes) que son generadas con el patrón de uno u otro padre.

El concepto de haplodiploidia es aplicado al enfoque MCMP-SRI mediante un mecanismo determinístico que analiza simplemente los puntos de cruzamiento generados (aleatoriamente), para decidir si el único descendiente responderá principalmente al material genético del padre semental o del padre inmigrante aleatorio.

Las variantes introducidas se implementaron sobre los operadores de cruzamiento PMX y OX2. Ambos operadores reducen significativamente la cantidad de evaluaciones; el operador de PMX requiere menor cantidad de evaluaciones (*Evals*), con la consiguiente aceleración de la convergen-

cia, mientras que el operador OX2 produce una menor pérdida de la calidad (Ebest) con respecto al primero de los operadores.

En futuros trabajos se analizarán distintos mecanismos para la implementación de la haplodiploidia y se aplicaran en otros problemas de planificación.

7. AGRADECIMIENTOS

Se reconoce a la Universidad Nacional de la Patagonia Austral por su apoyo al grupo de investigación y la cooperación y las críticas constructivas proporcionadas por el mismo.

Principalmente y en su memoria al Dr. Raúl Gallard que supo inspirar en este grupo deseos de mejoramiento y por quien se mantendrá el máximo afecto, respeto y agradecimiento.

8. REFERENCIAS

1. Basseur M., Seynhaeve F., El-ghazali, "Design of Multiobjective Evolutionary Algorithms: Application to the Flow-Shop Scheduling Problem". CEC 2002, pp 1151-1156, May 2002, Honolulu, Hawaii.
2. Beasley J. E. Weighted Tardiness Scheduling, OR Library, <http://mscmga.ms.ic.ac.uk>.
3. Burke E. K., Cowling P. I., Keuthen R., "Effective Heuristic and Metaheuristic Approaches to Optimize Component Placement in Printed Circuit Board Assembly". CEC 2000, pp 301-309, July 2000, La Jolla, US.
4. Cowling P., Graham K., Han L. "An Investigation of a Hyperheuristic Genetic Algorithm Applied to a Trainer Scheduling Problem", CEC 2002, pp 1185-1190, May 2002, Honolulu, Hawaii.
5. Crauwels H.A.J., Potts C.N. and Van Wassenhove L.N. Local search heuristics for the single machine total weighted tardiness scheduling problem, *Inform Journal on Computing* 10, 341-350. 1998.
6. Chen T. and Gupta M., Survey of scheduling research involving due date determination decision, *European Journal of Operational Research*, vol 38, pp. 156-166, 1989.
7. Davis L., Applying adaptive algorithms to domains, in *Proceedings of the International Joint Conference on Artificial Intelligence*, pp. 162-164, 1985.
8. Eiben A.E., Raué P-E. And Ruttkay Zs; "Genetic algorithms with multi-parent recombination", In Davidor, H.P. Schwefel and R. Männer editors, *Proceeding of the 3rd Conference on Parallel Problem Solving from Nature*, number 866 in LNCS, pp 78-87, Springer-Verlag, (1994).
9. Eiben A.E., van Kemenade C.H.M. and Kok J.N.; "Orgy in the computer: Multi-parent reproduction in genetic algorithms", In F. Moran, A. Moreno, J.J. Merelo and P. Chacon, editors, *Proceedings of the 3rd European Conference on Artificial Life*, number 929 in LNAI, pages 934-945, Springer-Verlag, (1995).
10. Eiben A.E., Bäch Th.; An Empirical investigation of multiparent recombination operators in evolution strategies. *Evolutionary Computation*, 5(3):347-365, (1997).
11. Esquivel S., Leiva A., Gallard R; "Multiple Crossover per Couple in Genetic Algorithms", *Proceedings of 4th IEEE Conference Evolutionary Computation, ICEC97 Indianapolis. USA*, pp. 103-106 (1997).
12. Goldberg, D. and R. Lingle, Alleles, loci and the traveling salesman problem, in *Proceeding of the First International Conference on Genetic Algorithms*, Lawrence Erlbaum Associates, pp. 154-159, Hillsdale, NJ, 1987.
13. Jaisson Pierre; *La hormiga y el sociobiólogo*, Fondo de la cultura, Mexico, 2000.
14. Madureira A, Ramos C., do Carmo Silva S., "A Coordination Mechanism for Real World Scheduling Problems Using Genetic Algorithms". CEC 2002, pp 175-180, May 2002, Honolulu, Hawaii.

15. Michalewicz M.; Genetic Algorithms + Data Structures = Evolution Programs; Springer, third revised edition, (1996).
16. Morton T., Pentico D., Heuristic scheduling systems, Wiley series in Engineering and technology management. John Wiley and Sons, INC, 1993.
17. Pandolfi D.; Vilanova G., De San Pedro M.E.; Villagra A.; Gallard R., "Multirecombining studs and immigrants in evolutionary algorithm to face earliness-tardiness scheduling problems", *Proceedings of the International Conference in Soft Computing*, University of Paisley, Scotland UK pp. 138 (2001).
18. Pinedo, Michael, Scheduling: Theory, Algorithms and System. Prentice Hall, first edition, 1995. pp 44-48, 143-145.
19. Reeves C., A genetic algorithm for flow shop sequencing, *Computers and Operations Research*, vol 22, pp 5-13, 1995.
20. De San Pedro M.E., Pandolfi D.; Villagra A.; Lasso M., Gallard R., "Effect of crossover Operators under Multirecombination: Weighted Tardiness, aTest Case", CEC'04 IEEE Congress on Evolutionary Computation, Portland, Oregon, EEUU, June 2004.
21. Pandolfi D., De San Pedro M., Villagra A., Lasso M., Vilanova G., Gallard R., "Adding problem-specific knowledge in Evolutionary Algorithms to Solve W-T Scheduling Problems", *Proceedings of the VIII Congreso Argentino de Ciencias de la Computación, CACIC*, Universidad de Buenos Aires, October 2002, pp 343-353.
22. Villagra A.; De San Pedro M.E.; Lasso M.; Pandolfi D.; "Multirecombined Evolutionary Algorithm inspired in the Selfish Gene Theory to face the Weighted Tardiness Scheduling Problem", *Proceedings of the IBERAMIA 2004*, Puebla, Mexico pp. 809-819 (2004).