



17-20 sept 2013

**MULTICONFERENCIA**

**CAEPIA'13**

**Madrid**

- 
- XV Conferencia de la Asociación Española para la Inteligencia Artificial (CAEPIA)
  - IX Congreso Español de Metaheurísticas, Algoritmos Evolutivos y Bioinspirados (MAEB)
  - IV Simposio sobre Lógica Fuzzy y Soft Computing (LFSC)
  - VI Simposio de Teoría y Aplicaciones de Minería de Datos (TAMIDA)
  - Fusión de la Información y Ensembles (FINO)
  - Agentes y Sistemas Multi-Agente: de la Teoría a la Práctica (ASMas)
  - Key Works
  - Doctoral Consortium

## Editores del volumen

Amparo Alonso-Betanzos	Presidente del Comité Organizador de la Multi-Conferencia
Concha Bielza Antonio Salmerón	Presidente del Comité de Programa de CAEPIA Co-Presidente del Comité de Programa de CAEPIA
Abraham Duarte J. Ignacio Hidalgo	Co-Presidente del Comité de Programa de MAEB Co-Presidente del Comité de Programa de MAEB
Luis Martínez Edurne Barrenechea	Presidente del Comité de Programa de LFSC Co-Presidente del Comité de Programa de LFSC
Alicia Troncoso	Presidente del Comité de Programa de TAMIDA
Emilio Corchado	Presidente del Comité de Programa de FINO
Juan M. Corchado	Presidente del Comité de Programa de ASMas
Francisco Herrera	Co-Presidente de los Comités de Programa de Doctoral Consortium y Key Works
José C. Riquelme	Co-Presidente de los Comités de Programa de Doctoral Consortium y Key Works

## Prefacio

Este volumen contiene los artículos que fueron seleccionados para su presentación en la XV Multiconferencia CAEPIA (Conferencia de la Asociación Española para la Inteligencia Artificial) 2013, celebrada en Madrid del 17 al 20 de Septiembre de 2013. Esta Multiconferencia se celebra dentro del Congreso Español de Informática (CEDI 2013), y en ella CAEPIA se ha coordinado con otros congresos con entidad propia, como son: IX Congreso Español de Metaheurísticas, Algoritmos Evolutivos y Bioinspirados (MAEB 2013), IV Simposio sobre Lógica Fuzzy y Soft Computing (LFSC), VI Simposio de Teoría y Aplicaciones de Minería de Datos (TAMIDA 2013), Fusión de la INfOrmación (FINO 2013) y Agentes y Sistemas Multiagente: De la Teoría a la Práctica (ASMas). Este volumen contiene los 15 artículos seleccionados por CAEPIA, los 78 seleccionados por MAEB, los 39 seleccionados por LFSC (incluyendo en estos dos últimos congresos los artículos de sesiones especiales), los 16 seleccionados por TAMIDA, los 3 de FINO y los 4 de ASMas. El objetivo de todas estas conferencias es proporcionar a los investigadores en Inteligencia Artificial un foro en el que intercambiar ideas y opiniones, y avanzar en la construcción de una comunidad de Inteligencia Artificial en España amplia, plural y abierta.

Con el fin de promover la participación de estudiantes de doctorado en la Multiconferencia, y su interacción con investigadores senior de los distintos campos involucrados, se realizó una sección de la Multiconferencia denominada Doctoral Consortium, transversal a todas las conferencias participantes. Esta actividad resultó particularmente exitosa, recibiendo un importante número de contribuciones (29). Los trabajos predoctorales presentados serán valorados por un Comité de 10 expertos, que junto con los dos Presidentes del Comité de Programa, aporarán sus opiniones, y concederán 6 becas de inscripción en la Multiconferencia CAEPIA 2013. Los tres proyectos de tesis mejor valorados recibirán además un certificado con dicho reconocimiento. El proyecto de tesis mejor valorado recibirá el premio GENIL del Campus de Excelencia BioTICs de la Universidad de Granada, el segundo proyecto mejor valorado recibirá un premio concedido por la Asociación Española para la Inteligencia Artificial (AEPIA), que asimismo otorga un diploma acreditativo al tercer proyecto de tesis mejor valorado.

También de forma transversal, la Multiconferencia incluye por primera vez una sesión de trabajos publicados recientemente en revistas y foros de reconocido prestigio, que se denomina Key Works, y consta de 14 trabajos recientes publicados durante el período 2011-2013. Estos trabajos, seleccionados por un Comité formado por 3 expertos, se presentarán en varias sesiones, organizadas en varias temáticas concordantes con las áreas específicas de trabajo de las conferencias integrantes de la Multiconferencia.

Los editores de este volumen desean manifestar su agradecimiento a todos aquellos que contribuyeron al éxito de la Multi-Conferencia CAEPIA 2013, en especial a los organizadores de todos los congresos que integran la Multiconfe-

rencia, así como los organizadores de las sesiones de Doctoral Consortium y Key Works por su colaboración y disponibilidad; a los miembros de los Comités Científicos y los revisores adicionales, los autores de los trabajos, y los conferenciantes invitados de todas las conferencias federadas.

Nada hubiera sido igual sin la ayuda de los comités Organizadores de las distintas conferencias, (incluido por supuesto el Comité Organizador del CEDI), de la Universidad Complutense de Madrid, Universidad Politécnica de Madrid, el Campus de Excelencia BioTICs de la Universidad de Granada y la Asociación Española de Inteligencia Artificial (AEPIA).

Por último una mención especial a Diego Fernández Francos, que compiló y ordenó todos los artículos de este volumen.

Amparo Alonso-Betanzos

# Índice general

## CAEPIA

<b>Prefacio</b> .....	3
<b>Organización</b> .....	6
A Dynamic Bayesian Network for Breast Boundary Extraction .....	9
<i>Hamed Habibi Aghdam, Domenec Puig, Jaime Melendez, and Agusti Solanas</i>	
CTC: Competitive in an Analysis of Genetic based Algorithms for Rule Induction in Imbalanced Datasets .....	19
<i>Olatz Arbelaiz, Ibai Gurrutxaga, Javier Infante, Javier Muguerza, and Jesús M. Pérez</i>	
Clustering based navigation profiling in a tourism website using Cluster Validity Indices to select the best partition .....	29
<i>Olatz Arbelaiz, Ibai Gurrutxaga, Aizea Lojo, Javier Muguerza, Jesús M. Pérez, and Iñigo Perona</i>	
Distributed Column Formation in Swarm Robotics for Simple Agents . . . .	39
<i>Pilar Arques, Fidel Aznar, and Mireia Sempere</i>	
Aplicación del Algoritmo SPEA2 en el Problema de Gestión de Áreas de Localización en Redes Móviles .....	49
<i>Víctor Berrocal-Plaza, Miguel A. Vega-Rodríguez, and Juan M. Sánchez-Pérez</i>	
Application of Bayesian Neural Networks for Indoor Temperature Time Series Forecasting .....	59
<i>Paloma Botella-Rocamora, Pablo Romeu, Francisco Zamora-Martínez, and Juan Pardo</i>	
Content-based Recommendation: Experimentation and Evaluation in a Case Study .....	69
<i>Ángel Castellanos, Juan M. Cigarrán, and Ana García-Serrano</i>	
Estudio de la Carga Cognitiva en Interfaces Web de Sistemas de Búsqueda Colaborativa .....	79
<i>Sergio Cleger, Juan M. Fernández-Luna, Humberto Rodríguez-Ávila, and Julio C. Rodríguez-Cano</i>	

Integrating a Conversational Recommender System within a 3D Collaborative Environment . . . . .	89
<i>David Contreras, Maria Salamó, Anna Puig, and Inmaculada Rodríguez</i>	
Using Apriori Algorithm + Standard Deviation to Improve the Scalability of TSK-0 Rule Learning Algorithms . . . . .	99
<i>Javier Cózar, Luis delaOssa, and José A. Gámez</i>	
Aplicando Métodos de Aprendizaje Sensible al Coste para Mejorar Problemas de <i>Big Data</i> Extremadamente Desbalanceados Usando <i>Random Forest</i> . . . . .	109
<i>Sara del Río, Victoria López, José Manuel Benítez, and Francisco Herrera</i>	
Policy Reuse in a General Learning Framework . . . . .	119
<i>Fernando Martínez-Plumed, Cèsar Ferri, José Hernández-Orallo, and M. José Ramírez-Quintana</i>	
Improving the Scalability of a Distributed Learning Algorithm Based on Frontier Vector Quantization and Information Theory . . . . .	129
<i>Diego Peteiro-Barral and Bertha Guijarro-Berdiñas</i>	
PQ-learning: Aprendizaje por refuerzo multiobjetivo . . . . .	139
<i>Manuela Ruiz-Montiel, Lawrence Mandow, and José Luis Pérez-de-la-Cruz</i>	
Tri-Training con sobremuestreo para aprendizaje semi-supervisado . . . . .	149
<i>Isaac Triguero, Salvador García, and Francisco Herrera</i>	
<b>MAEB</b>	
<b>Prefacio</b> . . . . .	161
<b>Organización</b> . . . . .	163
<b>Obituario</b> . . . . .	166
<b><u>I Adaptive Memory Programming</u></b>	
GRASP con Path Relinking para el Problema del Orienteering . . . . .	169
<i>Vicente Campos and Rafael Martí</i>	
A Tabu Search Approach for a Territory Design Problem with Stochastic Demands . . . . .	179
<i>Mónica Elizondo-Amaya, Roger Z. Ríos-Mercado, David P. Morton, and Erhan Kutanoglu</i>	

## VIII

- Búsqueda de Formulación Variable aplicada al problema de la Minimización de la Anchura de Corte en ordenaciones lineales . . . . . 388  
*Eduardo G. Pardo, Juan José Pantrigo, Abraham Duarte, and Nenad Mladenovic*

## **VI Metaheurísticas Aplicadas a la Gestión de la Cadena de Suministro en Entornos Realistas**

- Algoritmo de Búsqueda Tabú para el HVRP con ventanas de tiempo y criterios de sostenibilidad . . . . . 398  
*Ignacio Eguía, José Carlos Molina, Jesús Racero, and Fernando Guerrero*

- Local search method for a real case assembly problem with single machines on production stage . . . . . 408  
*Sara Hatami and Carlos Andrés-Romano*

- Variable Neighborhood Search with Memory: Application to a Routing Problem with Flexibility in Delivery Dates . . . . . 414  
*Joaquín Pacheco, Irma García, and Ada Álvarez*

- A Multi Ant Colony Optimization algorithm for a Mixed Car Assembly Line . . . . . 424  
*Raúl Pulido, Álvaro García-Sánchez, Francisco J. Diego, and Carlos Andres-Romano*

## **VII Metaheurísticas en Empresas y Producción**

- Pallet building and truck loading strategies for an inter-depot transportation problem . . . . . 433  
*Maria Teresa Alonso, Ramon Álvarez-Valdés, Joaquim Gromicho, Francisco Parreño, and Gerhard Post*

- Algoritmos GRASP para solucionar el problema *Blocking Flow Shop* . . . . 443  
*Joaquín Bautista, Alberto Cano, Rocío Alfaro, and Cristina Batalla*

- A multiobjective genetic algorithm and robustness information function for time and space assembly line balancing . . . . . 453  
*Manuel Chica, Oscar Cerdón, Sergio Damas, and Joaquín Bautista*

- MOEAs para la Secuenciación de Operaciones con Restricciones de Disponibilidad de Máquinas y Capacidad del Buffer . . . . . 463  
*Mariano Frutos, Máximo Méndez Babey, Fernando Tohmé, Diego Broz*

## **VIII Metaheurísticas en Logística Portuaria y Problemas Afines**



17-20 sept 2013  
**MULTICONFERENCIA  
CAEPIA'13**  
Madrid

## **IX Congreso Español de Metaheurísticas, Algoritmos Evolutivos y Bioinspirados [MAEB 2013]**

### **Editores asociados:**

José Manuel Colmenar  
Abraham Duarte  
Eduardo G. Pardo  
José Ignacio Hidalgo  
Juan Lanchares  
Juan José Pantrigo  
Antonio S. Montemayor

### **Simposio organizado por**



## Prefacio

Las Metaheurísticas, los Algoritmos Evolutivos y los Algoritmos Bioinspirados se encuentran entre los métodos más relevantes y exitosos para resolver un conjunto enorme de problemas complejos y computacionalmente muy costosos de interés teórico y práctico que aparecen en diversas áreas de la ciencia y la ingeniería. Estos métodos se pueden describir como entornos algorítmicos que requieren modificaciones relativamente pequeñas para ser adaptados a problemas concretos. Algunos ejemplos de este tipo de métodos son (manteniendo su nombre original en inglés): Simulated Annealing, Tabu Search, Multi-start Methods, Iterated Local Search, Variable Neighbourhood Search, GRASP, Memetic Algorithms, Scatter Search, Evolutionary Algorithms, o Ant Colony Optimization.

La investigación en Metaheurísticas, Algoritmos Evolutivos y Algoritmos Bioinspirados se ha convertido en un campo de investigación de marcado carácter interdisciplinar, en la que confluyen áreas de conocimiento como la Inteligencia Artificial, la Ciencia de los Computadores, o la Investigación Operativa, entre otras. Estas técnicas han recibido una enorme atención por parte de la comunidad científica, hecho que se aprecia si se considera la gran cantidad de trabajos publicados en revistas de alto impacto, como por ejemplo, IEEE Trans. on Evolutionary Computation, Evolutionary Computation o Journal of Heuristic; cientos de libros editados por las editoriales más prestigiosas (Springer, Kluwer o Taylor&Fracis) con una temática centrada en este tipo de técnicas; o las conferencias temáticas como MIC (Metaheuristic International Conference). IEEE CEC (IEEE Conference on Evolutionary Computation), GECCO (Genetic and Evolutionary Computation Conference) o Evostar.

El congreso MAEB se ha convertido, por derecho propio, en el foro de encuentro, discusión y transferencia de conocimiento entre investigadores de habla hispana del campo de las Metaheurísticas, los Algoritmos Evolutivos y Bioinspirados. Este volumen contiene los trabajos aceptados para su presentación oral en el IX Congreso Español sobre Metaheurísticas, Algoritmos Evolutivos y Bioinspirados (MAEB 2013), celebrado en Madrid del 17 al 20 de Septiembre de 2013. No cabe duda de que MAEB es un congreso especial, que ha sabido crecer en estos años, a pesar de las diferentes vicisitudes en que se ha visto envuelto, como la variabilidad en la periodicidad de celebración, su inclusión o no en el CEDI, su celebración como congreso independiente o confederado con otras conferencias (como ocurre en esta edición con la Multiconferencia CAEPIA) o el hecho de no contar con el apoyo de ninguna asociación científica. El éxito de MAEB refleja la importancia de este campo de investigación en la comunidad científica española, pero también el hecho de que MAEB no es sólo una reunión de expertos, sino también una reunión de amigos, que se reúne cada 18 meses (aproximadamente) para intercambiar avances, experiencias, etc.

Este buen funcionamiento se ha puesto de nuevo de manifiesto si se observa el nivel de compromiso demostrado ante la llamada a la participación de MAEB 2013. Incluso en una situación tan difícil para la Ciencia en España (en particular) y en el mundo (en general) como la actual, hemos recibido la excelente cifra de 90 trabajos, de los cuales, 80 han sido seleccionados para ser presentados oralmente, tras un proceso de revisión anónimo. Además, en esta edición hemos contado como es habitual, con un excelente conferenciante invitado, al que queremos agradecer su predisposición a colaborar con MAEB 2013 desde el primer momento: Nenad Mladenovic. El resumen de su conferencia puede encontrarse en este volumen. Otra de las actividades destacadas de este MAEB 2013 es la exposición de pintura sobre Algoritmos Evolutivos Desconectados, presentada por la Universidad de Extremadura. Se trata de una exposición de 50 obras de pintura enmarcadas dentro de un ambicioso proyecto de investigación dirigido por el Profesor Francisco Fernández de Vega, que ya ha recibido el reconocimiento internacional en conferencias como GECCO (best paper award) o CEC.

En esta edición se convocarán de nuevo tres premios a trabajos presentados en MAEB: premio al mejor artículo metodológico, premio para el mejor artículo aplicado (o de aplicación a problemas reales) y, por último, premio al mejor trabajo pre-doctoral. Los dos primeros premios están patrocinados por la Asociación Española para la Inteligencia Artificial (AEPIA), mientras que el último está patrocinado por Granada Excellence Network of Innovation Laboratories GENIL ([genil.ugr.es](http://genil.ugr.es)). Como en la pasada edición, será la audiencia de MAEB la que elegirá los trabajos merecedores de este premio de entre un grupo de finalistas.

Nos gustaría expresar también nuestro agradecimiento al Comité Director de MAEB, por haber depositado su confianza en nosotros para la organización de esta edición y por su ayuda siempre que la hemos necesitado; a los miembros del Comité de Programa, por su diligencia a la hora de difundir la convocatoria y revisar los artículos asignados; y a los compañeros de nuestros respectivos grupos de investigación, sin cuyo esfuerzo como miembros del Comité Organizador de MAEB 2013, esta aventura no habría sido posible.

No podía faltar en estas actas un sentido y sincero homenaje al profesor Juan Manuel Sánchez Pérez, Catedrático de Universidad, que lo fue de la Universidad de Extremadura y uno de los promotores del primer MAEB que se celebró en Mérida en 2002. Animamos a todos los lectores a leer el obituario que incluimos en estas actas con todo nuestro aprecio y respeto.

Madrid, Septiembre 2013

Abraham Duarte  
J. Ignacio Hidalgo

# Organización

## Comité de Dirección

Enrique Alba	Universidad de Málaga
Francisco Fernández	Universidad de Extremadura
José Antonio Gámez	Universidad de Castilla la Mancha
Francisco Herrera	Universidad de Granada
César Hervás	Universidad de Córdoba
Rafael Martí	Universidad de Valencia
Juan Julián Merelo	Universidad de Granada
José A. Moreno	Universidad de La Laguna
Luciano Sánchez	Universidad de Oviedo

## Comité Organizador

Abraham Duarte (Co-Presidente)	Universidad Rey Juan Carlos
J. Ignacio Hidalgo (Co-Presidente)	Universidad Complutense de Madrid
José Manuel Colmenar	Universidad Complutense de Madrid
Juan Lanchares	Universidad Complutense de Madrid
Antonio S. Montemayor	Universidad Rey Juan Carlos
Eduardo G. Pardo	Universidad Rey Juan Carlos
Juan J. Pantrigo	Universidad Rey Juan Carlos

## Comité de Programa

Jesús Aguilar, U. Pablo Olavide	Enrique Alba, U. Málaga
Francisco Almeida, U. La Laguna	Ada Álvarez, U. A. Nuevo León
Ramón Álvarez-Valdés, U. Valencia	Lourdes Araujo, U. Nacional a Distancia
Maribel G. Arenas, U. Granada	Jaume Bacardit, U. of Nottingham
Julio R. Banga, CSIC	Joaquín Bautista, U. P. Cataluña
José Manuel Benítez, U. Granada	Christian Blum, U. P. Cataluña
Julio Brito, U. la Laguna	Rafael Caballero, U. Málaga
Vicente Campos, U Valencia	Erick Cantú Paz, Yahoo! Inc.
Jorge Casillas, U. Granada	Pedro A. Castillo, U. Granada
Francisco Chávez, U. Extremadura	Francisco Chicano, U. Málaga
Carlos A. Coello, CINVESTAV - IPN	José Manuel Colmenar, U. C. Madrid
Ángel Corberán, U. Valencia	Antonio Córdoba, U. Sevilla
Oscar Cordón, ECSC	Carlos Cotta, U. Málaga
Alfredo Cuesta, U. C. Madrid	Pedro Cuesta, U. Las Palmas de GC

Sergio Damas, ECSC  
 María J. del Jesús, U. Jaén  
 Julián Dorado, U. Coruña  
 Abraham Duarte, U. Rey J. Carlos  
 José Egea, U. P. Cartagena  
 Anna Esparcia, ITI - UPV  
 Elena Fernández, U. P. Cataluña  
 Julia Flores, U. Castilla-La Mancha  
 Blas Galván, U. las Palmas de GC  
 Carlos García, U. Córdoba  
 Salvador García, U. de Jaén  
 Raúl Giraldez, U. Pablo Olavide  
 Antonio González, U. Granada  
 Pedro González, U. Jaén  
 Francisco Herrera, U. Granada  
 José Ignacio Hidalgo, U. C. Madrid  
 Angel A. Juan, U. Oberta de Catalunya  
 Juan Lanchares, U. C. Madrid  
 Pedro Larrañaga, U. P. Madrid  
 José Antonio Lozano, U. País Vasco  
 Francisco Luna, U. Málaga  
 Luís Magdalena, ECSC  
 Francisco Martínez, U. Córdoba  
 Alexander Mendiburu, U. País Vasco  
 Daniel Molina, U. Cádiz  
 Antonio S. Montemayor, U. Rey J. Carlos  
 J. Marcos Moreno, U. La Laguna  
 Pablo Moscato, U. of Newcastle  
 Julio Ortega, U. Granada  
 José Otero, U. Oviedo  
 Felipe Padilla, ÉTS  
 Eduardo G. Pardo, U. Rey J. Carlos  
 M<sup>a</sup> del Carmen Pegalajar, U. Granada  
 David Pelta, U. Granada  
 M. Elena Pérez, U. Valladolid  
 Juan R. Rabuñal, U. Coruña  
 Ignacio Requena, U. Granada  
 José Riquelme, U. Sevilla  
 Víctor Rivas, U. Jaén  
 Rubén Ruiz, U. P. Valencia  
 Sancho Salcedo, U. Alcalá  
 Ángel Sánchez, U. Rey J. Carlos  
 Luciano Sánchez, U. Oviedo  
 Thomas Stütze, U. Libre de Bruxelles  
 Ángel Udías, U. Rey J. Carlos  
 Luis de la Ossa, U. Castilla-La Mancha  
 Adenso Díaz, U. Oviedo  
 Bernabé Dorronsoro, U. Luxemburgo  
 Richard Duro, U. Coruña  
 Francisco Javier Elorza, U. P. Madrid  
 Antonio J. Fernández, U. Málaga  
 Francisco Fernández, U. Extremadura  
 Miguel Frade, I. Politécnico Leiria  
 José A. Gámez, U. Castilla-La Mancha  
 Nicolás García, U. Córdoba  
 Josep M. Garrell, U. Ramon Llull  
 Juan A. Gómez Pulido, U. Extremadura  
 José L. González-Velarde, I. T. Monterrey  
 José Antonio Gutiérrez, U. Córdoba  
 Cesar Hervás, U. Córdoba  
 Fernando Jiménez, U. Murcia  
 Manuel Laguna, U. de Colorado  
 Dario Landa Silva, U. of Nottingham  
 Enrique López, U. León  
 Manuel Lozano, U. Granada  
 Gabriel J. Luque, U. Málaga  
 Rafael Martí, U. València  
 Belén Melián, U. La Laguna  
 Juan Julián Merelo, U. Granada  
 Julián Molina, U. Málaga  
 Claudio Moraga, ECSC  
 José A. Moreno, U. La Laguna  
 Antonio J. Nebro, U. Málaga  
 Domingo Ortiz, U. Córdoba  
 Joaquín Pacheco, U. Burgos  
 Juan J. Pantrigo, U. Rey J. Carlos  
 Francisco Parreño, U. Castilla La Mancha  
 José I. Peláez, U. Malaga  
 Antonio Peregrín, U. Huelva  
 J. Miguel Puerta, U. Castilla La Mancha  
 Helena Ramalinho, U. Pompeu Fabra  
 Roger Ríos, U. A. Nuevo León  
 Jose L. Risco Martín, U. C. Madrid  
 Carlos Andrés Romano, U. P. Valencia  
 Yago Sáez, U. Carlos III  
 Ana M<sup>a</sup> Sánchez, U. Granada  
 Juan Manuel Sánchez, U. Extremadura  
 Roberto Santana, U. P. Madrid  
 Marco Tomassini, Swiss Federal I. of Tech.  
 Miguel A. Vega Rodríguez, U. Extremadura

Oswaldo Vélez, U. Rey J. Carlos  
José Luís Verdegay, U. Granada  
Pedro Villar, U. Granada  
Amelia Zafra, U. Córdoba

Sebastián Ventura, U. Córdoba  
Gabriel Villa, U. Sevilla  
Gabriel Winter, U. las Palmas GC

# Algoritmos *GRASP* para solucionar el problema *Blocking Flow Shop*

Joaquín Bautista, Alberto Cano, Rocío Alfaro y Cristina Batalla

Universitat Politècnica de Catalunya.  
Avenida Diagonal 647, 7 planta. 08028 Barcelona, Spain  
{joaquin.bautista, alberto.cano-perez, rocio.alfaro,  
cristina.batalla}@upc.edu  
<http://www.prothius.com>

**Resumen** Se resuelve el *Blocking Flow Shop Problem (BFSP)*, consiste en determinar una secuencia de piezas procesadas por una línea de máquinas sin espacios de almacenamiento entre ellas. Para ello, se implementan 14 algoritmos heurísticos *Greedy Randomized Adaptive Search Procedure (GRASP)* aplicados a las 60 primeras instancias de Taillard. Los resultados obtenidos con los 7 procedimientos que incorporan la heurística de Nawaz son los más competitivos cuando se comparan con otros los de la literatura.

**Keywords:** GRASP; Algoritmos de secuenciación; secuencias; Blocking Flow Shop.

## 1. Introducción

El *Flow Shop Scheduling Problem (FSP)* es uno de los problemas que ha recibido más atención en los últimos 50 años por parte de profesionales e investigadores debido a la gran variedad de contextos productivos que permite modelar. En el *FSP*, un conjunto  $I$  de  $n$  de trabajos o piezas debe ser procesado en un conjunto  $K$  de  $m$  de máquinas. Todos los trabajos deben pasar por todas las máquinas en el mismo orden, empezando en la máquina 1 y finalizando en la máquina  $m$ . Cada trabajo,  $i \in I$ , requiere un tiempo de proceso,  $p_{i,k} > 0$ , en cada una de las máquinas,  $k \in K$ . El objetivo es encontrar una secuencia de proceso de los trabajos que optimice un criterio de eficiencia.

En la versión más popular del problema, conocida como *Permutation Flow Shop Problem (PFSP)*, el espacio de almacenamiento entre dos fases consecutivas del proceso, donde las piezas pueden esperar hasta que puedan ser procesados por la siguiente máquina, es ilimitado. Sin embargo, existen sistemas productivos, en los sectores químico, farmacéutico, modelado de plástico, electrónica, metalurgia y alimentación, en los que existen líneas de producción en las que el espacio de almacenamiento está limitado. Si se asume que no existe espacios de almacenamiento entre dos fases consecutivas del proceso, entonces se produce un gran cambio estructural en el comportamiento del sistema, debido a que una pieza no puede abandonar la máquina que lo está procesando hasta que la siguiente

máquina esté libre. En este caso, el trabajo debe permanecer en la máquina previa, bloqueando la máquina e impidiendo a ésta realizar otros trabajos.

Esta variante se conoce como *Blocking Flow Shop Problem (BFSP)* y es la que consideramos en este documento, teniendo como objetivo minimizar el instante de finalización de todos trabajos en el taller (*makespan*,  $C_{max}$ ). Haciendo uso de la notación propuesta por Graham [1], el problema considerado se conoce como  $Fm|block|C_{max}$  (y el *PFSP* como  $Fm|prmu|C_{max}$ ).

Dada la naturaleza *NP-difícil* del problema, su resolución emplea heurísticas, debido a su capacidad de encontrar soluciones de calidad en un tiempo reducido. En la literatura se encuentra el procedimiento de Nawaz, Enscore y Ham (*NEH*) [2], y más recientemente, se encuentra Ronconi [3], que propone dos variantes de éste, y Bautista [4] donde se propone un algoritmo basado en *programación dinámica acotada (BDP)* y una lista actualizada de las mejores soluciones para las instancias de Taillard.

Para este trabajo se ha diseñado un procedimiento *GRASP extendido (GRASP-x)* que admite diversas variantes en función de los valores asignados a tres parámetros. Entre dichas variantes se encuentran las heurísticas *Greedy* constructivas con posterior optimización local, los procedimientos *Multistart*, los algoritmos *GRASP clásicos* [5,6] y los algoritmos *GRASP* en los que la probabilidad de selección de los candidatos se hace depender de la aptitud de éstos, la cual puede medirse a través de una función de calidad dependiente de cada candidato. Una extensa recopilación de trabajos sobre aplicaciones se puede encontrar en [7,8].

Nuestra propuesta contiene: (1) el diseño e implementación de cotas parciales para el problema; (2) siete algoritmos basados en el procedimiento *GRASP* que actúan como maestros para dirigir la exploración en el espacio de búsqueda; y (3) una experiencia computacional, con ejemplares de la literatura, para comparar los resultados obtenidos mediante los procedimientos implementados con los mejores resultados encontrados en la literatura.

Este trabajo se organiza de la siguiente forma: la sección 2 presenta la descripción del problema; la sección 3 contiene el diseño de cotas parciales y globales para el problema; en la sección 4 se describe el procedimiento *GRASP-x* adaptado para resolver el *BFSP*; la sección 5 se centra en la descripción y comparación de resultados de la experiencia computacional realizada, que explota siete algoritmos (*derivados del procedimiento GRASP-x tras fijar siete conjuntos de valores a los tres parámetros*) sobre ejemplares de la literatura; finalmente, la sección 6 muestra algunas conclusiones sobre el presente trabajo.

## 2. Descripción del problema

A partir del instante 0 se deben procesar  $n$  trabajos, en el mismo orden, en  $m$  máquinas. Los tiempos de proceso para cada operación se denominan  $p_{i,k}$ , donde  $k$  denota una máquina y  $i$  un trabajo. Los tiempos de proceso están fijados y son positivos. La función objetivo considerada es la minimización del *makespan* ( $C_{max}$ ), que es el instante en que el taller finaliza todas sus operaciones.

En un programa factible asociado a la permutación  $\pi$ , definimos  $s_{k,t}$  como el instante de inicio del proceso destinado en la máquina  $k$  al trabajo que ocupa la posición  $t$  y  $e_{k,t}$  como el instante en que el trabajo que ocupa la posición  $t$  abandona la máquina  $k$ . El problema  $Fm|prmu|C_{max}$  puede ser formalizado como sigue:

$$s_{k,t} + p_{[t],k} \leq e_{k,t} \quad k = 1, \dots, m; t = 1, \dots, n \quad (1)$$

$$s_{k,t} \geq e_{k,t-1} \quad k = 1, \dots, m; t = 1, \dots, n \quad (2)$$

$$s_{k,t} \geq e_{k-1,t} \quad k = 1, \dots, m; t = 1, \dots, n \quad (3)$$

$$C_{max} = e_{m,n} \quad (4)$$

Siendo  $p_{[t],k}$  el tiempo de proceso en la máquina  $k$  de la pieza que ocupa la  $t$ -ésima posición en la secuencia  $\pi$ . Además  $e_{k,0} = 0 \quad \forall k$  y  $e_{0,t} = 0 \quad \forall t$  son las condiciones iniciales.

El programa obtenido es semi-activo si la restricción (1) se escribe como  $s_{k,t} + p_{[t],k} = e_{k,t}$  y las restricciones (2) y (3) se resumen como  $s_{k,t} = \max\{e_{k,t-1}, e_{k-1,t}\}$ .

Cuando no existen espacios de almacenamiento entre etapas, caso del problema  $Fm|block|C_{max}$ , si el trabajo  $i$  finaliza su operación en la máquina  $k$  y la próxima máquina,  $k + 1$ , se encuentra todavía ocupada con el trabajo anterior, el trabajo completado  $i$  ha de permanecer en la máquina  $k$ , bloqueándola. Esta condición requiere una restricción adicional (5) en la formulación del problema.

$$e_{k,t} \geq e_{k+1,t-1} \quad k = 1, \dots, m; t = 1, \dots, n \quad (5)$$

siendo necesario añadir la condición inicial  $e_{m+1,t} = 0, t = 1, \dots, n$ .

En el caso  $Fm|block|C_{max}$  el programa obtenido es semi-activo si la restricción (1) y (5) se resumen como en (6):

$$e_{k,t} = \max\{s_{k,t} + p_{[t],k}, e_{k+1,t-1}\} \quad k = 1, \dots, m; t = 1, \dots, n \quad (6)$$

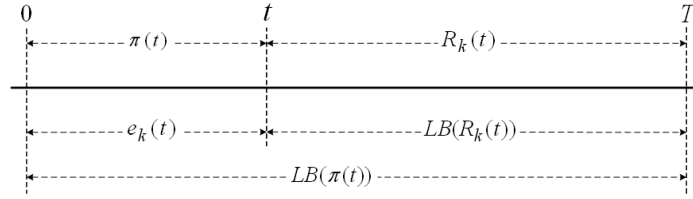
Consecuentemente, el problema  $Fm|prmu|C_{max}$  puede ser visto como una relajación del problema  $Fm|block|C_{max}$ .

### 3. Acotando los valores de las secuencias

Asumamos que se ha construido una subsecuencia  $\pi(t) = \{\pi_1, \pi_2, \dots, \pi_t\}$  de  $t$  trabajos.

Supongamos además que disponemos de la información  $x_i(t)$  y  $e_k(t)$ ; donde  $x_i(t)$  adopta el valor 1 si el trabajo  $i$  está presente en  $\pi(t)$  y  $e_k(t)$  representa el instante en que queda libre la máquina  $k$  tras procesar todos los trabajos contenidos en  $\pi(t)$ . El esquema de acotación empleado se muestra en la figura 1.

Para completar todos los trabajos, nos faltará añadir a la secuencia  $\pi(t)$  un segmento conteniendo los  $n - t$  trabajos pendientes no contenidos en  $\pi(t)$ . Si



**Figura 1.** Esquema de acotación.

$R_k(t)$  es una secuencia de los trabajos pendientes en la máquina  $k \in K$ , es fácil obtener una cota inferior,  $LB(R_k(t))$ , para dicha secuencia. En efecto:

$$LB(R_k(t)) = \sum_{i \notin \pi(t)} p_{i,k} + \min_{i \in \pi(t)} \left\{ \sum_{\kappa=k+1}^m p_{i,\kappa} \right\} \quad (7)$$

Y, por consiguiente, una cota global de  $C_{max}$  asociada a la secuencia  $\pi(t)$  será:

$$LB(\pi(t)) = \max_{k \in K} \{e_k(t) + LB(R_k(t))\} \quad (8)$$

## 4. Algoritmos *GRASP* para el *BFSP*

### 4.1. Preliminares

La complejidad del *BFSP* y el interés de obtener soluciones para ejemplares del problema con dimensiones industriales, hace recomendable el uso de procedimientos heurísticos capaces de ofrecer soluciones aceptables con bajo esfuerzo de computación.

La metaheurística *GRASP* [5,6] es de tipo multi-arranque y está provista de 2 fases en cada iteración: (1) un procedimiento *Greedy* que sirve para construir una solución aceptable sin que sea preciso alcanzar el óptimo global; y (2) una segunda fase para obtener un óptimo local dentro de un vecindario y teniendo como punto de partida la solución que resulta al aplicar el procedimiento *Greedy* de la fase.1. Obviamente, la solución ofrecida por el *GRASP* es la mejor entre las obtenidas en el conjunto de iteraciones.

Para la primera fase *Greedy* es importante definir un buen procedimiento que pueda ofrecer soluciones aceptables y una diversidad suficiente de soluciones que permitan explorar diferentes regiones en el espacio de soluciones. Para garantizar dicha diversidad se emplea el azar, de manera que el siguiente elemento a añadir a una solución parcial se sortea entre los elementos de una lista restringida de candidatos (*RCL*); dicha lista contiene los candidatos que presentan los mejores valores en relación a una función (*una cota para  $C_{max}$ , por ejemplo*) diseñada para la selección.

Para resolver un problema de optimización mediante un procedimiento *GRASP* es preciso definir los siguientes elementos: (1) el proceso aleatorio empleado en

la selección entre candidatos y el procedimiento *Greedy*; (2) el vecindario de una solución y, lógicamente, el procedimiento para explorar dicho vecindario; y (3) el criterio de finalización del algoritmo, normalmente vinculado a un máximo número de iteraciones o al tiempo de ejecución.

En la figura 2 se presenta un esquema general del algoritmo *GRASP*.

- 
1. Inicialización
  2. Mientras tiempo  $CPU \leq CPU_{max}$ 
    - 2.1. Solución  $\leftarrow$  Fase\_constructiva (*Semilla*)
    - 2.2. Solución  $\leftarrow$  Mejora\_local (*Solución*)
    - 2.3. Actualizar\_solución (*Solución*, *Mejor\_solución*)
  3. Salida: *Mejor\_solución*
- 

**Figura 2.** Esquema general de la metaheurística *GRASP*.

En algunos casos, al procedimiento *GRASP*, se le puede añadir un post-proceso que permita combinar las soluciones generadas [9].

#### 4.2. Fase *Greedy* de construcción de una solución

El procedimiento implementado para esta fase del algoritmo (*ver figura 3*) construye progresivamente una secuencia seleccionando, en cada etapa asociada con el instante,  $t = 1, \dots, T = n$ , un elemento candidato a partir de una lista restringida de éstos (*sea RCL*). En efecto, llegados a la etapa  $t$ , en la que se dispone de una secuencia (*solución*) parcial  $\pi(t)$ , para cada trabajo  $i$  no procesado aún, se determina el índice  $f_i$  ( $\forall i : x_i = 0$ ) a partir del valor de la cota  $LB(\pi(t) \cup \{i\})$ ; tras ello, la lista de candidatos se construye en 2 pasos:

1. En el primero, a partir del parámetro  $Z \in [0, 1]$  denominado impedancia, se seleccionan todos los trabajos con un valor de cota no superior a  $1/Z$  veces el valor de la menor de ellas (*cota correspondiente al mejor candidato*).
2. En el segundo paso, se seleccionan como máximo los  $L$  mejores candidatos (*ordenados por cota, de menor a mayor*) incluyendo en la lista, claro está, los trabajos empatados en cota con el  $L$ -ésimo candidato.

Nótese que gracias a la impedancia se pueden descartar soluciones peores a las de un valor de referencia, dejando en *RCL* menos soluciones que  $L$ . Además, la formulación propuesta en la figura 3 comprende como casos particulares los siguientes procedimientos: (1) los algoritmos *GRASP* tradicionales con tratamiento de empates incorporado, pues basta hacer  $Z \rightarrow 0$ ,  $f_0 \rightarrow \infty$ ,  $\eta = 1$  y fijar un valor de  $L$  menor que el número de candidatos; (2) *Multistart*, haciendo  $Z \rightarrow 0$ ,  $f_0 \rightarrow \infty$ ,  $\eta = 1$  y fijar un valor de  $L$  igual al número de candidatos; y (3) las heurísticas *Greedy* con tratamiento de empates con  $Z = 1$ ; si  $Z \rightarrow 0$  y  $L$  es suficientemente grande ( $L = |I| = n$ ) todos los elementos compatibles

son candidatos y toda solución del *BFSP* tiene una probabilidad no nula de ser generada por el procedimiento.

---

#### 0. Inicialización

Leer:  $n = T, I, K, p_{i,k}(\forall i, \forall k), Z, L, f_0, \eta$

Hacer:

$t = 0$

$\pi(t) = \{\emptyset\}$  siendo  $\pi(t) = \{\pi_1, \pi_2, \dots, \pi_t\}$  la secuencia parcial de los  $t$  trabajos procesados.

$x_i = 0 \quad \forall i \in I$ , siendo  $x_i = 1$  si el trabajo  $i$  está contenido en  $\pi(t)$  y 0 en caso contrario.

#### 1. Cálculo del índice $f$

$\forall i \in I: x_i = 0$ , determinar:

$$f_i = LB(\pi(t) \cup \{i\})$$

siendo  $LB(\pi(t) \cup \{i\})$  el valor de la cota de  $C_{max}$  asociado a la secuencia parcial  $\pi(t) \cup \{i\}$ .

#### 2. Creación de la lista de candidatos *RCL*

Sea  $f^* = \min_{x_i=0} \{f_i\}$ ;

$$RCL(f) = \{i \in I : (x_i = 0) \wedge (f_i \leq \min\{f_0, f^*/Z\})\}$$

donde  $Z \in [0, 1]$  es la impedancia sobre el conjunto de elementos compatibles y  $f_0$  es la elasticidad aditiva que se puede corresponder con el valor de una solución de referencia afectada por la impedancia:

- Si  $|RCL(f)| \leq L \Rightarrow RCL = RCL(f)$

- Si  $|RCL(f)| > L$ :

Sea  $i_L \in RCL(f)$  el trabajo que ocupa la  $L$ -ésima posición en la lista  $RCL(f)$  ordenada no-decrecientemente respecto al índice  $f$ . Hacer:

$$RCL = \{i \in RCL(f) : f_i \leq f_{i_L}\}$$

#### 3. Selección del trabajo a secuenciar

$\forall i \in RCL$ , determinar:

$$g_i = \frac{(f_0 - f_i)^\eta}{\sum_{j \in RCL} (f_0 - f_j)^\eta}, \text{ donde } \eta \text{ es la elasticidad potencial.}$$

Seleccionar, por sorteo, con probabilidades  $g_i \forall i \in RCL$  un trabajo; sea  $i^*$  el resultado de esta selección.

#### 4. Actualización

$x_{i^*} \leftarrow x_{i^*} + 1; t \leftarrow t + 1; \pi_t = i^*$

#### 5. Finalización

Si  $t < T = n$ , ir a paso-1.

Si no, finalizar.

---

**Figura 3.** Fase constructiva *GRASP* para el *BFSP*.

### 4.3. Fase de mejora local

Se propone una mejora local exhaustiva tipo 2-intercambio entre dos elementos de la secuencia en curso de mejora. La exploración del vecindario es determinista y se realiza de izquierda a derecha.

A partir de una secuencia en curso,  $\pi_c(T)$ , con valor  $C_{max}(\pi_c(T))$ , se genera una secuencia vecina,  $\pi_v(T)$ , mediante un 2-intercambio tentativo entre los elementos que ocupan las posiciones  $t$  y  $t'$  de la secuencia en curso. Si  $C_{max}(\pi_c(T)) > C_{max}(\pi_v(T))$ , el intercambio se consolida,  $\pi_v(T)$  se convierte en la nueva secuencia en curso y se reinicia el proceso de intercambios. En caso contrario, se prosigue con la generación de una nueva secuencia tentativa, una secuencia vecina, mediante otro 2-intercambio tentativo. El procedimiento finaliza cuando ninguna solución vecina tiene un valor de  $C_{max}$  mejor que el de la solución en curso.

### 4.4. Fase de mejora a través de *NEH*

Además, a la secuencia obtenida en la fase de mejora anterior, cuando se ha alcanzado un óptimo local, se puede aplicar el procedimiento *NEH* consistente en seleccionar al azar un número fijo de elementos de la secuencia y extraerlos de la misma; posteriormente, los elementos extraídos se van insertando de uno en uno en la posición de la secuencia que genera menor  $C_{max}$ .

## 5. Experiencia computacional

Se ha realizado una experiencia computacional con las 6 primeros sets de ejemplares de Taillard [10]. Cada set contiene 10 ejemplares con el mismo número de trabajos ( $n$ ) y mismo número de máquinas ( $m$ ). En los 6 sets, el número de trabajos varía entre 20 (set 1) y 50 (set 6) y el número de máquinas entre 5 (set 1) y 20 (set 6). Un valor actualizado de las mejores soluciones para estos ejemplares se puede encontrar en [4].

Para obtener las soluciones de la fase constructiva se emplean 7 algoritmos derivados del procedimiento general *GRASP-x* para el que se han fijado los valores de los parámetros  $Z$ ,  $L$ ,  $f_0$  y  $\eta$  (ver tabla 1) siendo  $f_G$  el valor de referencia, para cada ejemplar, ofrecido por el procedimiento *greedy* ( $G$ ) con tratamiento de empates. Los algoritmos resultantes tras asignar valores a los 4 parámetros son: ( $G$ ) una heurística *Greedy* constructiva; ( $M$ ) un procedimiento *Multistart* tradicional; ( $GR-01/0,5 * |I|$ ) un algoritmo *GRASP* tradicional con una lista *RCL* limitada a  $|I|/2$  candidatos (50 % del número de trabajos); ( $GR-5/0,5 * |I|$ ) un algoritmo *GRASP* con lista limitada a  $|I|/2$  candidatos y con probabilidades de selección de éstos levemente dependientes de su aptitud; ( $GR-8/0,5 * |I|$ ) un algoritmo *GRASP* con alta dependencia entre las probabilidades de selección de los candidatos y su aptitud y con lista restringida a  $|I|/2$  candidatos; y dos

algoritmos *Multistart*, ( $GR-5/|I|$ ) y ( $GR-8/|I|$ ) con probabilidades de selección de los candidatos idénticas a ( $GR-5/0,5*|I|$ ) y ( $GR-8/0,5*|I|$ ), respectivamente.

**Tabla 1.** Algoritmos derivados de *GRASP-x*. Características.

Alg.	$Z$	$L$	$f_0$	$\eta$
$G$	1	1	$\infty$	1
$M$	0.01	$ I $	$f_G/Z$	1
$GR-01/0,5* I $	0.01	$0,5* I $	$f_G/Z$	1
$GR-5/0,5* I $	0.5	$0,5* I $	$f_G/Z$	1
$GR-8/0,5* I $	0.8	$0,5* I $	$f_G/Z$	1
$GR-5/ I $	0.5	$ I $	$f_G/Z$	1
$GR-8/ I $	0.8	$ I $	$f_G/Z$	1

Cada uno de los 60 ejemplares se ha resuelto, primero, empleando las 7 variantes de la fase constructiva del algoritmo *GRASP* y, posteriormente, se han aplicado, a cada solución obtenida en la primera fase, dos procedimientos de mejora local. El primer procedimiento de mejora local (*LS* en el texto) es un 2-intercambio exhaustivo, consolidando el intercambio cuando se produce mejora. El segundo procedimiento (*LS+NEH* en el texto) consiste en un bucle que aplica consecutivamente el primer procedimiento de mejora local mencionado, hasta alcanzar un óptimo local, y seguidamente la heurística *NEH* extrayendo e insertando 5 trabajos de la secuencia. El tiempo máximo de *CPU* concedido a la mejora de un ejemplar es de 10 s.

Los procedimientos *GRASP* han sido programados en *gcc v. 4.2.1*, en un ordenador Macintosh iMac con un procesador Intel Core i7, 2.93 Ghz. y 8 Gb de memoria RAM, usando MAC OS X 10.6.8 como sistema operativo. Ni la implementación ni el compilador hacen uso de *threads* ni de otra forma de código paralelo, y, por tanto, el ordenador actúa como un único procesador a 2.93 GHz.

En las tablas 2 y 3 se muestran los resultados más significativos del experimento, empleando los procedimientos de mejora *LS* y *LS+NEH*, respectivamente, tras la fase constructiva del *GRASP*. En la tabla 2 se recoge: (1) el número de óptimos alcanzado ( $\#opt$ ) por cada uno de los 7 algoritmos sobre los 60 ejemplares del *BFSP*; (2) el promedio de la *desviación porcentual relativa* ( $RPD = ((solución - \acute{o}ptimo) / \acute{o}ptimo) \times 100$ ), para los ejemplares y cada algoritmo, tanto para la fase\_1 *Greedy* constructiva del *GRASP* ( $\overline{RPD}_1$ ) como para el proceso completo ( $\overline{RPD}_2$ ) que incluye el procedimiento de mejora local (*LS* o *LS+NEH*); (3) el tiempo medio de *CPU*, por ejemplar, requerido por una iteración de cada uno de los 7 algoritmos *GRASP* ( $\overline{CPU}$ ); y (4) el promedio para *RPD* para cada uno de los sets.

A la vista de las tablas 2 y 3 observamos (en promedio para los 60 ejemplares) los siguientes hechos: (1) las soluciones obtenidas en la fase constructiva del *GRASP*, se alejan de las mejores soluciones conocidas aproximadamente entre el 13% con el algoritmo *Greedy* determinista (*G*) y casi el 23% con los algo-

**Tabla 2.**  $\#opt$ ,  $\overline{RPD}_1$ ,  $\overline{RPD}_2$ ,  $\overline{CPU}$  y  $\overline{RPD}_2$  para cada uno de los sets en el caso de *LS* para cada uno de los 7 algoritmos

	$\#opt$	$\overline{RPD}_1$	$\overline{RPD}_2$	$\overline{CPU}$	S1	S2	S3	S4	S5	S6
<i>G</i>	0	13.01	4.01	0.28	3.67	3.85	3.84	3.31	4.07	5.31
<i>M</i>	0	22.75	3.22	0.38	2.79	2.37	2.41	3.89	4.04	3.82
<i>GR-01/0,5 *  I </i>	0	20.64	3.06	0.40	2.42	2.56	1.80	3.55	4.09	3.94
<i>GR-5/0,5 *  I </i>	0	20.46	2.92	0.40	2.13	2.40	1.81	3.62	3.76	3.81
<i>GR-8/0,5 *  I </i>	0	20.76	3.01	0.41	2.45	2.11	2.25	3.62	3.87	3.76
<i>GR-5/ I </i>	0	22.43	3.26	0.37	2.58	2.43	2.00	4.17	4.26	4.10
<i>GR-8/ I </i>	0	22.38	3.16	0.36	2.50	2.62	1.85	3.80	4.14	4.03

**Tabla 3.**  $\#opt$ ,  $\overline{RPD}_1$ ,  $\overline{RPD}_2$ ,  $\overline{CPU}$  y  $\overline{RPD}_2$  para cada uno de los sets en el caso de *LS+NEH* para cada uno de los 7 algoritmos

	$\#opt$	$\overline{RPD}_1$	$\overline{RPD}_2$	$\overline{CPU}$	S1	S2	S3	S4	S5	S6
<i>G</i>	19	13.01	0.69	10.00	0.07	0.12	0.16	0.95	1.27	1.56
<i>M</i>	25	22.75	0.70	10.00	0.13	0.00	0.03	1.10	1.37	1.57
<i>GR-01/0,5 *  I </i>	20	20.64	0.64	10.00	0.14	0.13	0.07	0.85	1.25	1.43
<i>GR-5/0,5 *  I </i>	24	20.46	0.68	10.00	0.10	0.11	0.00	1.04	1.29	1.53
<i>GR-8/0,5 *  I </i>	28	20.76	0.66	10.00	0.00	0.00	0.02	1.12	1.32	1.53
<i>GR-5/ I </i>	25	22.43	0.67	10.00	0.02	0.03	0.02	1.01	1.31	1.64
<i>GR-8/ I </i>	25	22.38	0.71	10.00	0.04	0.12	0.02	1.20	1.35	1.52

ritmos *Multistart* (*M*) y *GRASP* con  $L = |I|$  (*GR* – 5/|*I*| y *GR* – 8/|*I*|); (2) *LS* desciende, desde la solución ofrecida por la fase constructiva del algoritmo *Greedy* determinista (*G*), a óptimos locales con peor valor que los alcanzados por el resto de procedimientos que incorporan azar; (3) atendiendo a todos los procedimientos, *LS* mejora del 20.35 % al 3.23 % la distancia a las mejores soluciones conocidas; (4) *LS+NEH* reduce dichas distancias al 0.68 %; y (5) en todos los procedimientos con mejora *LS*, se alcanza el primer óptimo local en 0.37 s.

Además, en los procedimientos con mejora *LS*, no se alcanza ninguna mejor solución conocida para los 60 ejemplares. En cambio, usando todos los procedimientos con mejora local *LS+NEH* se alcanzan 29 sobre 60. Finalmente, el procedimiento *GR* – 8/0,5 \* |*I*| alcanza 28 óptimos, incluyendo los del set 1 y 2.

## 6. Conclusiones

Los procedimientos *GRASP* implementados se muestran competitivos respecto a los existentes en la literatura. Concretamente el procedimiento *GR* – 8/0,5 \* |*I*| alcanza todas las mejores soluciones conocidas para los sets 1 y 2 de Taillard. El procedimiento *NEH* reduce las distancias al 0.68 % respecto a

las mejores soluciones conocidas, mientras que su exclusión de los procedimientos producen una reducción al 3.23 %; sin optimización local los procedimientos constructivos dejan esta distancia al 20.35 %.

**Agradecimientos.** Los autores agradecen la colaboración prestada por *Nissan Spanish Industrial Operations* (NSIO), la Cátedra Nissan UPC y al Gobierno Español por la financiación parcial de este trabajo a través del proyecto PROTHIUS-III: DPI2010-16759, incluyendo fondos FEDER.

## Referencias

1. Graham, R.L., Lawler, E.L., Lenstra, J.K., Rinnooy Kan, A.H.G.: Optimization and approximation in deterministic sequencing and scheduling: a survey. *Annals of Discrete Mathematics*, vol. 5, 287-326 (1979).
2. Nawaz, M., Enscore, Jr E.E., Ham, I.: A heuristic algorithm for the m-machine, n-job flow-shop sequencing problem. *Omega*, vol. 11 (1), 91-95 (1983).
3. Ronconi, D. P.: A note on constructive heuristics for the flowshop problem with blocking. *International Journal of Production Economics*, vol. 87 (1), 39-48 (2004).
4. Bautista, J., Cano, A., Companys, R., Ribas, I.: Solving the  $Fm|block|C_{max}$  problem using Bounded Dynamic Programming. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, vol. 25 (6), 1235-1245 (2012).
5. Feo, T.A., Resende, M.G.C.: Greedy randomized adaptive search procedures. *J. of Global Optimization*, vol. 6, 109-133 (1995).
6. Resende, M.G.C., Ribeiro, C.C.: Greedy randomized adaptive search procedures. *Handbook of Metaheuristics*, F. Glover and G. Kochenberger, eds., Kluwer Academic Publishers, 219-249 (2003).
7. Festa, P., Resende, M.G.C.: An annotated bibliography of GRASP-Part I: Algorithms. *International Transactions in Operational Research*, vol. 16, 1-24 (2009).
8. Festa, P., Resende, M.G.C.: An annotated bibliography of GRASP-Part II: Applications. *International Transactions in Operational Research*, vol. 16, 131-172 (2009).
9. Laguna, M., Martí, R.: GRASP and Path Relinking for 2-Layer Straight Line Crossing Minimization. *INFORMS Journal on Computing*, vol. 11(1), 44-52 (1999).
10. Taillard, E.: Benchmarks for basic scheduling problems. *European Journal of Operational Research*, vol. 64(2), 278-285 (1993) .