

**UNIVERSIDAD DE CONCEPCIÓN – CHILE
FACULTAD DE INGENIERÍA
DEPARTAMENTO DE INGENIERÍA INDUSTRIAL**

**APLICACIÓN DE HEURÍSTICAS GRASP AL PROBLEMA DE MÁQUINAS
PARALELAS NO RELACIONADAS CON TIEMPOS DE SETUP
DEPENDIENTES DE LA SECUENCIA**

por

Claudia Fernanda Ávila Thieme

Profesor Guía:

Dr. Eduardo Salazar H.

Concepción, Abril de 2014

Tesis presentada a la

**DIRECCIÓN DE POSTGRADO
UNIVERSIDAD DE CONCEPCIÓN**



Para optar al grado de

MAGISTER EN INGENIERÍA INDUSTRIAL



A Paulo Bastián

RESUMEN

APLICACIÓN DE HEURÍSTICAS GRASP AL PROBLEMA DE MÁQUINAS PARALELAS NO RELACIONADAS CON TIEMPOS DE SETUP DEPENDIENTES DE LA SECUENCIA

Claudia Fernanda Ávila Thieme

Abril 2014

PROFESOR GUIA:

Dr. Eduardo Salazar H.

PROGRAMA:

Magíster en Ingeniería industrial

Este estudio considera el problema de máquinas paralelas no relacionadas con tiempos de setup dependientes de la secuencia, para el cual se proponen heurísticas GRASP (Greedy Randomized Adaptive Search Procedure) para minimizar el makespan, denominadas GRASP-1, que en la fase de búsqueda local aplica intercambio de pares, GRASP-2, que aplica un intercambio aleatorio en la representación de la solución, GRASP-3, que selecciona un trabajo de la máquina que finaliza último y lo inserta en la que finaliza primero y GRASP-4, que intercambia trabajos entre dos máquinas de manera aleatoria. La diferencia entre estas heurísticas es que para cada una se presenta una estructura de vecindad diferente, donde GRASP-1 corresponde a una utilizada en un estudio previo. La efectividad y eficiencia de las heurísticas propuestas se comparan con la heurística Tabu Search, Meta-Raps y ACO, de la literatura para este mismo problema, en un conjunto de datos de prueba de la literatura. Los resultados demuestran que GRASP-4 es superior a las otras heurísticas, tanto en la calidad de las soluciones como en los tiempos computacionales incurridos en su ejecución.

Palabras Claves:

GRASP, Máquinas paralelas no relacionadas,

Tiempos de setup dependientes de la secuencias.

ABSTRACT

GRASP APPROACHES FOR THE UNRELATED PARALLEL MACHINE SCHEDULING PROBLEM WITH SEQUENCE DEPENDENT SETUP TIME

Claudia Fernanda Ávila Thieme

Abril 2014

THESIS SUPERVISOR: Dr. Eduardo Salazar H.

PROGRAM: Magíster en Ingeniería industrial

This study considers the unrelated parallel machine scheduling problem with sequence dependent setup time and four GRASP (Greedy Randomized Adaptive Search Procedure) approaches was developed to minimize the makespan, denominated as GRASP-1, which in the local search phase use a pairwise interchange, GRASP-2, use a random swap in the solution representation, GRASP-3, select a job of the machine with the later completion time and insert into the machine with the earliest completion time and GRASP-4, which swap jobs between two random selected machines. The difference between this heuristics is in the local search procedure, because each one use a different neighborhood structure. GRASP-1 is an algorithm introduced in a previous study. The effectiveness and efficiency of the proposal heuristics are compared with other existing metaheuristics for the same problem on a benchmark problem dataset used in earlier studies. Computational results indicate that GRASP-4 outperforms the other heuristics, improving the solution quality and reduce run times.

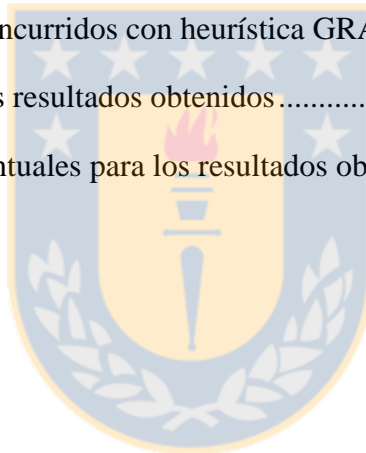
Palabras Claves: GRASP, Unrelated parallel machine,
Sequence-dependent setup times.

ÍNDICE

CAPÍTULO 1.....	1
Introducción.....	1
1.1 Alcances y Objetivos	2
CAPÍTULO 2.....	3
Programación de la producción	3
2.1 Clasificación según configuración productiva.....	3
2.1.1 Configuración productiva por proyectos.....	3
2.1.2 Configuración productiva continua.....	3
2.1.3 Configuración productiva por lotes.....	4
2.2 Conceptos y Notación.....	4
2.3 Medidas de desempeño.....	5
2.3.1 Medidas de desempeño para los trabajos.....	6
2.3.2 Medidas de desempeño para el sistema	6
2.4 Tipos de programación	7
2.5 Clasificación según número de máquinas.....	7
2.5.1 Configuración de una máquina (1).....	8
2.5.2 Configuración de máquinas paralelas (P_m , Q_m , R_m).....	8
2.5.3 Configuración de Flow Shop (F_m)	9
2.5.4 Configuración de Job shop (J_m)	9
CAPÍTULO 3.....	10
El problema de máquinas paralelas no relacionadas	10
3.1 Formulación del problema.....	13
3.2 Principales métodos de solución para el problema.....	15
3.2.1 Reglas de despacho	16
3.2.2 Métodos exactos.....	16

Branch and Bound (Ramificación y Acotamiento, B&B)	17
3.2.3 Heurísticas Constructivas.....	17
3.2.4 Metaheurísticas	18
3.2.4.1 Metaheurísticas de búsqueda en vecindad	18
3.2.4.2 Metaheurísticas basadas en poblaciones	22
3.2.4.3 Otras metaheurísticas: Colonias de hormigas (ACO)	22
3.2.5 Simulación Montecarlo	23
3.3 El problema $R_m/s_{ijk}/C_{max}$ en la literatura.	23
CAPÍTULO 4.....	29
Método Propuesto: GRASP.....	29
4.1 Descripción del método GRASP	29
4.1.1 Fase de construcción	30
4.1.1.1 Construcción de la lista restringida de candidatos	31
4.1.2 Fase de búsqueda local.....	31
4.1.3 Parámetros.....	32
4.2 Implementaciones GRASP en la literatura	33
4.3 Implementación propuesta de la heurística GRASP	35
4.3.1 Fase de Construcción	36
4.3.2 Fase de búsqueda local.....	39
4.4 Extensión de la heurística ECT.....	43
CAPÍTULO 5.....	45
Diseño del Experimento.....	45
5.1 Evaluación de los métodos	46
5.2 Cota inferior para el makespan	46
5.3 Definición de parámetros.....	47

CAPÍTULO 6.....	48
Resultados.....	48
6.1 Heurísticas GRASP.....	48
6.2 Comparación y análisis de resultados.....	54
CAPÍTULO 7.....	61
Discusión y conclusiones.....	61
REFERENCIAS.....	65
ANEXOS.....	72
Anexo 1: Valores de makespan para heurística GRASP.....	72
Anexo 2: Diferencia porcentual sobre la cota inferior para la heurística GRASP.....	88
Anexo 3: Tiempos CPU(s) incurridos con heurística GRASP.....	104
Anexo 4: Makespan para los resultados obtenidos.....	120
Anexo 5: Diferencias porcentuales para los resultados obtenidos.....	122



ÍNDICE DE FIGURAS

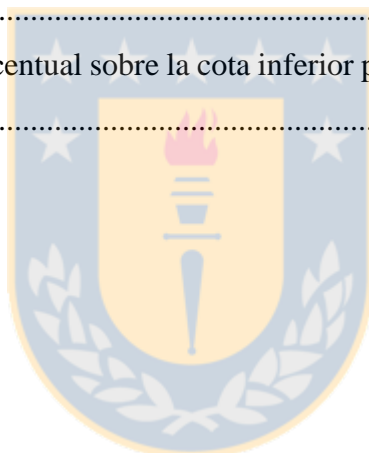
Figura 3.1 Taller de máquinas paralelas	10
Figura 3.2. Primera programación de trabajos con makespan 770.....	12
Figura 3.3. Segunda programación de trabajos con makespan 627.....	12
Figura 4.1. Pseudo-código de metaheurística GRASP (Resende y Ribeiro, 2003).....	30
Figura 4.2. Pseudo-código de la fase de construcción (Resende y Ribeiro, 2003).....	30
Figura 4.3. Pseudo-código de la fase de búsqueda local (Resende y Ribeiro, 2003)	32
Figura 4.4: Programación de la secuencia 15-11-3-2-13-16-7-12-4-10-6-5-9-8-1-14	39
Figura 4.5. Pseudocódigo Heurística del Mejor Vecino (MV) Salazar-Hornig and Medina-S (2013).....	43
Figura 6.1. Diferencia porcentual promedio respecto a la cota inferior para heurísticas GRASP	51
Figura 6.2. Diferencia porcentual de la mejor solución respecto a la cota inferior de cada heurística.....	52
Figura 6.3. Porcentaje de mejores soluciones para cada heurística GRASP	53
Figura 6.4. Diferencia porcentual respecto a la cota inferior para instancias con dos máquinas	55
Figura 6.5. Diferencia porcentual respecto a la cota inferior para instancias con cuatro máquinas	56
Figura 6.6. Diferencia porcentual respecto a la cota inferior para instancias con seis máquinas	57
Figura 6.7. Diferencia porcentual respecto a la cota inferior para instancias con ocho máquinas	57
Figura 6.8. Diferencia porcentual respecto a la cota inferior para instancias con diez máquinas	58
Figura 6.9. Diferencia porcentual respecto a la cota inferior para instancias con doce máquinas	59
Figura 6.10. Porcentaje de mejores soluciones por tamaño de problema.....	59

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 3.1. Tiempos de proceso de los trabajos en cada máquina	11
Tabla 3.2. Tiempos de setup de los trabajos en cada máquina	11
Tabla 4.1. Tiempos de procesamiento p_{jk}	37
Tabla 4.2. Tiempos de setup máquina 1	37
Tabla 4.3. Tiempos de setup máquina 2	37
Tabla 4.4. Tiempos de setup máquina 3	38
Tabla 4.5. Evolución fase de construcción con segunda función de evaluación greedy (g).....	39
Tabla 6.1. Diferencia porcentual sobre cota inferior de resultados con heurísticas GRASP ...	49
Tabla 6.2. Tiempo CPU(s) de ejecución de las heurísticas GRASP por réplica	54
Tabla A.1.1. Valor de Makespan obtenido con GRASP-1 con parámetro $\alpha=0.0$	72
Tabla A.1.2. Valor de Makespan obtenido con GRASP-1 con parámetro $\alpha=0.0$	73
Tabla A.1.3. Valor de Makespan obtenido con GRASP-1 con parámetro $\alpha=0.1$	74
Tabla A.1.4. Valor de Makespan obtenido con GRASP-1 con parámetro $\alpha=0.1$	75
Tabla A.1.5. Valor de Makespan obtenido con GRASP-2 con parámetro $\alpha=0.0$	76
Tabla A.1.6. Valor de Makespan obtenido con GRASP-2 con parámetro $\alpha=0.0$	77
Tabla A.1.7. Valor de Makespan obtenido con GRASP-2 con parámetro $\alpha=0.1$	78
Tabla A.1.8. Valor de Makespan obtenido con GRASP-2 con parámetro $\alpha=0.1$	79
Tabla A.1.9. Valor de Makespan obtenido con GRASP-3 con parámetro $\alpha=0.0$	80
Tabla A.1.10. Valor de Makespan obtenido con GRASP-3 con parámetro $\alpha=0.0$	81
Tabla A.1.11. Valor de Makespan obtenido con GRASP-3 con parámetro $\alpha=0.1$	82
Tabla A.1.12. Valor de Makespan obtenido con GRASP-3 con parámetro $\alpha=0.1$	83
Tabla A.1.13. Valor de Makespan obtenido con GRASP-4 con parámetro $\alpha=0.0$	84
Tabla A.1.14. Valor de Makespan obtenido con GRASP-4 con parámetro $\alpha=0.0$	85
Tabla A.1.15. Valor de Makespan obtenido con GRASP-4 con parámetro $\alpha=0.1$	86
Tabla A.1.16. Valor de Makespan obtenido con GRASP-4 con parámetro $\alpha=0.1$	87
Tabla A.2.1. Diferencia porcentual respecto a la cota inferior para GRASP-1 con parámetro $\alpha=0.0$	88
Tabla A.2.2. Diferencia porcentual respecto a la cota inferior para GRASP-1 con parámetro $\alpha=0.0$	89
Tabla A.2.3. Diferencia porcentual respecto a la cota inferior para GRASP-1 con parámetro $\alpha=0.1$	90

Tabla A.2.4 Diferencia porcentual respecto a la cota inferior para GRASP-1 con parámetro $\alpha=0.1$	91
Tabla A.2.5. Diferencia porcentual respecto a la cota inferior para GRASP-2 con parámetro $\alpha=0.0$	92
Tabla A.2.6. Diferencia porcentual respecto a la cota inferior para GRASP-2 con parámetro $\alpha=0.0$	93
Tabla A.2.7. Diferencia porcentual respecto a la cota inferior para GRASP-2 con parámetro $\alpha=0.1$	94
Tabla A.2.8. Diferencia porcentual respecto a la cota inferior para GRASP-2 con parámetro $\alpha=0.1$	95
Tabla A.2.9. Diferencia porcentual respecto a la cota inferior para GRASP-3 con parámetro $\alpha=0.0$	96
Tabla A.2.10. Diferencia porcentual respecto a la cota inferior para GRASP-3 con parámetro $\alpha=0.0$	97
Tabla A.2.11. Diferencia porcentual respecto a la cota inferior para GRASP-3 con parámetro $\alpha=0.1$	98
Tabla A.2.12. Diferencia porcentual respecto a la cota inferior para GRASP-3 con parámetro $\alpha=0.1$	99
Tabla A.2.13. Diferencia porcentual respecto a la cota inferior para GRASP-4 con parámetro $\alpha=0.0$	100
Tabla A.2.14. Diferencia porcentual respecto a la cota inferior para GRASP-4 con parámetro $\alpha=0.0$	101
Tabla A.2.15. Diferencia porcentual respecto a la cota inferior para GRASP-4 con parámetro $\alpha=0.1$	102
Tabla A.2.16. Diferencia porcentual respecto a la cota inferior para GRASP-4 con parámetro $\alpha=0.1$	103
Tabla A.3.1. Tiempos CPU(s) incurridos en heurística GRASP-1 con parámetro $\alpha=0.0$	104
Tabla A.3.2. Tiempos CPU(s) incurridos en heurística GRASP-1 con parámetro $\alpha=0.0$	105
Tabla A.3.3. Tiempos CPU(s) incurridos en heurística GRASP-1 con parámetro $\alpha=0.1$	106
Tabla A.3.4 Tiempos CPU(s) incurridos en heurística GRASP-1 con parámetro $\alpha=0.1$	107
Tabla A.3.5. Tiempos CPU(s) incurridos en heurística GRASP-2 con parámetro $\alpha=0.0$	108
Tabla A.3.6. Tiempos CPU(s) incurridos en heurística GRASP-2 con parámetro $\alpha=0.0$	109
Tabla A.3.7. Tiempos CPU(s) incurridos en heurística GRASP-2 con parámetro $\alpha=0.1$	110

Tabla A.3.8. Tiempos CPU(s) incurridos en heurística GRASP-2 con parámetro $\alpha=0.1$	111
Tabla A.3.9. Tiempos CPU(s) incurridos en heurística GRASP-3 con parámetro $\alpha=0.0$	112
Tabla A.3.10. Tiempos CPU(s) incurridos en heurística GRASP-3 con parámetro $\alpha=0.0$	113
Tabla A.3.11. Tiempos CPU(s) incurridos en heurística GRASP-3 con parámetro $\alpha=0.1$	114
Tabla A.3.12. Tiempos CPU(s) incurridos en heurística GRASP-3 con parámetro $\alpha=0.1$	115
Tabla A.3.13. Tiempos CPU(s) incurridos en heurística GRASP-4 con parámetro $\alpha=0.0$	116
Tabla A.3.14. Tiempos CPU(s) incurridos en heurística GRASP-4 con parámetro $\alpha=0.0$	117
Tabla A.3.15. Tiempos CPU(s) incurridos en heurística GRASP-4 con parámetro $\alpha=0.1$	118
Tabla A.3.16. Tiempos CPU(s) incurridos en heurística GRASP-4 con parámetro $\alpha=0.1$	119
Tabla A.4.1. Valores del makespan para los distintos métodos de solución.	120
Tabla A.4.2. Valores del makespan para los distintos métodos de solución.	121
Tabla A.5.1. Diferencia porcentual sobre la cota inferior para los distintos métodos de solución.	122
Tabla A.5.2. Diferencia porcentual sobre la cota inferior para los distintos métodos de solución.	123



CAPÍTULO 1

Introducción

En la actualidad, los sistemas de producción requieren de altos estándares de programación o secuenciamiento de la producción, pues juegan un rol fundamental dentro de las industrias manufactureras y de servicios. Los objetivos a lograr pueden variar de una empresa a otra, pero entre los más comunes podemos encontrar: mejorar el nivel de servicio y disminuir los costes de producción.

El propósito de la programación de la producción es determinar las actividades a desarrollar en las distintas unidades productivas en el horizonte de planificación. Dentro de sus funciones se encuentra la asignación de los pedidos, equipo y personal a los centros de trabajos, el establecimiento de la secuencia de realización de los trabajos y la determinación de los momentos de comienzo y fin de las actividades.

En este estudio se analiza la programación de máquinas paralelas con tiempos de setup dependientes de la secuencia, ya que para obtener la capacidad adecuada esto es común en situaciones de la vida real. Así también, lo son las actividades de preparación (tiempos de setup), ya que usualmente son requeridas cuando se cambia de trabajos. Aplicaciones de este tipo son comunes en la industria de la producción de pintura y plástico donde se requiere una completa limpieza entre los procesos. Situaciones similares son también recurrentes en la industria de producción de textiles, de vidrios, de químicos y de papel, así como también en algunas industrias de servicios.

El problema de máquinas paralelas no relacionadas consiste en programar n trabajos disponibles en tiempo cero que deben ser programados sin interrupción en m máquinas en paralelo que pueden procesar trabajos con tiempos de procesamiento diferentes. Cada trabajo debe ser asignado a una máquina y cada máquina puede procesar un trabajo a la vez. Cuando un trabajo va a ser procesado en una máquina, ésta requiere una preparación, por lo que se necesita un tiempo de setup. El tiempo de setup considerado dependiente de la secuencia y de la máquina, esto significa, que el tiempo de setup de la máquina k necesario para procesar el trabajo j después del trabajo i es diferente al tiempo de setup necesario en la misma máquina para

procesar el trabajo i después del trabajo j . Además, el tiempo de setup entre el trabajo i y j en la máquina k es diferente que el tiempo de setup necesario entre el trabajo i y j en la máquina k' .

1.1 Alcances y Objetivos

El objetivo de esta investigación es continuar con el estudio y análisis de la heurística GRASP realizado por Ávila (2013), a través de la evaluación de distintas búsquedas en vecindad con el fin de minimizar el makespan del problema de máquinas paralelas no relacionadas con tiempos de setup dependientes de la secuencia.

La metodología utilizada comprende una revisión bibliográfica sobre el problema y sobre la heurística GRASP, de manera de conocer las características de éstos, para seleccionar y definir un nuevo método de solución. Comprende además, de la definición de un conjunto de problemas de prueba para la evaluación del método utilizado y comparación de los resultados obtenidos.



CAPÍTULO 2

Programación de la producción

El propósito de la programación de la producción es determinar las actividades a desarrollar en las distintas unidades productivas y durante cada momento en el horizonte de planificación. Dentro de sus funciones se encuentra la asignación de los pedidos, equipos y personal a los centros de trabajos, el establecimiento de la secuencia de realización de los trabajos y la determinación de los momentos de comienzo y fin de las actividades.

2.1 Clasificación según configuración productiva

Las funciones de la programación de la producción son aplicables a cualquier tipo de actividad productiva, sean de manufactura o de servicios, aunque las implicancias del desarrollo de esta función van a variar notablemente en el tipo de configuración productiva del caso considerado. (Domínguez Machuca, 1995)

2.1.1 Configuración productiva por proyectos

Este tipo de configuración consta de la producción de productos o servicios únicos, que generalmente son de gran envergadura y representan una alta complejidad, representando períodos de tiempos extensos y fabricándose sólo un producto. Una de las características que presentan los proyectos es que estos requieren y generan una gran cantidad de input y/o outputs, por lo que usualmente se fabrican en su lugar de destino siendo los recursos los que se trasladan hacia allá.

Un proyecto es generalmente un conjunto de actividades o trabajos que están sujetos a restricciones de precedencia, esto quiere decir, que la actividad o trabajo no puede ser comenzada hasta que se hayan terminado otras actividades o trabajos previamente.

2.1.2 Configuración productiva continua

En este tipo de sistema productivo, se produce siempre el mismo producto o una familia de productos muy reducidos, utilizando para esto siempre las mismas instalaciones con una disposición de las máquinas en cadena, donde cada una de estas realiza siempre la misma

operación. Las empresas que trabajan con configuraciones continuas generalmente tienen un alto grado de automatización y homogeneidad en el proceso con elevados niveles de inversión.

El aprovechamiento adecuado de las instalaciones y los recursos en este tipo de sistemas está dado por la calidad del diseño del proceso y las actividades de programación a desarrollar son principalmente las relacionadas con ajustar el ritmo de producción.

2.1.3 Configuración productiva por lotes

En las empresas que utilizan una configuración productiva por lotes, las instalaciones son utilizadas para la fabricación de productos distintos en cantidades variadas. Esto implica que las instalaciones están diseñadas para que una vez que finaliza un pedido se puedan preparar las máquinas para la producción del siguiente. En la configuración por lotes nos podemos encontrar en dos situaciones según la función de las características de los procesos, las cuales se mencionan a continuación.

Configuración en línea: las empresas utilizan la distribución en línea para la fabricación de pocos productos en lotes homogéneos de gran tamaño, donde éstos deben seguir la misma secuencia de paso por las máquinas, pudiéndose saltar alguna que no fuera necesaria.

Configuración a medida o taller: las empresas que utilizan esta configuración usan distribuciones por funciones para obtener una gran variedad de productos y componentes en lotes de pequeños tamaños, de manera que las máquinas se agrupan en centros de trabajos de acuerdo a sus funciones. De esta manera, los lotes de los distintos productos pasan de un centro de trabajo a otro, pudiendo seguir secuencias diferentes.

2.2 Conceptos y Notación

Los principales conceptos y notaciones utilizadas en este estudio y que permiten una mejor comprensión de los fundamentos teóricos de la programación, se presentan a continuación, y son una adaptación de lo presentado por Pinedo (2009).

Trabajos: son las tareas que deben ser procesadas y programados en el sistema productivo.

Máquinas: recurso utilizado para procesar los trabajos en un sistema productivo.

Dado que la cantidad de trabajos y de máquinas es finita, la notación utilizada para referirse a estos conceptos es la siguiente:

n : Número de trabajos en el sistema.

m : Número de máquinas en el sistema.

i, j : Subíndices que hacen referencia a los trabajos.

k : Subíndice que hace referencia a las máquinas.

Otros conceptos relacionados con la programación de la producción y que son necesarios para conocer las características del sistema, se presentan a continuación:

Tiempo de proceso (p_{jk}): representa el tiempo que le toma al trabajo j ser procesado en la máquina k .

Fecha de liberación (r_j): representa el tiempo en el que el trabajo j llega al sistema, por lo que a partir de este momento el trabajo puede procesarse.

Fecha de entrega (d_j): corresponde a la fecha de finalización del trabajo j para cumplir con la fecha de entrega pactada con el cliente.

Peso (w_j): representa un factor de prioridad del trabajo j , reflejando la importancia relativa de este frente a otros trabajos del sistema.

Setup (s_{ijk}): también conocido como tiempo de preparación y corresponde al tiempo que se demora preparar la máquina para el procesamiento del trabajo j una vez finalizado el trabajo i , en la máquina k .

Si el tiempo de setup depende del trabajo completado recientemente y del trabajo que está a punto de comenzar, se dice que los tiempos de setup son dependientes de la secuencia.

2.3 Medidas de desempeño

Las medidas de desempeño son la información generada como resultado de las decisiones de programación y representan los datos fundamentales para la evaluación de los programas, permitiendo el análisis y la comparación de los sistemas productivos. A continuación se

presentan las medidas de desempeño más utilizadas tanto para los trabajos como para el sistema, y son una adaptación de las presentadas en Pinedo (2009) y Baker & Trietsch (2009).

2.3.1 Medidas de desempeño para los trabajos

Tiempo de finalización (C_j): corresponde al tiempo en el que el trabajo j es finalizado.

Tiempo de flujo (F_j): corresponde al tiempo en que el trabajo j permanece en el sistema. Queda definido por: $F_j = C_j - r_j$

Atraso (L_j): es la cantidad de tiempo en que el tiempo de finalización del trabajo excede (positivo) o antecede (negativo) la fecha de entrega. Queda definido por: $L_j = C_j - d_j$

Tardanza (T_j): corresponde al atraso del trabajo j si no cumple con su fecha de entrega, siendo cero en otro caso. Queda definido por: $T_j = \max\{0, L_j\}$

Prontitud (E_j): corresponde al tiempo en que el trabajo j es completado antes de su fecha de entrega, siendo en otro caso cero. $E_j = \max\{0, -L_j\}$

Trabajo tardío (δ_j): indica si el trabajo j terminó atrasado, tomando el valor de 1 en este caso y de cero en otro. Queda definido por: $\delta_j = \{1 \text{ si } T_j > 0 ; 0 \text{ si } T_j = 0\}$

2.3.2 Medidas de desempeño para el sistema

Makespan (C_{max}): corresponde al tiempo en que el último trabajo deja el sistema. Se define: $C_{max} = \max_{j=1, \dots, n} \{C_j\}$

Tiempo total de flujo (F): corresponde a la sumatoria de los tiempos de flujo de los n trabajos del sistema. Se define como: $F = \sum_{j=1}^n F_j$

Tiempo de flujo máximo (F_{max}): corresponde al máximo valor de tiempos de flujo de los trabajos individuales en el sistema. Se define como: $F_{max} = \max_{j=1, \dots, n} \{F_j\}$

Atraso máximo (L_{max}): corresponde al máximo valor de atraso de todos los trabajos individuales en el sistema. Se define como: $L_{max} = \max_{j=1, \dots, n} \{L_j\}$

Tardanza total (T): corresponde a la sumatoria de la tardanza de los n trabajos del sistema. Se define como: $T = \sum_{j=1}^n T_j$

Tardanza máxima (T_{max}): corresponde al máximo valor de tardanza de todos los trabajos individuales del sistema. Se define como: $T_{max} = \max_{j=1, \dots, n} \{T_j\}$

Número de trabajos tardíos (N_t): número total de trabajos con tardanza positiva en el sistema. Se define como: $N_t = \sum_{j=1}^n \delta_j$

2.4 Tipos de programación

Los tipos de programación se pueden clasificar dependiendo de la manera en que éstos arriben al sistema para su procesamiento, pudiéndose distinguir principalmente dos tipos de programación:

Programación estática: en este tipo de programación la disponibilidad del conjunto de trabajos a ser procesados por las máquinas no cambia durante el período de planificación. Es decir, el número de trabajos a procesar es conocido y limitado, conociéndose las operaciones y tiempos de procesos para cada uno de estos. El fin para este tipo de programación es optimizar uno o más objetivos.

Programación dinámica: en contraste con la anterior, en este tipo de programación nuevos trabajos pueden aparecer durante el período de planificación. Es decir, el número de trabajos a procesar no es conocido de antemano y las características de estos se definen al mismo tiempo en que se procesan. El estado del proceso cambia a cada instante, y se debe establecer un procedimiento de programación que se verifica constantemente, para lo que se calculan valores medios durante períodos de tiempo prudentes.

Los modelos estáticos son más tratables que los problemas dinámicos, y han sido estudiados extensamente. Aunque los modelos dinámicos parecen ser más importantes para aplicaciones prácticas, los modelos estáticos usualmente capturan la esencia de los sistemas dinámicos, y el análisis de problemas estáticos frecuentemente revela información valiosa y algunos principios heurísticos que son útiles en situaciones dinámicas (Baker & Trietsch, 2009).

2.5 Clasificación según número de máquinas

Los problemas de programación se pueden clasificar de acuerdo a la configuración de las máquinas del sistema, y pueden ser presentados utilizando el esquema de clasificación $\alpha/\beta/\gamma$ propuesto por Graham et al. (1979), donde el campo α es usado para describir el ambiente

productivo, el campo β es usado para incluir restricciones en el proceso y el campo γ es usado para representar la función objetivo.

En esta sección se presenta la clasificación de los modelos de programación según la configuración de las máquinas entregado por Pinedo (2009), además se presenta la notación con la que se caracteriza cada ambiente.

2.5.1 Configuración de una máquina (1)

El modelo de una máquina es el más sencillo de todos y consiste en el problema de secuenciar n trabajos a ser procesados en una máquina. Los modelos de una máquina son importantes en métodos de descomposición, cuando los problemas de programación en ambientes de máquinas más complejos pueden ser reducidos a algún número de problemas de una máquina.

2.5.2 Configuración de máquinas paralelas (P_m, Q_m, R_m)

Un conjunto de m máquinas en paralelo es la generalización del problema de una máquina. Las máquinas pueden ser iguales, pudiendo los trabajos ser procesados en cualquiera de las máquinas disponibles, o no serlo, pudiendo algunos trabajos ser procesados en cualquier máquina y otros ser procesados solo en un subconjunto de las m máquinas. Los problemas de programación de máquinas paralelas pueden ser clasificados en tres categorías: máquinas paralelas idénticas, máquinas paralelas uniformes y máquinas paralelas no relacionadas.

Máquinas paralelas idénticas (P_m): se disponen de m máquinas paralelas idénticas, donde cada trabajo j requiere de una operación y el tiempo de procesamiento para cada trabajo es el mismo independiente de la máquina.

Máquinas paralelas uniformes (Q_m): se dispone de m máquinas en paralelo que poseen diferentes velocidades de proceso (v_k) y el tiempo de proceso de cada trabajo j en la máquina k es equivalente a: $p_{jk} = p_j / v_k$ donde p_j es el tiempo de proceso del trabajo j , independiente de la máquina donde se procese.

Máquinas paralelas no relacionadas (R_m): esta configuración representa una generalización de las otras dos categorías y se dispone de m máquinas paralelas con diferentes velocidades (v_{jk}), la cual corresponde a la velocidad de la máquina k a procesar el trabajo j . En este caso el tiempo de proceso para cada trabajo j en la máquina k es igual a: $p_{jk} = p_j / v_{jk}$

2.5.3 Configuración de Flow Shop (F_m)

En este tipo de configuración los trabajos tienen que someterse a múltiples operaciones en una cantidad diferente de máquinas siguiendo todos una ruta idéntica, es decir, todos los trabajos visitan las mismas máquinas en la misma secuencia. Las máquinas se encuentran establecidas en serie y cuando un trabajo completa su procesamiento en una máquina tiene que ponerse en cola para la siguiente.

Una generalización del flow shop es conocida como Flow Shop Flexible (FF_c), que consiste en c etapas en series, donde en cada etapa hay una cantidad de máquinas en paralelo.

2.5.4 Configuración de Job shop (J_m)

En este tipo de configuración se poseen m máquinas para procesar n trabajos, donde los trabajos tienen distintas rutas. En este caso, el flujo de trabajo no es unidireccional, pudiendo un trabajo ser procesado en un subconjunto de las m máquinas. El job shop es una generalización del flow shop, ya que el flow shop es un job shop en que cada uno de los trabajos tiene la misma ruta.

Algunos modelos de job shop, asumen que un trabajo puede ser procesado en una máquina en particular solo una vez, mientras que otros modelos permiten que un trabajo visite la misma máquina más de una vez, permitiendo una recirculación de los trabajos.

Una generalización del job shop es el job shop flexible, donde los centros de trabajo consisten en múltiples máquinas en paralelo.

CAPÍTULO 3

El problema de máquinas paralelas no relacionadas

El problema de programación de máquinas paralelas consiste en programar n trabajos independientes que deben ser procesados en m máquinas dispuestas en paralelo. Cada trabajo puede ser procesado exactamente por una máquina y cada máquina puede procesar solo un trabajo a la vez. Los trabajos se encuentran disponibles en el instante inicial y no se permiten interrupciones en el procesamiento, es decir, una vez que una máquina ha empezado a procesar un trabajo, debe continuar hasta que termine. El entorno de las máquinas paralelas se ilustra en la Figura 3.1.

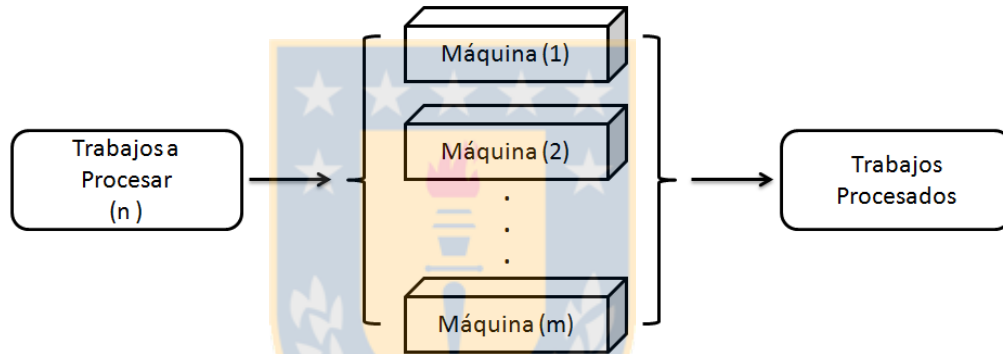


Figura 3.1 Taller de máquinas paralelas

Para el caso de máquinas paralelas no relacionadas, el tiempo de procesamiento de los trabajos depende de la máquina a la que es asignado y no existe relación entre las velocidades de éstas. Es decir, por ejemplo, que el tiempo de procesamiento del trabajo j en la máquina 1 puede ser de p_{j1} , y el tiempo de procesamiento en la máquina 2 de p_{j2} , con $p_{j1} > p_{j2}$; mientras que el tiempo de procesar el trabajo i en la máquina 1 de p_{i1} y en la máquina 2 de p_{i2} , con $p_{i2} > p_{i1}$. En otras palabras, no se puede identificar un factor de velocidad por máquina.

Para el procesamiento de los trabajos también se consideran tiempos de preparación o tiempos de setup de las máquinas, que corresponden al tiempo necesario para reconfigurar o limpiar las máquinas al pasar de un trabajo a otro. Estos tiempos son dependientes de la secuencia, es decir, que la duración de estos dependerá del trabajo completado recientemente y del trabajo que está a punto de comenzar, así como también de la máquina en la que éstos se realicen. Aplicaciones

de problemas con tiempos de preparación son comunes en las industrias de plástico y pintura, donde se requiere realizar una limpieza completa entre las operaciones. Por ejemplo, en las operaciones de pintura, cada vez que un nuevo color es utilizado, se debe limpiar los dispositivos, y usualmente, el tiempo de limpieza depende del color que se ha utilizado previamente y el que se procesará a continuación. Situaciones similares son comunes en las industrias de textiles, vidrios, químicos y papel, así como también en algunas industrias de servicios (Helal et Al. 2006).

Para ejemplificar este problema, se considera un sistema de seis trabajos que deben ser procesados en dos máquinas. En la Tabla 3.1 se presentan los tiempos de proceso de cada trabajo en cada máquina, mientras que los tiempos de setup de cada trabajo se presentan en la Tabla 3.2, donde la diagonal de la matriz corresponde a los tiempos de setup de los trabajos si estos son asignados como primer trabajo de la máquina.

Tiempo de proceso		
p_{jk}	1	2
1	155	170
2	137	128
3	139	125
4	157	174
5	132	160
6	164	128

Tabla 3.1. Tiempos de proceso de los trabajos en cada máquina.

Tiempos de setup: Máquina 1							Tiempos de setup: Máquina 2						
s_{ijk}	1	2	3	4	5	6	s_{ijk}	1	2	3	4	5	6
1	56	94	84	79	97	65	1	93	95	59	77	81	50
2	89	90	74	66	61	57	2	67	88	56	61	69	66
3	92	100	100	97	98	52	3	64	59	87	84	57	96
4	50	90	80	99	63	80	4	89	88	81	64	96	54
5	92	72	61	92	63	71	5	87	72	74	56	74	69
6	93	77	53	92	66	78	6	62	63	100	53	78	90

Tabla 3.2. Tiempos de setup de los trabajos en cada máquina.

De manera de ver el impacto que tiene sobre el tiempo de finalización de los trabajos la programación de estos, se asignarán los trabajos 3-2-6 a la primera máquina y los trabajos 1-4-5 en la segunda máquina. En la Figura 3.2 se muestra la carta Gantt de esta programación y se obtiene que el tiempo de finalización del último trabajo del sistema o makespan es 770. Luego, se realiza una segunda programación, donde se asignan los trabajos 5-2-4 a la primera máquina y los trabajos 3-1-6 a la segunda. Esta programación se ilustra en la Figura 3.3, y se obtiene un makespan de 627.

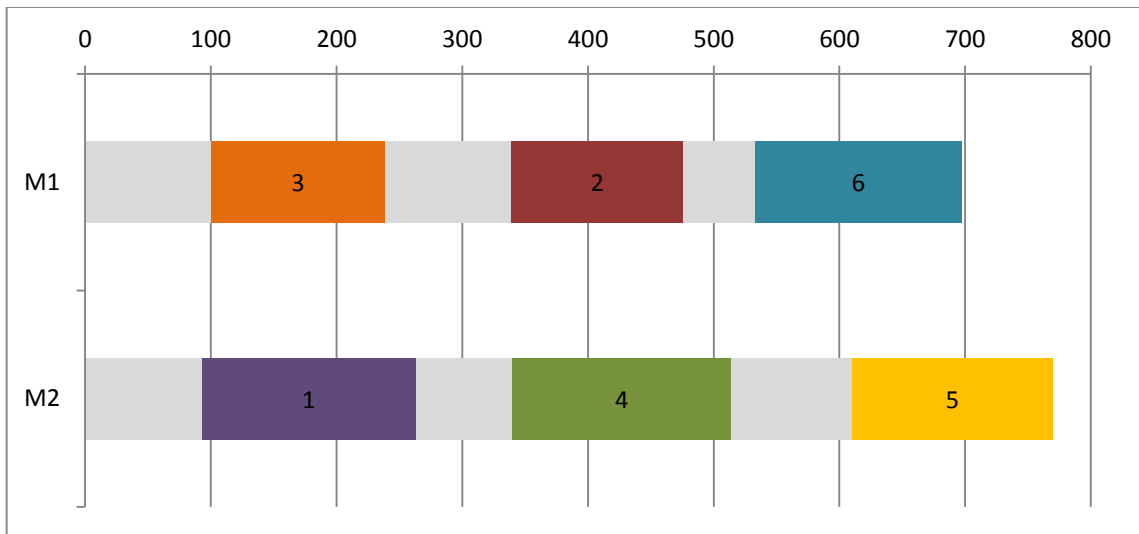


Figura 3.2. Primera programación de trabajos con makespan 770.

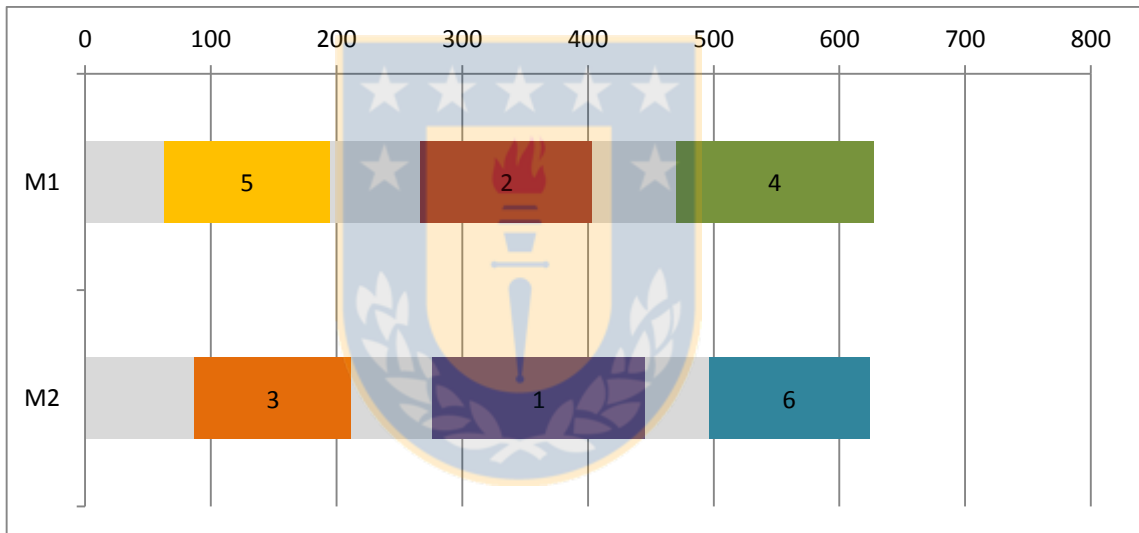


Figura 3.3. Segunda programación de trabajos con makespan 627.

De esta manera, se puede apreciar que la asignación de cada trabajo a una máquina y el orden en que estos son procesados, puede afectar notablemente el tiempo que tomará en completarse estos trabajos. Aunque para problemas pequeños no es difícil encontrar una buena programación, esto se complica para problemas de mayor tamaño necesitando además muchos recursos para lograrlo. Surge así la necesidad de generar métodos capaces de obtener buenas soluciones en tiempos razonables.

3.1 Formulación del problema

El problema abordado en este estudio consiste en programar n trabajos, que se encuentran disponibles en el tiempo cero, y que deben ser procesados en m máquinas en paralelo. Se consideran máquinas no relacionadas, ya que el tiempo de procesamiento del trabajo depende de la máquina a la que es asignado. Cada trabajo es asignado a una máquina, y cada máquina puede procesar un trabajo a la vez sin interrupciones, es decir, una vez que comienza el trabajo debe seguir hasta terminarlo. Para el problema se consideran también tiempos de preparación dependientes de la secuencia y de las máquinas, es decir que el tiempo de preparación en la máquina k del trabajo j después del trabajo i , es diferente que el tiempo de preparación del trabajo i después del trabajo j en la misma máquina. Así como también, el tiempo de preparación del trabajo j después del trabajo i en la máquina k es diferente que el tiempo de preparación del trabajo j después del trabajo i en la máquina k' .

La medida de desempeño que se utilizará para medir los programas de producción será el tiempo de finalización máxima, también conocido como makespan (C_{\max}), el cual debe ser minimizado. En términos de la notación de tres parámetros propuesto por Graham et al. (1979), el problema estudiado se denota como $R_m/S_{ijk}/C_{\max}$.

Un caso especial de este problema es el problema de máquinas paralelas idénticas P_m/C_{\max} , que es considerado como NP-hard incluso para dos máquinas. Dado a que $R_m/S_{ijk}/C_{\max}$ es una generalización de este problema también es NP-hard (Helal et al. 2006).

Mediante la programación entera mixta se puede formular un modelo matemático para la obtención de soluciones óptimas para el problema, utilizándose los siguientes parámetros:

C_j : tiempo de finalización del trabajo j .

p_{jk} : tiempo de procesamiento del trabajo j en la máquina k .

S_{ijk} : tiempo de preparación para procesar el trabajo j después del trabajo i en la máquina k .

S_{0jk} : tiempo de preparación para procesar el trabajo j primero en la máquina k .

M : número positivo grande.

Las variables de decisión del modelo se presentan a continuación:

x_{ijk} : $\begin{cases} 1 & \text{si el trabajo } j \text{ es procesado directamente después del trabajo } i \text{ en la máquina } k. \\ 0 & \text{en otro caso.} \end{cases}$

x_{0jk} : $\begin{cases} 1 & \text{si el trabajo } j \text{ es el primer trabajo procesado en la máquina } k. \\ 0 & \text{en otro caso.} \end{cases}$

x_{i0k} : $\begin{cases} 1 & \text{si el trabajo } i \text{ es el último trabajo procesado en la máquina } k. \\ 0 & \text{en otro caso.} \end{cases}$

A continuación se detalla el modelo presentado por Chang and Chen (2011) para el problema $R_m/S_{ijk}/C_{max}$:

$$\text{Min } C_{max} \quad (1)$$

Sujeto a:

$$\sum_{\substack{i=0 \\ i \neq j}}^n \sum_{k=1}^m x_{ijk} = 1 \quad \forall j = 1, \dots, n \quad (2)$$

$$\sum_{\substack{i=0 \\ i \neq h}}^n x_{ihk} = \sum_{\substack{j=0 \\ j \neq h}}^n x_{hjk} \quad \forall h = 1, \dots, n \quad \forall k = 1, \dots, m \quad (3)$$

$$C_j \geq C_i + \sum_{k=1}^m x_{ijk}(S_{ijk} + p_{jk}) + M \left(\sum_{k=1}^m x_{ijk} - 1 \right) \quad \forall i = 0, \dots, n \quad \forall j = 1, \dots, n \quad (4)$$

$$\sum_{j=0}^n x_{0jk} = 1 \quad \forall k = 1, \dots, m \quad (5)$$

$$C_j \leq C_{max} \quad \forall j = 1, \dots, n \quad (6)$$

$$C_0 = 0 \quad (7)$$

$$C_j \geq 0 \quad \forall j = 1, \dots, n \quad (8)$$

$$x_{ijk} \in \{0,1\} \quad \forall i = 0, \dots, n \quad \forall j = 0, \dots, n \quad \forall k = 1, \dots, m \quad (9)$$

La función objetivo (1) es la minimización del makespan, que corresponde a minimizar el tiempo de finalización del último trabajo en el sistema, para lo cual se consideran las restricciones expuestas en el modelo. El conjunto de restricciones (2) aseguran que cada trabajo

es programado una única vez y procesado por una sola máquina. El grupo de restricciones (3) asegura que cada trabajo tenga un solo predecesor y un solo sucesor. El conjunto de restricciones (4) son utilizadas para calcular el tiempo de finalización de cada trabajo y asegura que ningún trabajo puede preceder y suceder al mismo trabajo. El conjunto de restricciones (5) asegura que no más de un trabajo pueda ser programado primero en cada máquina. Cabe notar, que no es necesario otro conjunto de restricciones para asegurar que no más de un trabajo sea programado último en cada máquina, ya que esto queda garantizado por las restricciones (5) junto con las restricciones (3). El grupo de restricciones (6) restringe el tiempo de finalización. La restricción (7) establece que el tiempo de finalización del trabajo ficticio sea cero, las restricciones (8) aseguran que los tiempos de finalización sean no negativos y las restricciones (9) especifican que las variables de decisión x son binarias en todos los dominios.

3.2 Principales métodos de solución para el problema.

El problema de máquinas paralelas no relacionadas con tiempos de setup dependientes de la secuencia es catalogado como un problema NP-hard (Helal et al. 2006), siendo un problema típico de la optimización combinatoria y que presenta aplicaciones en varios ambientes de manufactura.

Una característica común de los problemas estudiados por la optimización combinatoria es que son difíciles de resolver, debido principalmente a la gran cantidad de posibles soluciones que existen para estos, siendo su resolución vía enumeración exhaustiva prácticamente imposible, inclusive para tamaños moderados.

Existen distintos métodos de solución para este tipo de problemas, existiendo técnicas de solución exactas, las que son aplicadas principalmente a instancias pequeñas del problema, ya que el tiempo de ejecución aumenta de forma exponencial con el tamaño de éste. Otra posibilidad, consiste en buscar soluciones subóptimas en un tiempo razonable, mediante la aplicación de técnicas heurísticas y metaheurísticas, las cuales pueden incluso encontrar la solución óptima en algunos problemas.

A continuación se presentan los métodos de solución más utilizados, siendo de principal interés aquellas que han sido presentados para resolver el problema del estudio.

3.2.1 Reglas de despacho

Las reglas de despacho son reglas de priorización que corresponden a criterios utilizados para obtener el secuenciamiento de los trabajos que se encuentran en el sistema. Cuando una máquina se desocupa y existen trabajos en espera para ser procesados en esta, se selecciona el trabajo con el índice más favorable, de acuerdo a la definición de la regla seleccionada. Algunas de las reglas de despacho básicas se mencionan a continuación (ver Salazar, 2011):

SPT (*shortest processing time*): prioriza el trabajo con menor tiempo de proceso.

LPT (*largest processing time*): prioriza el trabajo con mayor tiempo de proceso.

FCFS (FIFO) (*first come first served*): prioriza los trabajos de acuerdo al orden de llegada a la máquina.

EDD (*earliest due date*): prioriza el trabajo con fecha de entrega más cercana.

RANDOM (*arbitraria o aleatoria*): elección arbitraria o aleatoria del trabajo.

LWKR (*least work remaining*): prioriza trabajo con menor cantidad de trabajo restante.

MWKR (*most work remaining*): prioriza trabajo con mayor cantidad de trabajo restante.

SST (*shortest setup time*): prioriza el trabajo que origina el menor tiempo de preparación.

SLACK: prioriza el trabajo con menor holgura.

SLACK/OPN (*slack per operation*): prioriza el trabajo con menor razón entre su holgura y el número de operaciones restantes.

CR (*critical ratio*): prioriza el trabajo con menor razón calculada dividiendo el tiempo restante hasta la fecha de entrega por el tiempo restante de proceso.

WINQ (*work un next queue*): se prioriza el trabajo cuya siguiente operación se realizaría en una máquina con menor cantidad de trabajo.

3.2.2 Métodos exactos

Las técnicas de solución exactas garantizan encontrar la solución óptima para cualquier instancia de un problema en un tiempo acotado. Sin embargo, dado que en este tipo de problemas

el espacio de solución es de gran tamaño, en muchos casos resulta impracticable tratar de encontrar la solución óptima en tiempo razonable.

Branch and Bound (Ramificación y Acotamiento, B&B)

El algoritmo de branch and bound encuentra soluciones óptimas a varios problemas de optimización, siendo la base de la mayoría de los métodos exactos. Este método fue propuesto por Land y Doig (1960), y consiste en la enumeración sistemática de todas las soluciones posibles, donde grandes subconjuntos de soluciones son descartadas mediante el uso de límites superiores e inferiores de la función objetivo.

El método de branch and bound ha sido aplicado a varios problemas de programación, para el caso de máquinas paralelas no relacionadas con tiempos de setup dependientes de la secuencia, Rocha et al. (2008) desarrollan un algoritmo con el fin de minimizar la tardanza ponderada y el makespan, utilizando la metaheurística GRASP para obtener límites superiores.

3.2.3 Heurísticas Constructivas

Los métodos heurísticos o aproximados son procedimientos eficientes para encontrar soluciones de alta calidad para un problema específico con un costo computacional razonable, aunque no se garantiza la solución óptima, e incluso en algunos casos, no se llega a establecer lo cerca que se encuentre de ésta.

Existen muchos métodos heurísticos de diferentes naturalezas, siendo de interés para este estudio las heurísticas constructivas, es decir las que construyen paso a paso la solución, siendo usualmente deterministas basadas generalmente en la elección del mejor elemento en cada iteración, lo que se conoce como un algoritmo goloso.

A continuación se presentan algunas heurísticas diseñadas para el problema de máquinas paralelas no relacionadas.

Heurística ECT

La heurística ECT (earliest completion time) fue desarrollada por Ibarra y Kim (1977) para resolver el problema R_m/C_{max} , y se caracteriza por ser la heurística más conocida para resolver este problema. De todos los trabajos no asignados, asigna el que finaliza primero. Para esta heurística, el mismo autor desarrolló tres extensiones ECT-B, ECT-C, ECT-E, que de igual

manera se encuentran orientadas a la minimización del makespan, pero utilizan distintos criterios para ordenar los trabajos. Muñoz (2009) presenta adaptaciones de estas heurísticas adaptadas al problema $R_m/S_{ijk}/C_{max}$.

Heurística PH

La heurística PH (Partitioning Heuristic) fue desarrollada por Al-Salem (2004) para el problema $R_m/S_{ijk}/C_{max}$ aplicando tres fases secuencialmente. La primera fase es una heurística constructiva que asigna trabajos a las máquinas. La segunda fase es una heurística de mejoramiento aplicada a la solución obtenida de la fase de construcción. Finalmente, la tercera fase es una heurística que trata cada máquina como un TSP (problema del vendedor viajero) y determina la secuencia de trabajos en cada máquina. Cabe mencionar que esta fue la primera heurística específica diseñada para este problema, y ha sido utilizada para generar comparaciones con los métodos desarrollados con posterioridad.

3.2.4 Metaheurísticas

Las metaheurísticas son una clase de métodos aproximados que están diseñados para resolver problemas difíciles de optimización combinatoria, en los que las heurísticas clásicas no son efectivas. Las metaheurísticas proporcionan un marco general para crear nuevos algoritmos híbridos combinando diferentes conceptos derivados de la inteligencia artificial, la evolución biológica y los mecanismos estadísticos (Osman & Kelly 1996). Algunas de las ventajas que presentan las metaheurísticas es que son algoritmos de propósito general, son de fácil implementación y obtiene buenos resultados en la práctica, mientras que dentro de sus desventajas se puede mencionar que son algoritmos aproximados y en general son altamente probabilísticos.

A continuación se presentan algunos de los procedimientos metaheurísticos de interés, los cuales se han clasificado de acuerdo a si se basan en búsquedas locales o en poblaciones.

3.2.4.1 Metaheurísticas de búsqueda en vecindad

La búsqueda en vecindad o búsqueda local es ampliamente usada para resolver problemas de optimización difíciles. El procedimiento comienza con una solución inicial que es construida con algún algoritmo heurístico, y luego, el algoritmo de búsqueda local busca a través del espacio de solución moviéndose de una solución a otra (Michiels et al. 2007). La mayoría de los

algoritmos de búsqueda en vecindad tienen la ventaja de ser generalmente aplicables y flexibles, aunque pueden quedar fácilmente atrapados en un óptimo local, lo que representa una desventaja.

Las principales metaheurísticas de búsqueda local se pueden clasificar en distintas categorías según el enfoque utilizado para escapar de un óptimo local. Entre estas opciones se puede encontrar el multi-arranque, que consiste en volver a comenzar la búsqueda desde otra solución inicial; las vecindades variables, que modifican las estructuras de entornos; y las que permiten movimientos de empeoramiento de la solución actual.

Tabu Search (TS)

La búsqueda tabú, propuesta por Glover (1989), utiliza un procedimiento de búsqueda local para moverse iterativamente entre soluciones de una vecindad, hasta satisfacer algún criterio de parada. La estrategia que utiliza el algoritmo para escapar del óptimo local es permitir que se realicen movimientos que no conducen a una mejora. Es decir, en vez de parar en un óptimo local, se mueve al vecino que represente el menor costo posible. La aplicación de esta estrategia puede llevar a retornar al mismo óptimo local, inmediatamente o en algunos pasos, por lo que se considera una lista tabú T con las soluciones examinadas recientemente, no estando permitido regresar a ninguna de las soluciones en la lista. Dentro de los autores que han utilizado este método para entornos de máquinas paralelas no relacionadas podemos mencionar a Helal et al. (2006), Bozorgirad y Logendran (2012), Logendran et al. (2007) y Chen y Chen (2008) donde el primero mencionado trata específicamente el problema en estudio.

Simulated Annealing (SA)

Simulated Annealing fue introducida por Kirkpatrick et al. (1983) como un método para resolver problemas de optimización combinatoria. SA usa un enfoque de mejora repetitiva, pero permite de manera probabilística que se deteriore una solución en la vecindad antes de que se alcance un óptimo local.

SA comienza con una solución inicial, una temperatura inicial y un número de iteraciones. La temperatura controla la posibilidad de aceptar un deterioro en la solución, mientras que el número de iteraciones decide el número de repeticiones hasta que la solución alcance un estado estable bajo la temperatura. La temperatura tiene un significado implícito, una alta temperatura permite moverse a soluciones peores con mayor flexibilidad, mientras que con una baja

temperatura esta flexibilidad disminuye. Dentro de los autores que incluyen este método en las resolución de problemas de programación de máquinas con tiempos de setup se puede mencionar a Kim et al. (2002), Chen (2009) y Mirsanei et al. (2010).

Greedy randomized Adaptive Search Procedure (GRASP)

La metaheurística GRASP es un proceso iterativo, donde cada iteración consiste en dos fases: construcción y búsqueda local. La fase de construcción crea una solución factible, donde se investiga su vecindad hasta que se alcanza un óptimo local durante la fase de búsqueda local. El procedimiento fue introducido por Feo and Resende (1989) como una nueva heurística de propósito general.

En la fase de construcción, se forma el conjunto de elementos candidatos a seleccionar, formado por todos los elementos aún no incorporados en la solución parcial que se construye, sin destruir la factibilidad. La selección del siguiente elemento que se incorpora es determinada por la evaluación de todos los elementos candidatos de acuerdo a una función de evaluación golosa. La función golosa es representada generalmente por el aumento incremental en la función de costo de incorporar el elemento dentro de la solución que se construye, esto conlleva a la creación de una lista restringida de candidatos (RCL) formada por los mejores elementos, seleccionándose aleatoriamente el que será incorporado a la solución que se construye.

Como generalmente la solución generada no es óptima, la fase de búsqueda local mejora la solución construida. El algoritmo de búsqueda local trabaja de manera iterativa, reemplazando la solución actual por una mejor solución que se encuentre en la vecindad de éste, terminando cuando no se encuentran mejores soluciones.

Dentro de los autores que han tratado problemas de programación con este método se pueden mencionar a Armentano y de França Filho (2007) para entornos de máquinas paralelas uniformes y Davoudpour y Ashrafi (2009) para ambientes de flowshop.

Iterated Local Search (ILS)

Iterated local search (ILS) realiza un camino aleatoria en la vecindad de un óptimo local. Parte de una solución construida con una heurística donde es aplicada la búsqueda local. Generalmente, se obtiene un óptimo local, y se realiza una perturbación para escapar de éste, de manera de llegar a otro óptimo local luego de aplicar nuevamente la búsqueda local. Finalmente,

se utiliza un criterio de aceptación para ver si el nuevo óptimo local reemplaza al actual. Esto se repite hasta que se alcanza un criterio de término.

ILS es simple y general, y se requiere una manera de presentar la solución, una heurística para implementar el método, un procedimiento de búsqueda local, un proceso de perturbación y un criterio de aceptación. Entre los autores que utilizan este método para problemas de programación se puede mencionar a Pan y Ruiz (2012) y Chen (2011) que propone una hibridación de éste.

Variable Neighborhood Search (VNS)

La búsqueda de vecindad variable (VNS), propuesta por Mladenović y Hansen (1997), es una metaheurística que intenta evitar quedar atrapada en óptimos locales cambiando la estructura de la vecindad donde se realiza la búsqueda. La metaheurística define un conjunto de estructuras de vecindad predefinidas y se basa en que el óptimo local de una vecindad no es necesariamente el de otra, el óptimo global es un óptimo local con respecto a todas las posibles estructuras de vecindad y que para muchos problemas, los óptimos locales con respecto a una o varias estructuras de vecindad están relativamente próximos.

Combinando las ideas introducidas se pueden encontrar varias implementaciones distintas del VNS:

Búsqueda en entorno variable descendente (VND): el cambio de vecindad se hace de forma determinista, de tal forma que cuando la búsqueda queda atrapada en un óptimo local, se cambia la estructura de vecindad con el objetivo de poder escapar de dicho óptimo.

VNS Reducido (RVNS): selecciona aleatoriamente un punto que pertenece a una vecindad dada, sin hacer ningún tipo de optimización local.

VNS Básico (BVNS): combinan aspectos deterministas y estocásticos seleccionando aleatoriamente un punto que pertenece a una vecindad, pero en ésta se mejora mediante una estrategia de búsqueda local.

Dentro de los autores que utilizan búsqueda en vecindad variable, se puede mencionar a Chen (2011) y Fanjul-Peyro y Ruiz (2010) para problemas de programación de máquinas.

3.2.4.2 Metaheurísticas basadas en poblaciones

Las metaheurísticas basadas en poblaciones o metaheurísticas poblaciones son aquellas que utilizan un conjunto de soluciones (población) en cada iteración del algoritmo, en lugar de utilizar una única solución como lo hacen las metaheurísticas de búsqueda en vecindad. Estas metaheurísticas proporcionan de forma intrínseca un mecanismo de exploración paralelo del espacio de soluciones, y su eficiencia depende en gran medida de cómo se manipule dicha población (Muñoz, 2007). A continuación se presentan dos metaheurísticas basadas en poblaciones.

Algoritmos Genéticos

Los algoritmos genéticos es un método de optimización inspirado en la evolución biológica propuesto por Holland (1975), y han sido ampliamente utilizados para resolver problemas de programación (Vallada y Ruiz, 2011). Los algoritmos genéticos están basados en los mecanismos de selección natural y genética. El método comienza con un conjunto de soluciones factibles (población) e iterativamente reemplaza la población actual por una nueva población. Se requiere de una adecuada codificación para el problema y una función de fitness que representa una medida de la calidad de cada solución codificada (cromosoma o individuo). Los mecanismos de reproducción seleccionan a los padres y los recombina usando un operador de cruzamiento para generar la descendencia que es sometida a un operador de mutación con el fin de alterarlos localmente generando diversificación en la población.

Autores que han planteado solución al problema a tratar mediante el uso de algoritmos genéticos son Vallada y Ruiz (2011) y Chang y Chen (2011). Mientras que, Essafi et al. (2008) y Tseng y Lin (2010), son algunos de los que han utilizado este método en otros ambientes de producción.

3.2.4.3 Otras metaheurísticas: Colonias de hormigas (ACO)

La optimización de colonias de hormigas (ACO) fue propuesta por Dorigo et al. (1991) para resolver problemas de optimización combinatoria inspirados en la habilidad natural que tienen las hormigas para encontrar la ruta más corta entre una fuente de alimento y su nido. Si existen dos caminos que puede tomar un grupo de hormigas, uno más largo que el otro, inicialmente cerca del 50% de las hormigas tomará el camino corto y el resto el camino largo. Durante su

movimiento desde y hacia la fuente de comida, las hormigas depositan una sustancia química, llamada feromona, y ellas instintivamente se guían unas a otras mediante esta feromona. Naturalmente, las hormigas siguen el camino con mayor intensidad de feromona. Como la feromona se evapora, el camino más largo tendrá menor intensidad de feromona que el más corto, donde la feromona depositada será más intensa, lo que atraerá más hormigas en el tiempo. Para el problema de estudio, Arnaout et al. (2009) propusieron un ACO para la resolución del problema.

3.2.5 Simulación Montecarlo

La simulación Montecarlo es un método no determinístico que tiene como principal objetivo verificar la probabilidad de un suceso en forma artificial. La metodología que utiliza esta técnica consiste en definir un procedimiento de muestreo aleatorio de N secuencias de trabajos a programar, donde cada una es evaluada respecto a la medida de desempeño considerada, escogiendo finalmente la que presenta el mejor valor de acuerdo a la medida utilizada.

3.3 El problema $R_m/S_{ijk}/C_{max}$ en la literatura.

Los problemas de programación han sido considerados desde mediados de la década de 1950, y desde entonces han sido ampliamente investigados, considerándose distintos aspectos de la programación. Sin embargo, el problema de máquinas paralelas no relacionadas ha sido menos estudiado, y si se incluyen tiempos de setup dependientes de la secuencia, se puede observar que estos han sido considerados sólo recientemente. En relación a estos, Zhu & Wilhelm (2006) revisa la literatura relacionada con la clase de problemas de programación que involucran tiempos de setup dependientes de la secuencia y en Allahverdi et al. (2008) provee de una extensiva revisión bibliográfica de los modelos de programación que incluyen tiempos de setup, incluyéndose en ambas revisiones el caso de máquinas paralelas.

Para el caso de máquinas paralelas, Armentano & de França Filho (2007) abordan el problema de máquinas paralelas uniformes con tiempos de setup dependientes de la secuencia y con el objetivo de minimizar la tardanza total, proponiendo para su resolución varias versiones de la heurística GRASP. En este estudio, se examina el uso de una memoria de largo plazo compuesta por un conjunto de soluciones de buena calidad distantes, que son utilizadas para influenciar en la construcción de la solución inicial. Además, se aplican rutas de redireccionamiento a un conjunto de soluciones de elite como un modo de post-optimización, resultando un

procedimiento robusto que mejora resultados en comparación a un conjunto de instancias encontradas en la literatura.

Salazar y Medina (2013) tratan el problema de máquinas paralelas idénticas con tiempos de setup dependientes de la secuencia para lo cual proponen un algoritmo genético para la minimización del makespan, al cual se le introdujo un procedimiento de mejora (heurística del mejor vecino) que optimiza la asignación de los trabajos resolviendo un problema independiente de minimización de makespan en cada máquina. Los resultados mostraron que esta mejora aumenta significativamente el desempeño de un algoritmo genético estándar.

Por otro lado, Driessel y Mönch (2011) abordan el problema de máquinas paralelas idénticas que considera restricciones de prioridad, tiempos de setup dependientes de la secuencia y tiempos de liberación distintos de cero, y lo resuelven utilizando una búsqueda en vecindad variable para mejorar soluciones obtenidas mediante la regla de despacho ATCSR (costo de tardanza aparente con tiempos de liberación y setups) con el objetivo de minimizar la tardanza total ponderado. Los resultados muestran que el enfoque VNS claramente mejora las reglas de despacho basadas en ATCSR con respecto a la calidad de la solución.

En Fanjul-Peyro y Ruiz (2010) se trata con el problema de máquinas paralelas no relacionadas, proponiendo para su resolución una búsqueda local greedy iterada simple, basadas en metaheurísticas que producen soluciones de buena calidad en un corto tiempo y en dos métodos consecutivos de búsqueda local basadas en dos vecindades diferentes, con el objetivo de minimizar el makespan, consiguiendo resultados remarcables considerando la simplicidad del método en un corto periodo de tiempo, obteniéndose que, la mayoría de las veces, se alcanzaban resultados mejores que los conseguidos por otras metodologías en la literatura.

Para el caso de máquinas paralelas no relacionadas con tiempos de setup dependientes de la secuencia y minimización del makespan, Helal et al. (2006) fueron uno de los primeros autores en abordar el tema, proponiendo para su resolución un algoritmo Tabu Search que usa dos fases en los esquemas de perturbación, uno que actúa dentro de una sola máquina y otro que lo hace entre las máquinas, comparando sus resultados con la heurística de particionamiento, superando los resultados obtenidos por esta. Luego, en Rabadí et al. (2006) resuelven el problema utilizando una metaheurística para la búsqueda aleatoria priorizada llamada Meta-RaPs, que es una estrategia que usa tanto una heurística de construcción como una heurística de mejora para generar soluciones de alta calidad, mostrando también mejores resultados que la heurística de

particionamiento. De manera adicional, también propone una heurística constructiva greedy llamada SAP-SL. También se trata el problema en Valdés y Suazo (2006), donde se presenta una heurística constructiva visionaria basada en un criterio de ahorro, asignando y secuenciando iterativamente los trabajos a las máquinas de manera de aumentar las cargas de trabajo lo menos posible, lo que permite mejorar la calidad de las soluciones que se obtienen a comparar este enfoque con otras reglas heurísticas encontradas en la literatura.

Arnaout et al. (2009) introducen un algoritmo de optimización de la colonia de hormigas (ACO) de dos etapas, donde el problema es dividido en dos subproblemas: la asignación de trabajos y la secuenciación de los trabajos asignados. El algoritmo muestra superioridad al comparar instancias del problema con Tabu Search, Meta-Raps y la heurística de particionamiento mencionadas anteriormente.

Recientemente el problema ha sido abordado también por Vallada y Ruiz (2011), que proponen y evalúan un algoritmo genético que incluye una búsqueda local limitada de mejora en el operador de cruzamiento, una búsqueda local rápida basada en una vecindad de inserción y la aceptación de movimientos durante la búsqueda local, encontrándose que otorga mejores resultados que sobre algunos de los mejores métodos existentes para el problema. Mientras que, Chang y Chen (2011) desarrollan un conjunto de propiedades dominantes como condiciones necesarias en el orden de la secuencia de trabajos en el programa óptimo e introduce un algoritmo genético híbrido derivado de estas propiedades, mostrando mejores resultados en efectividad y eficiencia que Simulated Annealing y un algoritmo genético.

Ying et al. (2012), presenta un Simulated Annealing restringido, denominado RSA, que incorpora a una estrategia de búsqueda restringida para minimizar el makespan, El algoritmo RSA reduce el esfuerzo requerido para encontrar la mejor solución en la vecindad eliminando movimientos no efectivos de los trabajos. La eficiencia y efectividad de este algoritmo es comparada con un Simulated Annealing básico y las metaheurísticas existentes en la literatura, demostrando su buen desempeño en problemas pequeños y superando significativamente el simulated annealing básico y las heurísticas existentes para problemas de gran tamaño.

Fleszar et al. (2012) proponen un algoritmo de búsqueda en vecindad descendente variable hibridizado con elementos de programación matemática, para la minimización del makespan en el problema de máquinas paralelas no relacionadas con tiempos de setup dependientes de la secuencia. El desempeño de este algoritmo es evaluado y comparado con Meta-Raps, Tabu

Search y ACO, obteniéndose que el algoritmo supera a los otros métodos tanto en términos de calidad de la solución como en tiempos computacionales.

Arnaout et al. (2014), se introduce una mejora al algoritmo ACO mencionado anteriormente y denominado ACO II, para la minimización del makespan en este problema. Entre los cambios se incluyen cambios en la forma de actualización de las feromonas, y se amplían los casos de estudio, demostrando obtener mejores resultados en todas las instancias al ser comparada con ACO I, y presentando superioridad frente a las heurísticas RSA, Simulated Annealing, Meta-Raps y Tabu Search.

Otros autores que han tratado problemas similares han sido Chen y Chen (2008), quienes desarrollan una metaheurística híbrida que integra la búsqueda en vecindad variable y Tabu Search para minimizar el número de trabajos tardíos totales ponderados para el problema de máquinas paralelas no relacionadas con tiempos de preparación dependientes de la secuencia, proponiendo para esto cuatro estructuras de vecindades de tamaño reducido y dos estrategias de búsqueda para mejorar la efectividad y eficiencia. Los resultados muestran que la metaheurística propuesta mejora significativamente a las heurísticas básicas de Tabu Search. Chen (2009) considera el problema con tiempos de setup y fechas de entrega, proponiendo una heurística basada en una modificación de ATCS, simulated annealing y el diseño de métodos de mejora para la minimización de la tardanza total, superando los resultados obtenidos mediante otras heurísticas. Mientras que, Huang et al. (2010) abordan el problema de máquinas paralelas dedicadas con tiempos de setup dependientes de la secuencia y donde las actividades de preparación son realizadas por un único servidor, con el objetivo de minimizar el makespan, para esto formulan el problema como una programación entera y construye cotas inferiores, desarrollando luego un algoritmo genético híbrido para su resolución, el cual muestra eficiencia y efectividad tanto con problemas reales como con problemas generados de manera aleatoria.

Lin et al. (2010) proponen una heurística greedy iterada para la minimización de la tardanza total para el problema incluyendo además fechas de entregas, la cual genera una solución inicial y luego la mejoran iterativamente a través de dos fases: destrucción y construcción. Los resultados computacionales muestran que esta heurística entrega mejores resultados que otras diseñadas para el mismo problema. Por otro lado, Chen (2011) propone una metaheurística híbrida iterativa, que mejora una solución inicial integrando los principios de la búsqueda en vecindad variable y Tabu Search, para resolver el problema de máquinas paralelas no

relacionadas con tiempos de setup y tiempos de liberación distintos, con el fin de minimizar el número de trabajos tardíos ponderado. La metaheurística propuesta da mejores soluciones que reglas heurísticas y otros algoritmos de búsqueda local iteradas con la es comparada.

Más recientemente, Bozorgirad y Logendran (2012) consideran el problema de programación de grupos dependientes de la secuencia en máquinas paralelas no relacionadas, con tiempos dinámicos de liberación y disponibilidad de las máquinas dinámicas. Proponen una metaheurística basada en Tabu Search para minimizar una combinación lineal del tiempo de finalización y de la tardanza, produciendo resultados al menos tan buenos como cplex, pero en un corto tiempo computacional.

Lee et al. (2013) considera el problema de máquinas paralelas no relacionadas con tiempos de setup dependientes de la secuencia con el objetivo de minimizar la tardanza total, para lo cual proponen un algoritmo Tabú Search que incorpora varios métodos de generación de vecindades. Los resultados computacionales muestran que el algoritmo Tabú Search supera significativamente a simulated annealing y que da resultados mucho más rápido que un algoritmo greedy iterado aunque con menor calidad en las soluciones.

El problema de tiempos de setup dependientes de la secuencia también se ha estudiado en otros problemas de programación como lo son los problemas de programación de flowshop y jobshop. Varios autores han tratado estos problemas entre los que podemos mencionar a Essafi et al. (2008) que consideran la minimización de la tardanza total ponderada en un ambiente de jobshop, para lo cual proponen un algoritmo genético híbrido que combina un algoritmo genético estándar con la búsqueda local iterada, enfocándose en la determinación de los parámetros óptimos para el algoritmo y la manera en que son generados los programas y encontrando que el uso de esto mejora considerablemente la calidad de las soluciones. También Mirsanei et al. (2010), estudian el problema de programación de flowshop flexible, con máquinas paralelas idénticas y tiempos de setup dependientes de la secuencia, con el objetivo de minimizar el makespan. Proponiendo un simulated annealing que usa una nueva función de vecindad para obtener mejores resultados, utilizando tanto un operador de movimiento corto como uno largo para encontrar nuevas soluciones. Por otro lado, Tseng y Lin (2010), propone un algoritmo genético híbrido con búsqueda local para minimizar el tiempo de flujo total en el problema de flowshop de permutación. Utiliza un algoritmo genético para la búsqueda global y

la Tabu Search para la búsqueda local y mejora algunas de las actuales mejores soluciones presentadas en la literatura.

Recientemente, Pan y Ruiz (2012), trabajan con la minimización del tiempo de flujo total en el problema de flowshop de permutación, introduciendo dos métodos basados en la búsqueda local iterada y en un algoritmo greedy iterado, que son dos metaheurísticas simples basadas en búsqueda local y que a pesar de su simplicidad tienen un gran desempeño generando resultados eficientes. En Gómez-Gasquet et al. (2012) tratan el problema de flowshop flexible con tiempos de setup dependientes de la secuencia con el objetivo de minimizar el makespan, proponiendo dos algoritmos genéticos mejorados basados en agentes de software, donde el segundo incluye una etapa adicional con un esquema de aprendizaje. Ambos algoritmos entregan buenos resultados comparados con otras metaheurísticas de la literatura.



CAPÍTULO 4

Método Propuesto: GRASP

En el presente capítulo se presenta la heurística GRASP (Greedy Randomized Adaptive Search Procedure) propuesta para la resolución del problema de máquinas paralelas no relacionadas con tiempos de setup dependientes de la secuencia, describiéndose las principales características de ésta y sus aplicaciones a problemas de tipo combinatorio. Además se presenta una adaptación a la heurística ECT, heurística constructiva utilizada para comparar los resultados obtenidos.

La heurística GRASP fue propuesta inicialmente por Feo y Resende (1989), como una heurística para la resolución de problemas de recubrimientos de conjuntos que surgen de sistemas triples de Steiner, siendo introducido el término GRASP más tarde en Feo & Resende (1995), como una técnica de uso general y donde se muestra un estudio de sus aplicaciones. La heurística GRASP es una técnica de muestreo aleatorio iterativo, en donde cada iteración entrega una solución al problema en cuestión, estando compuesta cada una por dos fases: la primera construye una solución inicial a través de una función greedy adaptada aleatoria; la segunda aplica un procedimiento de búsqueda en vecindad a la solución construida con el fin de encontrar alguna mejora.

Una característica atractiva del GRASP, es la facilidad con la que puede ser implementada, necesitando establecer y ajustar pocos parámetros, por lo que el desarrollo puede enfocarse en la implementación de estructuras de datos eficientes para asegurar rápidas iteraciones del GRASP (Festa y Resende 2004).

4.1 Descripción del método GRASP

GRASP es un método multi-arranque o proceso iterativo, en donde cada iteración corresponde a dos fases, una fase de construcción, en la que se produce una solución factible, y una fase de búsqueda local, en la que se busca el óptimo local de la vecindad de la solución construida. La mejor solución global encontrada se conserva como resultado. La heurística es adaptativa, ya que los beneficios asociados a cada elemento son actualizados en cada iteración de la fase de construcción para reflejar los cambios traídos por la selección del elemento previo, mientras que

el componente aleatorio del GRASP es caracterizado por la elección aleatoria de los mejores candidatos, pero no necesariamente el mejor.

En la Figura 4.1 se ilustra el pseudo-código con etapas de un GRASP de minimización, en donde Max_Iterations corresponde al número máximo de iteraciones que se realizarán y Seed corresponde a la semilla inicial para la generación de números pseudo-aleatorios.

```
procedure GRASP(Max_Iterations,Seed)
  Read_Input();
  for k=1,...,Max_Iterations do
    Solution ← Greedy_Randomized_Construction(Seed);
    Solution ← Local_Search(Solution);
    Update_Solution(Solution, Best_Solution);
  end;
  return Best_Solution;
end GRASP.
```

Figura 4.1. Pseudo-código de metaheurística GRASP (Resende y Ribeiro, 2003)

4.1.1 Fase de construcción

En la fase de construcción, una solución factible es construida iterativamente, agregando un elemento a la vez. En cada iteración de esta fase, se forma un conjunto de elementos candidatos que pueden ser incorporados a la solución parcial en construcción sin destruir la factibilidad de ésta. La selección del siguiente elemento a incorporar se determina al ordenar todos los elementos en la lista de candidatos de acuerdo a una función de evaluación greedy. El pseudo-código de esta fase está ilustrado en la Figura 4.2.

```
procedure Greedy_Randomized_Construction(Seed)
  Solution ← ∅ ;
  Evaluate the incremental cost of the candidate elements;
  while Solution is not complete do
    Build the restricted candidate list (RCL);
    Select an element s from the RCL at random;
    Solution ← Solution ∪ {s};
    Reevaluate the incremental costs;
  end;
  return Solution;
end Greedy_Randomized_Construction.
```

Figura 4.2. Pseudo-código de la fase de construcción (Resende y Ribeiro, 2003)

La función greedy usualmente representa los costos incrementales en la función de costo al incorporar este elemento dentro de la solución en construcción. La evaluación de los elementos por esta función conduce a la creación de una lista restringida de candidatos (RCL) formada por los mejores elementos, por ejemplo, aquellos que al ser incorporados en la solución parcial resultan en los menores costos incrementales. El elemento a ser incorporado en la solución parcial es seleccionado aleatoriamente de entre los que se encuentra en la RCL. Una vez que el elemento seleccionado es incorporado a la solución parcial, la lista de candidatos es actualizada y los costos incrementales son reevaluados.

4.1.1.1 Construcción de la lista restringida de candidatos

Para la construcción de la RCL, en un problema de minimización, se denota como $c(e)$ el costo asociado a la incorporación del elemento e a la solución en construcción. En cada iteración de GRASP, sea c_{min} y c_{max} el costo más pequeño y más grande respectivamente.

La lista restringida de candidatos está formado por los elementos e con los menores costos $c(e)$. Esta lista puede ser limitada por el número de elementos o por su calidad. En este caso, la RCL estará asociada al parámetro $\alpha \in [0,1]$. La lista restringida de candidatos estará compuesta por todos los elementos e que puedan ser agregados a la solución parcial que se construye sin destruir la factibilidad y cuyo costo esté en el intervalo:

$$c(e) \in [c_{min}, c_{min} + \alpha(c_{max} - c_{min})].$$

Se puede apreciar, que si $\alpha=0$ corresponde a un algoritmo completamente greedy, mientras que si $\alpha=1$ equivale a una construcción completamente aleatoria.

4.1.2 Fase de búsqueda local

Las soluciones generadas por una construcción greedy aleatoria no son necesariamente óptimas, incluso respecto a una vecindad simple. La búsqueda en vecindad usualmente mejora la solución construida. El algoritmo de búsqueda local trabaja de manera iterativa reemplazando sucesivamente la solución actual con una mejor solución de la vecindad de la solución actual. Esta termina cuando no se encuentra una mejor solución en la vecindad. La Figura 4.3 muestra el pseudo-código de una búsqueda local básica empezando por la solución construida en la primera fase (Solution constructed) y usando una vecindad N.

```

procedure Local_Search(Solution)
  while Solution is not locally optimal do
    Find  $s' \in N(\text{Solution})$  with  $f(s') < f(\text{Solution})$ ;
    Solution  $\leftarrow s'$ ;
  end;
  return Best_Solution;
end Local_Search.

```

Figura 4.3. Pseudo-código de la fase de búsqueda local (Resende y Ribeiro, 2003)

La efectividad de la búsqueda local depende de varios aspectos, como la estructura de vecindad, la técnica de búsqueda en vecindad utilizada, la rápida evaluación de la función de costos de los vecinos y de la solución inicial. La fase de construcción juega un rol importante en este último aspecto, construyendo soluciones iniciales de alta calidad para la búsqueda local.

4.1.3 Parámetros

La heurística GRASP cuenta con dos parámetros principales, uno relacionado con el criterio de parada y otra relacionada con la calidad de los elementos de la lista restringida de candidatos (RCL).

El criterio de parada es determinado por el número máximo de iteraciones, llamado en el pseudo-código Max_Iterations. Aunque la probabilidad de encontrar una nueva solución que mejore la mejor actual decrece con el número de iteraciones, la calidad de la mejor solución encontrada puede mejorar sólo con esto último. Como el tiempo computacional no varía mucho entre iteraciones, el tiempo computacional total es predecible y crece linealmente con el número de iteraciones.

La calidad de los elemento de la lista restringida de candidatos depende del parámetro α , el cual puede tomar valores entre cero y uno.

Feo y Resende (1995) experimentaron en dos clases de problemas con distintos valores del parámetro de la lista restringida de candidatos para estudiar el efecto que tenían este en la calidad de la solución obtenida, variando el comportamiento del GRASP desde uno más aleatorio a uno más greedy. Esto dado a que cuando, la RCL está restringida a pocos elementos, la varianza de las soluciones serán pocas, acercándose a una solución golosa, en cambio, si a la RCL se le permite tener varios elementos, se producirán muchas soluciones diferentes, lo que implica una

mayor varianza. Como en este último caso, el esquema goloso juega un menor rol, el valor promedio de las soluciones será peor.

4.2 Implementaciones GRASP en la literatura

La literatura relacionada con el método GRASP es variada, pudiendo encontrarse en ésta varias revisiones bibliográficas, mejoras a la heurística básica y su uso en metaheurísticas híbridas, muchas de las cuales pueden ser encontradas en el estudio realizado por Festa y Resende (2009a). Mientras que, en Festa y Resende (2009b) se provee una completa revisión bibliográfica de aplicaciones de GRASP en investigación de operaciones y ciencias de la computación, así como también aplicaciones industriales. Algunos de los tópicos con los que se trata son teoría de grafos, problemas de asignación cuadráticos, de localización, de cubrimiento de conjuntos, de ruteo, de programación y secuenciamiento, lógica, manufactura, transporte, telecomunicaciones, sistemas de potencia eléctrica, biología, entre otros. A continuación se mencionan algunos de los autores que han aplicado GRASP para la resolución de distintos problemas recientemente, y que no se encuentran en las revisiones mencionadas anteriormente.

De Leone et al. (2011), estudian el problema de programación de tripulaciones, en particular de conductor de buses, proponiéndose un GRASP para instancias grandes, para lo cual en la fase de búsqueda local se utilizan tres estructuras de vecindad diferentes.

En Hashimoto et al. (2011), tratan el problema de programación de técnicos e intervenciones para telecomunicaciones, para lo cual presentan un GRASP, en el que se integra un marco de aprendizaje con el fin de generar soluciones de buena calidad usando la información aportada por soluciones previas.

Maya Duque y Sörensen (2011), consideran el problema de asignación de recursos escasos para reparar caminos rurales luego de que estos han sido dañados por desastres naturales o por el hombre. Para esto proponen una solución a base de un GRASP y una búsqueda en vecindad variable, la cual es aplicada en la fase de búsqueda local del GRASP. Se muestra la eficiencia de este método en un conjunto de instancias reales.

En Deng y Bard (2011), se presenta un GRASP acoplado con rutas de redireccionamiento para resolver el problema de agrupación de n nodos en un grafo de p grupos. En este procedimiento, en la fase de construcción, el largo de la lista de candidatos se basa en una función de probabilidades que es actualizada dinámicamente para reflejar la calidad de las soluciones

realizadas en iteraciones pasadas. Mientras que en la fase de búsqueda local, se definen tres vecindades, utilizándose las estrategias de búsqueda en vecindad cíclica, búsqueda en vecindad variable descendente y búsqueda en vecindad variable descendente aleatoria. Luego, en un paso de post procesamiento, se aplican las rutas de redireccionamiento.

Marinakis et al. (2011), proponen un nuevo algoritmo metaheurístico para el análisis de clustering, el cual utiliza características de la optimización de colonia de hormigas para el paso de selección y GRASP para el paso de construcción en el algoritmo de clustering, mostrando buenos resultados en muchos conjuntos de datos.

Qu y Bard (2012), estudian el problema de envío y entrega inspirados en el problema de planificación de rutas diarias en una aerolínea. Para su resolución se desarrolla un GRASP, donde en la fase de construcción, se insertan los envíos solicitados en las rutas hasta que se completa la demanda o hasta que no existan inserciones factibles. Mientras que, en la etapa de mejoramiento, se utiliza un algoritmo de búsqueda en vecindad adaptativa para modificar el uso de las rutas factibles.

Para problemas de secuenciamiento, se tiene que Davoudpour y Ashrafi (2009), tratan el problema de minimización multi-objetivo de programación de flowshop híbrido con tiempos de setup dependientes de la secuencia, para lo cual se describe un algoritmo GRASP, mejorado en la etapa de búsqueda local, agregando dos pasos más, que son la reconstrucción y el mejoramiento del valor de la función objetivo.

Mientras que, Damodaran et al. (2011), consideran el problema de programación de un conjunto de máquinas paralelas para el procesamiento por lotes, para lo cual proponen un GRASP con el fin de minimizar el makespan, mostrándose que los resultados obtenidos mejoran todos los enfoques heurísticos publicados en la literatura para este problema. Arroyo y de Souza Pereira (2011) presentan un GRASP para la minimización multi-objetivo de un problema de programación de flowshop de permutación, el cual han llamado algoritmo GRASP multi-objetivo. El algoritmo mezcla dos enfoques utilizados en la optimización multi-objetivo, la escalarización de funciones y dominancia de Pareto.

Rodriguez et al. (2012), estudian el problema de programación de máquinas paralelas no idénticas con el fin de minimizar un ponderado del tiempo de finalización total, para lo cual proponen un nuevo modelo GRASP, donde combinan el esquema básico con dos elementos,

redireccionamiento de rutas y direccionamiento de rutas evolutivo, mostrando los beneficios al comparar experimentalmente con otras heurísticas propuestas en la literatura para el mismo problema. Damodaran et al. (2013), se enfoca en el problema de minimizar el makespan de una máquina de procesamiento por lotes con capacidad limitada, desarrollándose una heurística GRASP para su resolución, comparando los resultados con simulated annealing, algoritmo genético y un programa comercial, concluyéndose que GRASP supera los otros enfoques, especialmente en problemas grandes.

No se encontraron registros de ningún trabajo que resuelva el problema $R_m/s_{ijk}/C_{max}$, a excepción de Ávila (2013), quien recientemente desarrolló una heurística GRASP para el mismo problema, mostrando mejores resultados que heurísticas constructivas, de las cuales una es propuesta en el mismo trabajo, mostrando resultados similares a otras metaheurísticas presentes en la literatura para este mismo problema, como Tabú Search, optimización de colonias de hormigas y Meta-Raps. El experimento consistió en la evaluación de un conjunto de problemas de pruebas tomados de un banco de datos de la literatura.

4.3 Implementación propuesta de la heurística GRASP

En el GRASP, cada iteración del algoritmo comienza con una solución factible encontrada a través de una heurística greedy aleatoria. Esta solución es tomada como solución inicial para una búsqueda local, y el procedimiento se repite hasta que se satisfaga cierto criterio de término, que consiste en el número máximo de iteraciones. Finalmente, el algoritmo entrega la solución que posea el mejor valor de acuerdo a la medida de desempeño evaluada.

Como se introduce en Ávila (2013), la solución del problema es representada mediante una secuencia de n trabajos, la cual representa el orden en que éstos serán asignados a las máquinas. El procedimiento de asignación corresponde a programar el primer trabajo de la secuencia en la máquina en la que finalice primero. De esta manera, si denotamos como M_k , el makespan parcial de la máquina k mientras se construye la solución, el tiempo de finalización del trabajo j quedará determinado por:

$$c_j = \min_{k=1,..,m} \{M_k + p_{jk} + s_{ijk}\} \quad (10)$$

Una vez asignado un trabajo, se procede con el siguiente trabajo de la secuencia, hasta que no queden trabajos por asignar.

4.3.1 Fase de Construcción

En esta fase se construye una solución inicial, la cual es determinada mediante el uso de una función de evaluación greedy. El uso de esta función determinará los elementos (trabajos) que formarán la lista restringida de candidatos (RCL), seleccionándose de ésta el elemento que será incorporado a la solución parcial en construcción.

Se utiliza la función de evaluación greedy denotada como $g(e)$ presentada en Ávila (2013), correspondiente al tiempo de finalización del trabajo evaluado si este es asignado a la máquina donde termina primero. De esta manera, la función de evaluación de costos para el trabajo j se define como:

$$g(j) = c_j \quad (11)$$

Se define g_{min} y g_{max} como el menor y mayor costo de entre los n trabajos. Luego, para la construcción de la RCL, se ordenan los trabajos de acuerdo a la función greedy y se seleccionan los trabajos que tengan costos menores:

$$RCL : \{e/g(e) \leq g_{min} + \alpha(g_{max} - g_{min})\} \quad (12)$$

Una vez que se ha obtenido la RCL se debe seleccionar aleatoriamente un trabajo de la lista, el cual es agregado a la solución parcial en construcción, actualizándose luego los costos y la RCL, repitiéndose el proceso hasta que no queden trabajos por asignar.

A continuación, se presenta un ejemplo de manera de ejemplificar el procedimiento descrito recientemente, el cual consiste en un sistema compuesto por dieciséis trabajos y tres máquinas. En la Tabla 4.1 se presentan los tiempos de procesamiento de los trabajos en cada máquina y en las Tabla 4.2, 4.3 y 4.4 se muestran los tiempos de setup s_{ijk} para la primera, segunda y tercera máquina respectivamente. Cabe mencionar, que en las Tabla 4.2 a 4.3, las diagonales corresponden a los tiempos de preparación iniciales de cada trabajo, es decir, a los tiempos de preparación si estos son programados como primer elemento en cada máquina.

En la fase de construcción, inicialmente la solución (representada por una secuencia de trabajos), se encuentra vacía y se deben evaluar los costos según la función de evaluación greedy para cada trabajo como si éste fuera el primer trabajo en ser programado en el sistema, siendo asignado a la máquina donde termina primero. Una vez obtenidos estos costos, se ordenan los trabajos según el valor obtenido y se calcula el valor umbral para la RCL, utilizando para esto

el mayor y menor costo obtenido junto con el valor del parámetro α . Para ilustrar este ejemplo se utiliza un $\alpha=0.5$.

Trab b	Tiempo de proceso (máquina)		
	1	2	3
P _{ik}			
1	155	170	163
2	137	128	134
3	139	125	138
4	157	174	126
5	132	160	131
6	164	128	151
7	128	175	170
8	140	135	165
9	142	162	153
10	128	171	172
11	128	165	150
12	146	142	172
13	138	145	157
14	152	158	155
15	129	153	169
16	133	126	164

Tabla 4.1. Tiempos de procesamiento p_{jk}

Trab S _{ij1}	Tiempo de setup (trabajo)															
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16
1	56	94	84	79	97	65	86	66	51	79	57	97	79	54	89	73
2	89	90	74	66	61	57	89	89	96	92	60	94	100	72	64	77
3	92	100	100	97	98	52	61	51	97	91	67	83	76	80	96	78
4	50	90	80	99	63	80	75	72	56	70	77	62	75	59	98	88
5	92	72	61	92	63	71	51	83	58	57	82	87	54	97	100	82
6	93	77	53	92	66	78	60	68	61	59	69	64	97	86	65	96
7	53	81	84	68	84	89	60	83	76	52	83	61	75	92	95	92
8	94	95	66	80	65	83	88	100	62	74	94	92	56	77	93	68
9	89	82	89	54	58	81	75	76	99	79	54	75	76	72	73	83
10	53	51	54	82	52	99	66	79	53	73	80	84	92	96	62	86
11	64	87	78	97	75	69	56	84	67	93	100	51	74	55	64	54
12	74	86	66	53	86	85	69	80	51	72	83	59	64	60	67	84
13	97	67	74	91	77	86	73	89	98	72	98	57	80	100	72	75
14	85	50	89	67	64	50	85	90	84	95	88	90	54	69	74	71
15	52	68	99	71	99	76	80	53	86	77	82	76	84	54	50	63
16	81	79	63	82	82	92	75	72	91	72	55	89	61	88	97	94

Tabla 4.2. Tiempos de setup máquina 1.

Trab S _{ij2}	Tiempo de setup (trabajo)															
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16
1	93	95	59	77	81	50	99	80	87	56	81	56	51	56	60	78
2	67	88	56	61	69	66	73	56	65	76	63	61	83	81	93	74
3	64	59	87	84	57	96	74	88	62	75	99	50	53	76	89	77
4	89	88	81	64	96	54	70	64	86	63	93	61	60	52	92	65
5	87	72	74	56	74	69	58	67	64	50	55	91	94	74	63	53
6	62	63	100	53	78	90	89	79	71	77	63	56	61	66	55	79
7	86	56	71	87	61	66	85	55	85	82	100	73	52	51	56	100
8	77	72	72	87	74	60	69	68	94	87	77	78	71	64	80	71
9	67	62	84	54	60	63	58	82	80	61	53	72	54	93	54	78
10	79	59	93	88	65	67	87	85	55	95	66	90	80	97	67	79
11	81	59	68	76	69	62	65	71	98	72	69	62	79	79	90	75
12	70	82	73	83	72	73	73	80	70	57	59	63	91	99	52	80
13	74	55	60	91	59	75	54	77	75	100	74	59	73	52	77	64
14	71	68	66	57	90	72	88	59	51	71	96	70	56	96	66	86
15	81	77	67	65	81	56	84	95	93	56	72	57	70	54	77	92
16	78	76	90	81	52	90	52	81	76	97	99	89	60	60	55	74

Tabla 4.3. Tiempos de setup máquina 2.

Trab	Tiempo de setup (trabajo)															
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16
1	75	62	57	89	61	52	87	63	55	80	78	52	69	86	87	68
2	55	63	68	92	58	75	78	88	74	95	56	54	50	79	100	91
3	73	54	74	64	50	76	53	80	94	96	57	67	87	66	77	64
4	54	50	99	75	51	65	70	66	84	73	70	97	96	59	82	67
5	50	79	95	51	75	82	55	57	65	99	94	80	59	87	94	99
6	61	76	85	98	71	69	88	74	96	51	91	100	53	76	90	78
7	70	95	66	75	92	57	51	92	83	97	98	50	75	54	72	63
8	84	55	50	52	77	87	78	95	89	96	73	53	69	60	76	78
9	59	89	62	94	60	88	85	53	62	79	56	98	62	82	70	50
10	54	51	57	89	92	50	54	52	58	87	65	56	82	96	78	52
11	78	66	76	65	64	86	97	71	76	77	73	83	89	99	82	66
12	68	50	59	98	80	80	67	83	86	92	90	63	56	77	100	53
13	65	65	54	54	51	96	54	89	66	55	69	51	86	50	65	68
14	100	50	71	92	59	76	96	57	72	76	73	53	91	85	75	100
15	59	98	91	90	67	83	80	59	93	68	61	57	85	69	72	89
16	75	77	97	96	98	91	97	50	50	66	81	53	65	73	60	57

Tabla 4.4. Tiempos de setup máquina 3.

En la primera iteración de la fase de construcción, ningún elemento ha sido asignado, luego todos los elementos son candidatos y se calcula su costo, que corresponde al tiempo de finalización del trabajo si éste es asignado a la máquina de menor índice donde termine primero. En la tabla 4.5, se muestra la evolución de la fase de construcción para el ejemplo mencionado. En la primera parte de la tabla, se encuentra el costo de función de evaluación greedy para cada trabajo, seleccionándose el valor mínimo y máximo, que corresponde a 179 para el trabajo 15 y 223 para el trabajo 11, respectivamente. Con estos valores se calcula el valor del umbral para la RCL, el cual da un valor de 201.

Con el valor umbral se puede construir la RCL, que corresponde a todos los elementos con costos iguales o menores a 201, siendo para este caso compuesta por los trabajos {15, 7, 5, 2, 16, 4,10). De estos trabajos se selecciona aleatoriamente el 15, pasando a ser el primer trabajo de la secuencia de solución, siendo asignado a la máquina 1.

Luego, se deben reevaluar los costos para el resto de los trabajos candidatos, considerándose que se ha asignado ya el trabajo 15 a la máquina 1, y una vez obtenido se procede de la misma manera hasta que ya no queden trabajos por asignar.

La secuencia obtenida en la etapa de construcción es 15-11-3-2-13-16-7-12-4-10-6-5-9-8-1-14, que utilizando el proceso de asignación, los trabajos 15-2-7-10-9-14 son programados en la primera máquina, los trabajos 3-13-12-6-8 en la segunda y los trabajos 11-16-4-5-1 en la tercera máquina. En la figura 4.4 se muestra la carta Gantt con la programación de los trabajos, obteniéndose un makespan de 1200.

It.	Valor Función de Costos: g																Valor Umbral	RCL	Sel	M
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16				
1	211	197	212	201	195	218	188	203	215	201	223	205	218	221	179	200	201	15,7,5,2,16,4,10	15	179
2	238	197	212	201	206	218	221	203	215	259	223	205	218	240		200	228	2,16,4,8,12,5,3,9,6,13,7,11	11	223
3	263	216	212	238	234	218	260	203	242	266		205	218	254		200	233	16,8,12,3,2,6,13	3	223
4	386	384		407	410	419	387	372	407	384		401	401	385		375	395,5	8,16,2,10,14,1,7	2	384
5	446			414	418	436	461	435	436	458		404	410	446		415	432,5	12,13,4,16,5	13	410
6	464			414	418	460	490	459	452	472		478		477		453	452	4,5,9,16	16	453
7	628			607	577	605	601	613	622	604		611		608			602,5	5,7	7	601
8	654			675	629	613		622	647	681		611		620			643	12,6,14,8,5	12	611
9	691			675	682	695		668	656	691				681			675,5	9,8,4	4	675
10	809				817	812		824	819	781				845			813	10,1,6	10	781
11	851				843	812		826	843					868			840	6,8	6	812
12	892				857			906	912					889			884,5	5	5	857
13	989							1000	976					1029			1003	9,1,8	9	976
14	1044							1026						1036			1035	8	8	1026
15	1070													1099			1085	1	1	1070
16														1200			1200	14	14	1200

Tabla 4.5. Evolución fase de construcción con segunda función de evaluación greedy (g)

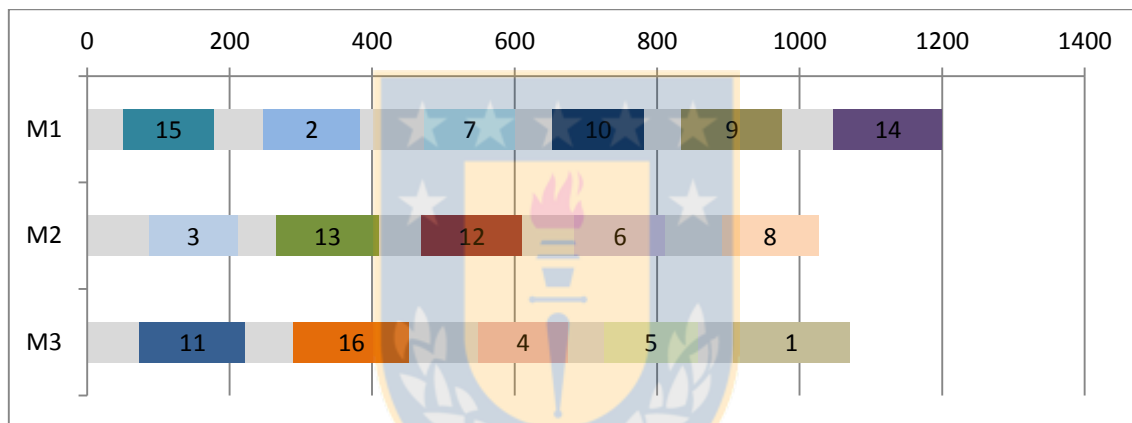


Figura 4.4: Programación de la secuencia 15-11-3-2-13-16-7-12-4-10-6-5-9-8-1-14.

En el ejemplo realizado, se aprecia el funcionamiento de la fase de construcción de la heurística GRASP para obtener una secuencia de trabajos y el proceso de asignación utilizado para programarlos en cada máquina.

4.3.2 Fase de búsqueda local

Una vez finalizada la fase de construcción, se procede a la fase de búsqueda local, que considera como semilla la solución construida en la primera etapa del GRASP. El algoritmo de búsqueda en vecindad, parte de una solución inicial, y en cada iteración se obtiene una solución mejorada buscando en la vecindad de la solución existente, terminando al alcanzar un óptimo local, es decir, al alcanzar una solución a la que no se le encuentre un mejor vecino. Se dice que dos soluciones son vecinas, si una puede ser obtenida mediante una modificación bien definida de la otra, siendo las estructuras de vecindades más usadas las de intercambio y las de inserción.

La representación utilizada para el problema de máquinas paralelas no relacionadas con tiempos de setup dependientes de la secuencia corresponde a una secuencia de trabajos, que son asignadas a las máquinas mediante un procedimiento de asignación. Para este procedimiento de búsqueda se utilizaron cuatro estructuras de vecindad diferentes, donde las dos primeras trabajan sobre la representación de la solución, que corresponde a la secuencia de trabajos, mientras que las dos siguientes son de tipo matricial, actuando directamente sobre la solución (trabajos ya asignados). Las vecindades utilizadas son presentadas a continuación.

Vecindad 1: IP (Pairwise interchange)

Para esta vecindad el procedimiento de búsqueda utiliza la estructura de intercambio de pares (IP), que consiste en intercambiar en forma sistemática todos los pares de trabajos posibles. Las soluciones candidatas a reemplazar la solución existente pueden ser un vecino aleatorio, el mejor vecino o el primer vecino que mejore la solución. La diferencia entre el mejor vecino y el primer vecino que mejore la solución, es que el primero recorre toda la vecindad y acepta el primero que muestre alguna mejora. Para este procedimiento de búsqueda se utilizó el primer vecino que mejore la vecindad, dado que la vecindad considerada es amplia. Al existir un gran número de vecinos a evaluar, los tiempos computacionales en los que se incurre al realizar esta búsqueda son altos.

Esta vecindad trabaja sobre la representación de la solución, es decir, actúa en la secuencia de n trabajos antes que estos sean asignados a las máquinas.

De esta manera, en la fase de búsqueda local que utiliza esta vecindad, se busca sistemáticamente en la vecindad y se utiliza como nueva semilla al primer vecino que mejore la solución. Terminando la búsqueda local cuando se realizan todos los intercambios de trabajos posibles para encontrar los vecinos de una semilla y la solución no es mejorada, por lo cual la secuencia de la semilla es retornada como la secuencia solución.

La heurística GRASP que utiliza vecindad IP, se denomina GRASP-1, y es la misma que se utilizó en un estudio previo realizado para este mismo problema (Ávila 2013).

Vecindad 2: Swap (Sequence)

Esta vecindad, al igual que la anterior actúa sobre la representación de la solución, es decir, en la secuencia de n trabajos. Swap (Sequence) selecciona dos trabajos de la secuencia al azar e

intercambia sus ubicaciones, proceso que repite durante un número máximo de iteraciones, que es determinado por el parámetro denominada $nIter$.

Al ser restringido el número de iteraciones de esta vecindad por un parámetro fijo, los tiempos computacionales en que se incurre son menores a los de la vecindad anterior, estando estos directamente relacionados al valor de $nIter$. El tamaño de la vecindad también es menor a la anterior, sin embargo, al ser intercambios aleatorios puede abarcar soluciones más alejadas.

La heurística GRASP que utiliza esta vecindad, se denomina GRASP-2

Vecindad 3: Insertion Max-Min

A diferencia de las vecindades anteriores, la vecindad Insertion Max-Min tiene una estructura matricial, es decir, actúa directamente sobre la solución, no sobre la representación secuencial de esta. La metodología de esta vecindad, consiste en seleccionar aleatoriamente un trabajo de la máquina que tenga el mayor tiempo de finalización e insertarla en la que tenga el menor tiempo de finalización, con la finalidad de tratar de disminuir el makespan del sistema. Luego, como se han modificado los trabajos asignados a las dos máquinas seleccionadas, la secuencia de éstos no es necesariamente mejor, por lo que se realiza una heurística de mejora en cada una de estas máquinas.

Si se define M_k , como el tiempo de finalización de la máquina k y $nIter$ como el número máximo de iteraciones, la búsqueda local Insertion Max-Min sigue los siguientes pasos:

1. Calcular M_k para todas las máquinas.
2. Encontrar $\min_k\{M_k\}$ y hacer que el correspondiente k sea k_{min} .
3. Encontrar $\max_k\{M_k\}$ y hacer que el correspondiente k sea k_{max} .
4. Seleccionar aleatoriamente una posición en la máquina k_{max} , remover el trabajo j ubicado en ésta, e insertarlo al final de máquina k_{min} .
5. Aplicar heurística del mejor vecino a las máquinas k_{min} y k_{max} .
6. Evaluar el makespan del sistema.
7. Repetir desde paso 1 $nIter$ veces.

Finalmente, se selecciona la solución que presenta el menor makespan. La heurística GRASP que utiliza esta vecindad se denomina GRASP-3.

Vecindad 4: Swap (Solution)

La vecindad Swap (Solution) también tiene una estructura matricial, actuando directamente sobre la solución y no sobre la representación secuencial de ésta. La metodología de esta vecindad consiste en intercambiar dos trabajos pertenecientes a distintas máquinas, donde las máquinas y los trabajos son seleccionados aleatoriamente. Luego, se aplica una heurística de mejora en cada una de las máquinas seleccionadas.

Si se define M_k , como el tiempo de finalización de la máquina k y $nIter$ como el número máximo de iteraciones, la búsqueda local Swap (Solution) sigue los siguientes pasos:

1. Seleccionar aleatoriamente dos máquinas, denominadas máquina k' y máquina k'' .
2. Seleccionar aleatoriamente una posición en la máquina k' y una posición en la máquina k'' .
3. Intercambiar los trabajos correspondientes a las posiciones seleccionadas.
4. Aplicar la heurística del mejor vecino a las máquinas k' y k'' .
5. Evaluar el makespan del sistema.
6. Repetir desde el paso 1 $nIter$ veces.

Finalmente, se selecciona la solución que presenta el menor makespan. La heurística GRASP que utiliza esta vecindad se denomina GRASP-4.

Heurística del Mejor Vecino

La heurística del mejor vecino (MV), utilizada en las búsquedas locales Insertion Max-Min y Swap (Solution), optimiza la asignación de trabajos en las máquinas donde es aplicada, buscando reducir los tiempos de finalización de éstas. De esta manera, se resuelve en forma independiente el problema de secuenciamiento de trabajos en una máquina con tiempos de setup dependientes de la secuencia.

El problema tiene una estructura similar a una variante del problema del vendedor viajero asimétrico ATSP (asymmetric traveling salesman problema), donde los trabajos se asocian a las ciudades y los tiempos de setup a las distancias, por lo que minimizar la distancia total recorrida por el vendedor se asocia con minimizar la suma total de setups, que es equivalente a minimizar el makespan de la máquina.

Por lo anterior, se aplica una heurística clásica utilizada para la resolución del problema del vendedor viajero, denominada heurística del mejor vecino, que es presentada en Salazar y Magister en Ingeniería Industrial, Dirección de Postgrado – Universidad de Concepción

Medina (2013). Esta heurística, presentada en la Figura 4.5, construye una secuencia de ciudades a visitar, de manera que estando en una ciudad, el vendedor escoge la ciudad más cercana aún no visitada.

```

procedure Heurística del Mejor Vecino
  Definir ListaTrabajos
  while (ListaTrabajos no vacía) do
    Asignar primer trabajo de ListaTrabajos como primer trabajo de Secuencia
    Definir ListaSecuencia (todos los trabajos salvo primer trabajo de la Secuencia).
    while (ListaSecuencia no vacía) do
      Asignar trabajo de ListaSecuencia que genere menor setup a continuación.
      Eliminar trabajo asignado de ListaSecuencia.
    endwhile
    Evaluar Secuencia.
    Eliminar primer trabajo de ListaTrabajos.
  endwhile
endprocedure

```

Figura 4.5. Pseudocódigo Heurística del Mejor Vecino (MV) Salazar-Hornig and Medina-S (2013).

4.4 Extensión de la heurística ECT

La heurística ECT y sus extensiones, fueron desarrolladas por Ibarra y Kim (1977) para el problema de máquinas paralelas no relacionadas. Dado a que el problema en estudio, incluye tiempos de setup dependientes de la secuencia, para extender esta heurística se deben considerar estos tiempos. En el estudio realizado por Ávila (2013), se presenta una extensión a la heurística ECT para el problema $R_m/s_{ijk}/C_{max}$, la cual se utiliza para la comparación de los resultados obtenidos con las heurísticas GRASP, de manera de comprobar sus eficiencias.

Manteniendo el sentido de la heurística original, el procedimiento de la extensión de esta heurística consiste en programar primero aquel trabajo que tenga el menor tiempo de finalización, por lo que se van asignando los trabajos a las máquinas donde terminen primero considerando los setup involucrados. De esta manera, si se define U , como el conjunto de trabajos no programados y M_k como el tiempo de finalización parcial de la máquina k , la heurística es:

1. Inicializa $U = (1, \dots, n)$ y $M_k = 0$ para todas las máquinas.
2. Para cada trabajo j , encontrar la máquina k tal que $t_j = \min_k \{M_k + p_{jk} + s_{ijk}\}$.

Seleccionar el trabajo j que tenga el menor t_j y asignar a la máquina k .

3. Hacer $U = U - \{j\}$ y actualizar $M_k = M_k + p_{jk} + s_{ijk}$.

4. Volver a 2 hasta que $U = \emptyset$.



CAPÍTULO 5

Diseño del Experimento

En este capítulo se presentan las características del experimento llevado a cabo para la evaluación del método propuesto en términos de la calidad de la solución y de los tiempos computacionales requeridos. En primer lugar, se comparan los resultados obtenidos mediante la evaluación de las heurísticas GRASP presentadas, donde GRASP-1 corresponde a la propuesta en Ávila (2013), y GRASP-2, GRASP-3 y GRASP-4 a las presentadas en este trabajo. Luego, se evaluará el desempeño de estos algoritmos al compararlos con la extensión de la heurística ECT y con otras metaheurísticas de la literatura. Estas metaheurísticas son Meta-Raps, ACO II, y Tabú Search.

El conjunto de instancias utilizadas para la evaluación del método propuesto y posterior comparación de resultados es obtenido del banco de problemas utilizados por Helal et al. (2006), seleccionándose problemas con tiempos de procesos dominantes respecto de los tiempos de preparación y con seis tamaños diferentes, los cuales corresponden a problemas de 2 máquinas y 20 trabajos, 4 máquinas y 40 trabajos, 6 máquinas y 60 trabajos, 8 máquinas y 80 trabajos, 10 máquinas y 100 trabajos y 12 máquinas y 120 trabajos. Se seleccionó esta combinación de instancias para representar un ambiente de producción donde cada máquina en promedio deba procesar 10 trabajos. Para cada tamaño existen 15 instancias del problema, lo que equivale a una banco de datos de 90 problemas a evaluar para el problema $R_m/s_{ijk}/C_{max}$ en estudio.

En las instancias del problema, que fueron generadas de manera aleatoria por Helal et al. (2006), los tiempos de proceso de los trabajos se distribuyen uniformemente en el intervalo [125,175], mientras que los tiempos de preparación de los trabajos se distribuyen uniformemente en el intervalo [50,100]. La generación de los tiempos de proceso y de los tiempos de setup fue realizada de esta manera, dado a que es la manera más usual encontrada en la literatura estudiada para el problema.

La implementación de los métodos se realizó en un computador con procesador Intel Core i5 de 2.50 GHz y 4.00 GB de memoria RAM, con sistema operativo Windows 7. Para resolver la heurística GRASP se utilizó el programa SPS_PS_GRASP_Makespan¹.

5.1 Evaluación de los métodos

El objetivo de este estudio es evaluar el comportamiento de las heurísticas GRASP propuestas como método de solución para la minimización del makespan para el problema $R_m/S_{ijk}/C_{max}$. Para esto, se realizó un análisis de la calidad de las soluciones que entrega este procedimiento, mediante la evaluación de la medida de desempeño del problema, que es el makespan.

Como la mayoría de los problemas considerados son de gran tamaño, no es posible encontrar la solución óptima de estos en tiempos computacionales razonables, luego no se puede determinar qué tan cerca o lejos se encuentran las soluciones obtenidas de la solución óptima. Sin embargo, para la mayoría de los problemas donde no se conoce la solución óptima, se utiliza una cota inferior para medir la calidad de las soluciones, la cual provee de una estimación del máximo error relativo, pues esta será siempre menor o igual que la solución óptima. El máximo error relativo o la diferencia porcentual entre una solución factible respecto a una cota inferior se calcula para cada instancia de la siguiente manera:

$$Diferencia Porcentual (DP) = \frac{C_{max\text{método}} - CI}{CI} \times 100 \quad (16)$$

Donde $C_{max\text{método}}$ corresponde a la solución obtenida por el método y CI corresponde a la cota inferior del problema.

De esta manera, se puede determinar la calidad de las soluciones obtenidas mediante los distintos métodos y realizar comparaciones respecto a estas.

5.2 Cota inferior para el makespan

Dada la complejidad del problema, no es posible encontrar soluciones óptimas para instancias de gran tamaño en tiempos computaciones razonables, por lo cual, que se debe calcular una cota

¹ Desarrollado por el profesor Eduardo Salazar H. (esalazar@udec.cl)
Magíster en Ingeniería Industrial, Dirección de Postgrado – Universidad de Concepción

inferior, de manera que las soluciones obtenidas sean comparables y se pueda determinar el desempeño de la heurística.

La cota inferior utilizada en el estudio es usada comúnmente en la literatura relacionada con el problema (Arnaout et al. 2009), y se calcula en base a las siguientes ecuaciones.

$$CI_1 = \frac{1}{m} \sum_{j=1}^n \min_{\substack{k=1,\dots,m \\ i=1,\dots,n}} [p_{jk} + s_{ijk}] \quad (17)$$

$$CI_2 = \max_{j=1,\dots,n} \left\{ \min_{\substack{k=1,\dots,m \\ i=1,\dots,n}} [p_{jk} + s_{ijk}] \right\} \quad (18)$$

$$CI = \max (CI_1, CI_2) \quad (19)$$

De esta manera, se deben calcular dos cotas inferiores para cada problema, la cota inferior uno, CI_1 , y la cota inferior dos, CI_2 , y luego se debe elegir la mayor de éstas, siendo la que se usará para la evaluación de las soluciones obtenidas.

5.3 Definición de parámetros

Antes de realizar la experimentación es necesario definir algunas características del experimento, entre las cuales se encuentran los parámetros a utilizar en la heurística GRASP, dado a que estos presentan una influencia significativa en los resultados obtenidos. Estos parámetros corresponden al parámetro α y al número máximo de iteraciones, `max_iterations`.

Para esto, se consideran los resultados obtenidos en un estudio previo (Ávila 2013), donde a partir de un muestreo preliminar para este mismo problema se obtiene que los mejores valores para el parámetro α , para la heurística GRASP-1, corresponden a $\alpha=0$ y $\alpha=0,1$. Luego, se extenderá este resultado para las heurísticas GRASP-2, GRASP-3 y GRASP-4.

El número máximo de iteraciones del GRASP, `max_iterations`, se fija en 500, igual que en el estudio anterior, dado a que de ésta forma se considera una gran cantidad de secuencias posibles en un tiempo computacional razonable.

Para las heurísticas GRASP-2, GRASP-3 y GRASP-4, además se utiliza un número máximo de iteraciones en la búsqueda local, `nIter`, este parámetro será fijado en 1000 para todas las vecindades, de manera de que los resultados entre éstas sean comparables.

CAPÍTULO 6

Resultados

En este capítulo se presentan los resultados obtenidos mediante las heurísticas GRASP propuestas aplicadas al conjunto de instancias de prueba, analizando los resultados de acuerdo al valor obtenido mediante la medida de desempeño que es el makespan y a los tiempos computacionales incurridos en su aplicación. Más adelante, este método es comparado una heurística constructiva y con algunas metaheurísticas utilizadas en la literatura para el mismo conjunto de instancias.

6.1 Heurísticas GRASP

En esta sección se presentan los resultados de las heurísticas GRASP, donde se utilizan como valor de parámetro α los valores 0,0 y 0,1 y criterio de parada 500 iteraciones. Para las heurísticas GRASP-2, GRASP-3 y GRASP-4, se utiliza 1000 iteraciones en la búsqueda local, correspondiente al parámetro $nIter$.

El conjunto de problemas cuenta con 6 tamaños diferentes cada uno compuesto de 15 instancias, teniéndose un total de 90 problemas a evaluar. Se realizaron 10 réplicas para cada problema con cada valor del parámetro α para cada variante de la heurística GRASP, de manera de obtener una mayor diversidad en los resultados, utilizándose una semilla diferente en cada uno.

En la Tabla 6.1 se presenta la diferencia porcentual promedio sobre la cota inferior de las heurísticas GRASP aplicadas con los distintos valores del parámetro α utilizados, mostrándose además la diferencia porcentual mínima y máxima para cada tamaño de problema y el porcentaje de veces que se consiguió la mejor solución. Los valores makespan obtenidos y las diferencias porcentuales para cada réplica de cada instancia de los problemas se encuentran detalladas en el Anexo 1 y Anexo 2 respectivamente.

En primer lugar, se hace un análisis de cada heurística, mostrándose con qué valores del parámetro α se consiguen mejores soluciones y las diferencias porcentuales promedio sobre la cota inferior, para luego realizar un análisis comparativo entre las distintas heurísticas. Cabe mencionar, que para algunos casos la suma de porcentajes es mayor que un cien por ciento debido a que existen empates al conseguir la mejor solución.

Para la heurística GRASP-1, se puede observar que se consigue un mayor porcentaje de mejores soluciones con el parámetro $\alpha=0,1$, con excepción del caso de doce máquinas con ciento veinte trabajos, donde éstas se consiguen con el parámetro $\alpha=0.0$. Para los problemas más pequeños, de dos y cuatro máquinas, con veinte y cuarenta trabajos respectivamente, se tiene que para todas las instancias se consiguen mejores soluciones con el parámetro $\alpha=0.1$. Mientras que, para los problemas de seis y ocho máquinas, con sesenta y ochenta trabajos, existe un pequeño porcentaje de mejores soluciones con $\alpha=0.0$, pero siendo mucho mayor el porcentaje con $\alpha=0.1$. Finalmente, para los problemas de diez y doce máquinas, con cien y ciento veinte trabajos, los porcentajes de mejores soluciones son más equitativos para ambos valores del parámetro α , siendo para el caso del problemas de mayor tamaño, levemente mejor $\alpha=0.0$.

Las diferencias porcentuales promedios para esta heurística, oscilan entre 3,07% y 5,49% que se presentan para el caso de dos máquinas con veinte trabajos y para seis máquinas con sesenta trabajos respectivamente.

		m=2 n=20		m=4 n=40		m=6 n=60		m=8 n=80		m=10 n=100		m=12 n=120	
Parámetro α		0.0	0.1	0.0	0.1	0.0	0.1	0.0	0.1	0.0	0.1	0.0	0.1
GRASP -1	Promedio	4,60	3,07	5,26	3,98	5,49	4,54	5,01	4,59	4,66	4,60	4,46	4,57
	Mínimo	2,77	1,87	3,60	3,37	4,44	3,96	4,41	3,99	4,17	4,22	3,98	4,19
	Máximo	6,02	4,15	6,68	4,54	6,39	5,34	5,75	5,24	5,31	5,03	4,94	4,81
	% Mejor Solución	0%	100%	0%	100%	7%	100%	13%	93%	47%	53%	67%	53%
GRASP -2	Promedio	5,02	3,69	5,75	4,29	6,08	4,98	5,49	5,01	5,07	5,06	4,92	5,04
	Mínimo	2,87	2,47	3,76	3,44	4,48	4,44	4,52	4,31	4,39	4,57	4,15	4,53
	Máximo	6,46	4,92	7,18	4,97	7,21	5,48	6,44	5,74	5,64	5,42	5,61	5,59
	% Mejor Solución	0%	100%	0%	100%	7%	93%	20%	93%	47%	53%	73%	27%
GRASP -3	Promedio	6,40	4,30	6,90	4,57	7,21	5,35	6,43	5,35	5,59	5,48	5,24	5,44
	Mínimo	4,51	2,77	4,40	3,47	6,08	4,44	5,19	4,33	4,56	4,91	4,64	4,83
	Máximo	8,62	5,47	8,76	5,28	8,85	6,16	8,49	5,93	6,76	6,04	6,13	6,03
	% Mejor Solución	7%	100%	0%	100%	0%	100%	0%	100%	53%	53%	73%	33%
GRASP -4	Promedio	3,01	2,99	3,18	3,25	4,10	4,00	4,31	4,35	4,36	4,59	4,48	4,61
	Mínimo	1,87	1,87	2,46	2,51	3,66	3,52	3,68	3,91	3,97	4,22	4,05	4,13
	Máximo	4,10	4,10	3,74	3,74	4,63	4,47	5,06	4,90	4,81	5,20	4,88	5,00
	% Mejor Solución	93%	100%	67%	67%	33%	67%	67%	33%	100%	7%	100%	20%

Tabla 6.1. Diferencia porcentual sobre cota inferior de resultados con heurísticas GRASP.

Para la heurística GRASP-2, se consiguen resultados similares a GRASP-1 respecto a los valores de parámetros α con el que se consigue un mayor porcentaje de mejores soluciones, siendo 100% mejor $\alpha=0.1$ para el caso de dos y cuatro máquinas con veinte y cuarenta trabajos

respectivamente, y obteniendo la mayoría de los mejores resultados para el caso de seis y ocho máquinas con sesenta y ochenta trabajos. Para los problemas de mayor tamaño, se consigue que los problemas de diez máquinas y cien trabajos los resultados son equilibrados, obteniendo cada valor del parámetro α cerca del cincuenta por ciento de las mejores soluciones, mientras que para los problemas de doce máquinas y ciento veinte trabajos, se obtiene que más del setenta por ciento de las veces se consiguen mejores soluciones con el parámetro $\alpha=0$.

Para esta heurística, las diferencias porcentuales promedio se encuentran entre 3,69% para el caso de dos máquinas con veinte trabajos y 6,08% para el caso de seis máquinas y veinte trabajos.

En la heurística GRASP-3, se consiguen un mayor porcentaje de mejores soluciones con el parámetro $\alpha=0.1$ para los problemas de dos, cuatro, seis y ocho máquinas, obteniéndose para el cien por ciento de las instancias. Mientras que, para los problemas de 10 máquinas con cien trabajos, se consigue un empate en el porcentaje de mejores soluciones para ambos valores del parámetro. Finalmente, para los problemas de doce máquinas con ciento veinte trabajos, se consigue un mayor porcentaje de mejores soluciones con el parámetro $\alpha=0.0$, alcanzando éste un setenta y tres por ciento.

En relación a las diferencias porcentuales promedios sobre la cota inferior, para la heurística GRASP-3, se obtiene que estas se encuentran entre el 4,3% y el 7,21% para el caso de dos máquinas con veinte trabajos y de seis máquinas con sesenta trabajos respectivamente.

En la heurística GRASP-4, a diferencia de las anteriores, se observa que las mejores soluciones se consiguen en su mayoría con el parámetro $\alpha=0.0$, a excepción de los problemas de seis máquinas y sesenta trabajos, donde se observa que el porcentaje de mejores soluciones es de un treinta y tres por ciento, mientras que con $\alpha=0.1$ se consigue un sesenta y siete por ciento. Para los trabajos de dos máquinas y veinte trabajos, también se observa que el cien por ciento de las mejores soluciones se consigue con $\alpha=0.1$, pero obteniéndose que para $\alpha=0.0$, se consigue un noventa y tres por ciento de estas, luego prácticamente ambas alcanzan las mejores soluciones. Para los problemas de cuatro máquinas y cuarenta trabajos, para ambos valores del parámetro α se consigue un sesenta y siete por ciento, es decir, para ambos se encuentra la misma cantidad de mejores soluciones. Para los problemas más grandes, de ocho, diez y doce máquinas, las mejores soluciones son con el parámetro $\alpha=0.0$, superando abiertamente en estos casos a los obtenidos con $\alpha=0.1$.

Para la heurística GRASP-4, se obtienen en promedio diferencias porcentuales sobre la cota inferior entre 2,99% y 4,61% para los problemas de dos y doce máquinas respectivamente.

Al comparar los resultados obtenidos con las distintas heurísticas GRASP, se puede apreciar que la que entrega diferencias porcentuales promedio menores respecto de la cota inferior es la heurística GRASP-4, para la mayoría de los tamaños de problemas, situación que ocurre para ambos valores del parámetro α . En la Figura 6.1, se grafican las diferencias porcentuales promedios para los distintos tamaños de problemas y para ambos valores del parámetro α .

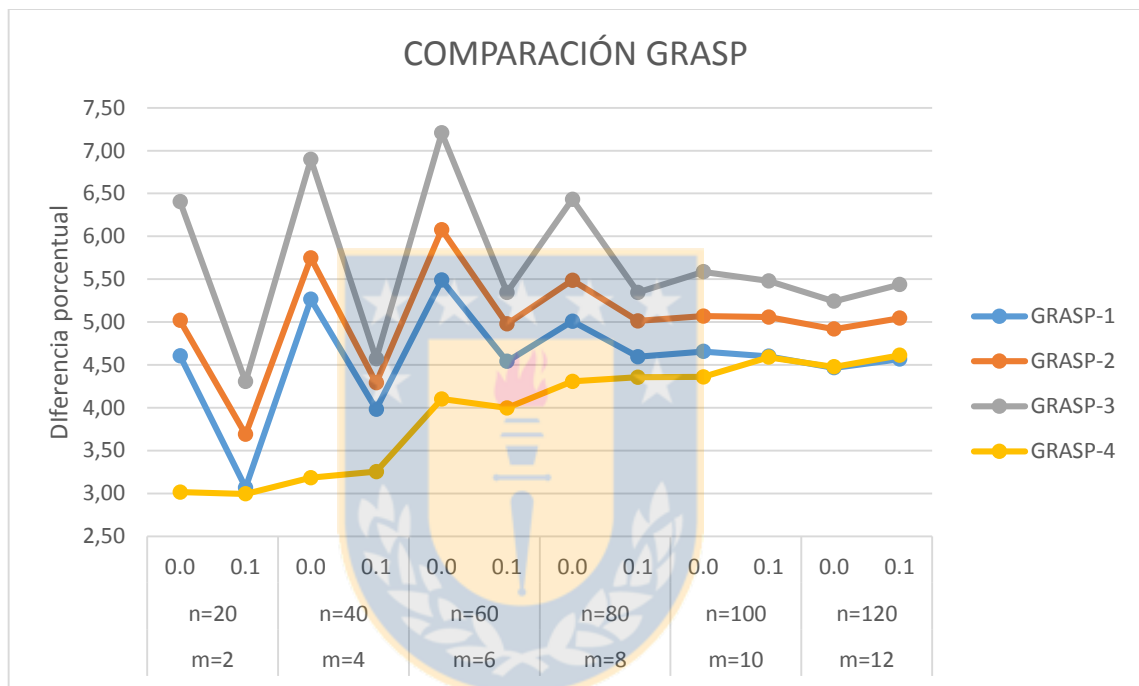


Figura 6.1. Diferencia porcentual promedio respecto a la cota inferior para heurísticas GRASP

Se puede observar, que para casi todos los problemas la heurística GRASP-4 consigue en promedio mejores resultados, siendo alcanzada por la heurística GRASP-1 con parámetro $\alpha=0.1$ en problemas de dos máquinas y veinte trabajos, y superada levemente por ésta en problemas de doce máquinas y ciento veinte trabajos. La heurística GRASP-1, es la que sigue en resultados a la heurística GRASP-4.

La heurística GRASP-3, es la que presenta peores resultados, presentando en todos los casos diferencias porcentuales promedios mayores que las anteriores.

De igual manera, se comparan la mejor solución encontrada para cada tamaño de problema de las heurísticas GRASP con la extensión de la heurística ECT, que es una heurística constructiva, de manera de comprobar sus eficacias. Los resultados se muestran en la Figura 6.2.

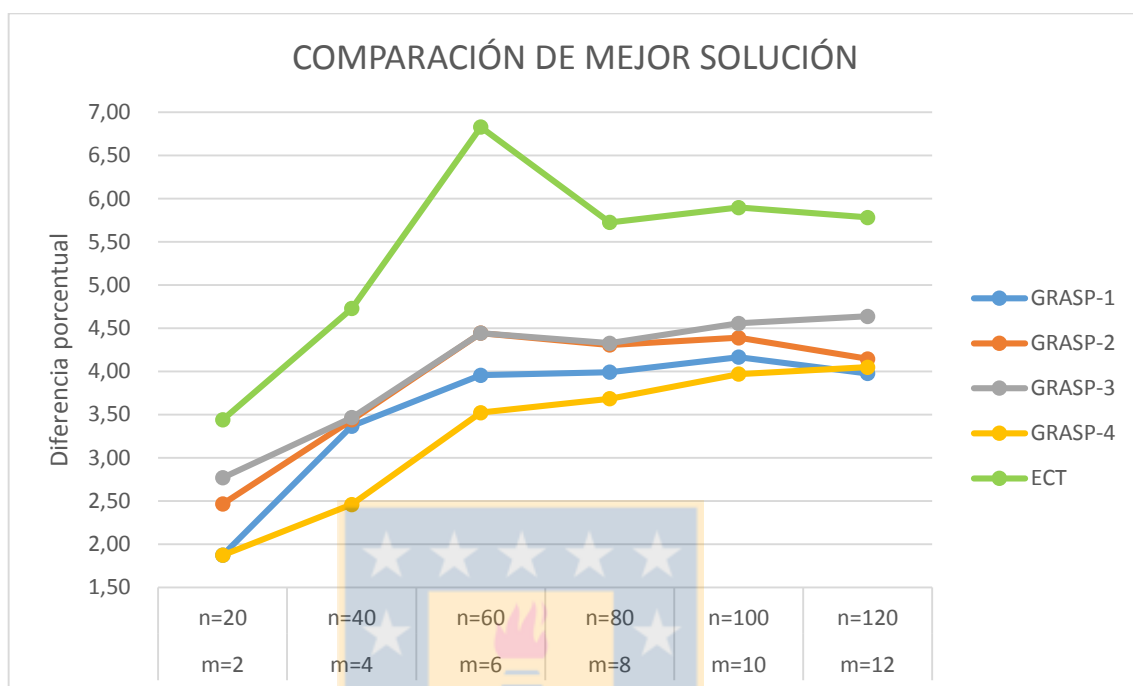


Figura 6.2. Diferencia porcentual de la mejor solución respecto a la cota inferior de cada heurística.

Se observa que la extensión de la heurística ECT presenta diferencias porcentuales sobre la cota inferior mayores que todas las heurísticas GRASP en la mejor solución encontrada para cada tamaño de problema, alcanzando valores entre 3,44% y 6,83%, lo que es un claro indicador de que las cuatro heurísticas GRASP presentadas entregan mejores resultados que una heurística constructiva. Se aprecia además, que de estas heurísticas nuevamente GRASP-4 y GRASP-1 son las que presentan diferencias porcentuales menores, presentando valores entre 1,87% y 4,17%.

Es de interés, el porcentaje de veces que cada heurística obtiene el mejor resultado. Para esto, se considera la mejor solución para cada instancia entregada por cualquiera de los dos parámetros α considerados en cada heurística. Los resultados se muestran en la Figura 6.2.

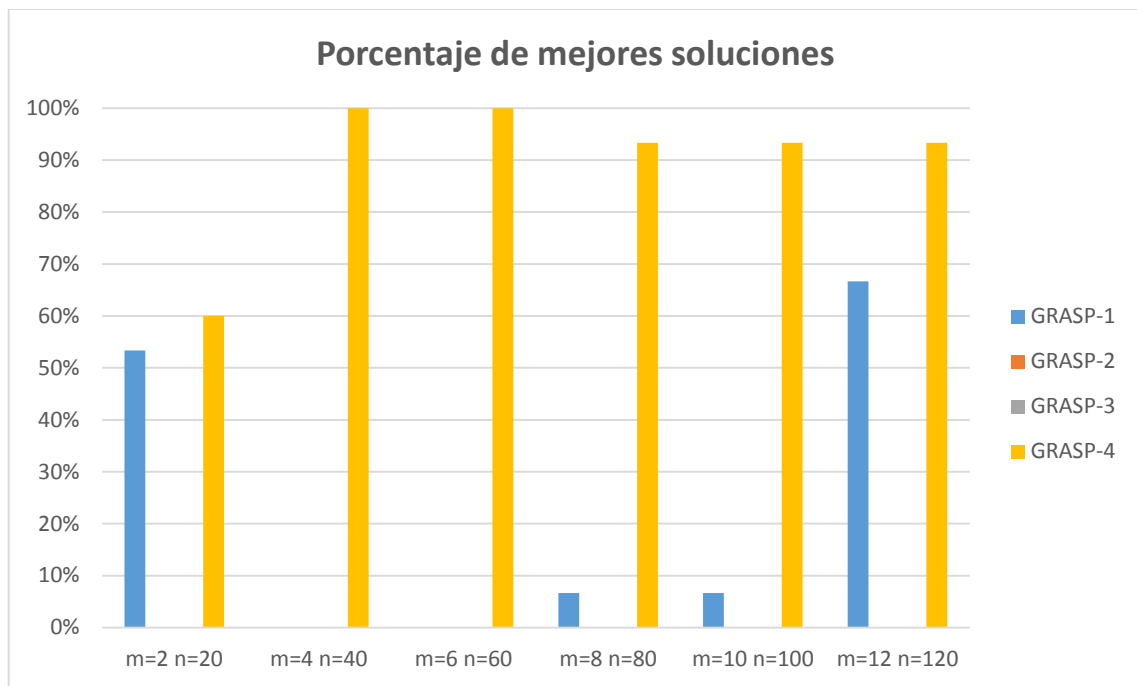


Figura 6.3. Porcentaje de mejores soluciones para cada heurística GRASP.

En la Figura 6.2, se puede apreciar que la heurística GRASP-1, encuentra la mejor solución en cerca del cincuenta por ciento de las instancias de dos máquinas y veinte trabajos, y el sesenta y siete por ciento de las mejores soluciones para el caso de doce máquinas y ciento veinte trabajos, sin embargo el porcentaje de soluciones es bajo para los casos de ocho y diez máquinas y nulo para el caso de cuatro y seis máquinas. Mientras que, la heurística GRASP-4, encuentra cerca del sesenta por ciento de las veces una mejor solución en el caso de dos máquinas con veinte trabajos, un cien por ciento de las veces para los casos de cuatro con cuarenta trabajos y seis máquinas con sesenta trabajos y sobre el noventa y tres por ciento de las veces para los problemas de ocho, diez y doce máquinas.

Cabe notar, que las heurísticas GRASP-2 y GRASP-3, no consiguen una mejor solución para ningún tamaño de problema.

Los tiempos CPU(s) de ejecución de las heurísticas GRASP se encuentran en la Tabla 6.2, donde se muestra el promedio para cada tamaño de problema y el peor caso. Se puede observar, que para la heurística GRASP-1, los tiempos computacionales por réplica aumentan considerablemente con el aumento del tamaño del problema, pasando de un segundo para los problemas de dos máquinas y veinte trabajos a cerca de diez minutos para los problemas de doce máquinas y ciento veinte trabajos, no existiendo mayor diferencia entre los valores α utilizados.

CPU(s)		m=2 n=20		m=4 n=40		m=6 n=60		m=8 n=80		m=10 n=100		m=12 n=120	
Parámetro α		0.0	0.1	0.0	0.1	0.0	0.1	0.0	0.1	0.0	0.1	0.0	0.1
GRASP-1	Promedio	1,09	1,21	11,11	10,76	45,77	42,49	121,79	120,66	265,86	271,46	568,10	577,95
	Peor Caso	1,75	1,57	16,14	12,89	63,34	55,61	146,98	134,84	318,14	301,25	674,97	661,58
GRASP-2	Promedio	4,20	3,22	5,19	5,14	7,22	7,26	11,44	10,54	14,65	15,97	20,17	20,72
	Peor Caso	8,77	8,41	12,82	12,87	16,32	15,29	23,41	18,68	24,41	26,27	35,52	29,41
GRASP-3	Promedio	20,35	20,12	22,35	19,88	15,88	20,39	22,14	20,31	25,27	21,29	22,34	22,28
	Peor Caso	42,44	36,74	51,75	33,81	30,46	41,70	52,54	43,67	48,28	27,50	54,00	37,63
GRASP-4	Promedio	21,02	21,10	22,07	21,98	24,06	22,70	23,77	24,14	26,24	26,26	25,40	25,13
	Peor Caso	31,50	23,52	53,52	29,86	32,99	38,77	39,62	61,52	34,42	33,88	40,12	34,77

Tabla 6.2. Tiempo CPU(s) de ejecución de las heurísticas GRASP por réplica.

La heurística GRASP-2, presenta tiempos computacionales promedios por réplica que van desde los tres a los 20 segundos, aumentando levemente a medida que aumenta el tamaño de los problemas. Se puede apreciar, que esta heurística es la que presenta los menores tiempos de ejecución.

Las heurísticas GRASP-3 y GRASP-4, presentan tiempos computacionales promedios por réplica similares, cercanos a los veinte segundos para cada instancia, no pudiendo apreciarse una relación significativa entre el tiempo de ejecución y el tamaño del problema.

Los tiempos computacionales de cada réplica para las distintas heurísticas se encuentran detallados por el tamaño del problema en el Anexo 3.

La extensión de la heurística ECT presenta resultados instantáneos, demorándose menos de 0,01 segundos para las instancias de mayor tamaño.

Finalmente, se continuará este estudio con las heurísticas GRASP-1 y GRASP-4, ya que consiguen mejores resultados en todos los tamaños de problemas, utilizando como solución entregada por cada una, la mejor obtenida para cada instancia, pudiendo ésta haber sido entregada por cualquiera de los dos parámetros α utilizados.

6.2 Comparación y análisis de resultados

En esta sección se analizan los resultados obtenidos por las heurísticas GRASP-1 y GRASP-4 en comparación con los resultados obtenidos en estudios similares presentes en la literatura y que se encuentran aplicadas al mismo problema, seleccionándose las correspondientes a las mismas instancias utilizadas en el presente estudio.

Las metaheurísticas a considerar son Tabu Search, método propuesto por Helal et al. (2006), Meta-Raps, que corresponde a una búsqueda aleatoria priorizada propuesta por Rabadi et al. (2006) y una optimización de colonias de hormigas (ACO II), propuesta por Arnaout et al. (2014). Los resultados fueron obtenidos de una base de datos presentada en Arnaout et al. (2014), los valores del makespan para cada instancia se presentan en el Anexo 4 y las diferencias porcentuales sobre la cota inferior para éstos en el Anexo 5.

En la Figura 6.4, se puede observar que para problemas de dos máquinas y veinte trabajos se obtienen que los mejores resultados se obtienen con la heurística ACO y Meta-Raps, que alcanzan desviaciones porcentuales promedio de 2,52% y 2,60%, le sigue la heurística GRASP-4, con desviaciones porcentuales promedio de 2,99%. La heurística GRASP-1, no se encuentra porcentualmente tan alejada de las anteriores, con desviaciones porcentuales promedio de 3,07%. Mientras que Tabu Search, es la que presenta peores resultados, con desviaciones porcentuales promedio de 3,97%.

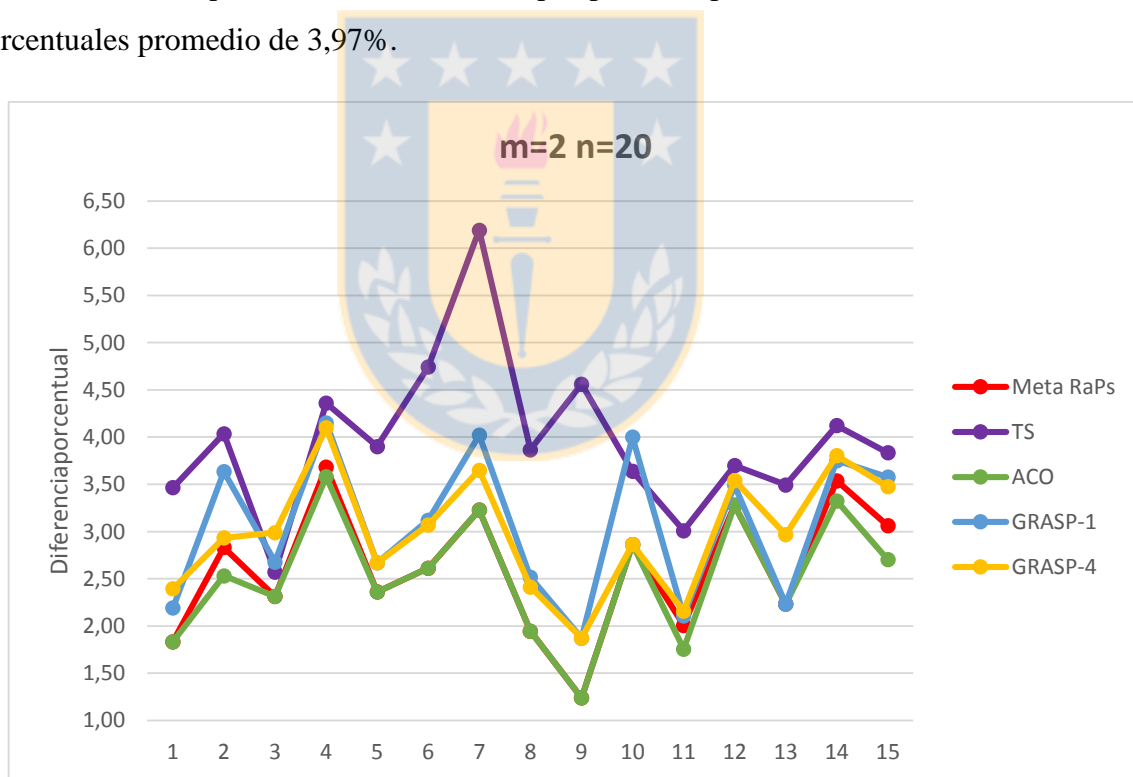


Figura 6.4. Diferencia porcentual respecto a la cota inferior para instancias con dos máquinas.

Para las instancias de problemas con cuatro máquinas y cuarenta trabajos, presentados en la Figura 6.5, se puede observar que los mejores resultados los presenta la heurística GRASP-4, con desviaciones porcentuales promedio de 3,14%, le sigue la heurística ACO con desviaciones porcentuales promedio de 3,44%. Finalmente, las heurísticas Meta-Raps y GRASP-1, presentan

los peores resultados, estando cercanas éstas entre sí, con desviaciones porcentuales promedio de 3,88% y 3,98% respectivamente. Finalmente, Tabu Search presenta desviaciones porcentuales promedio de 5,14%.

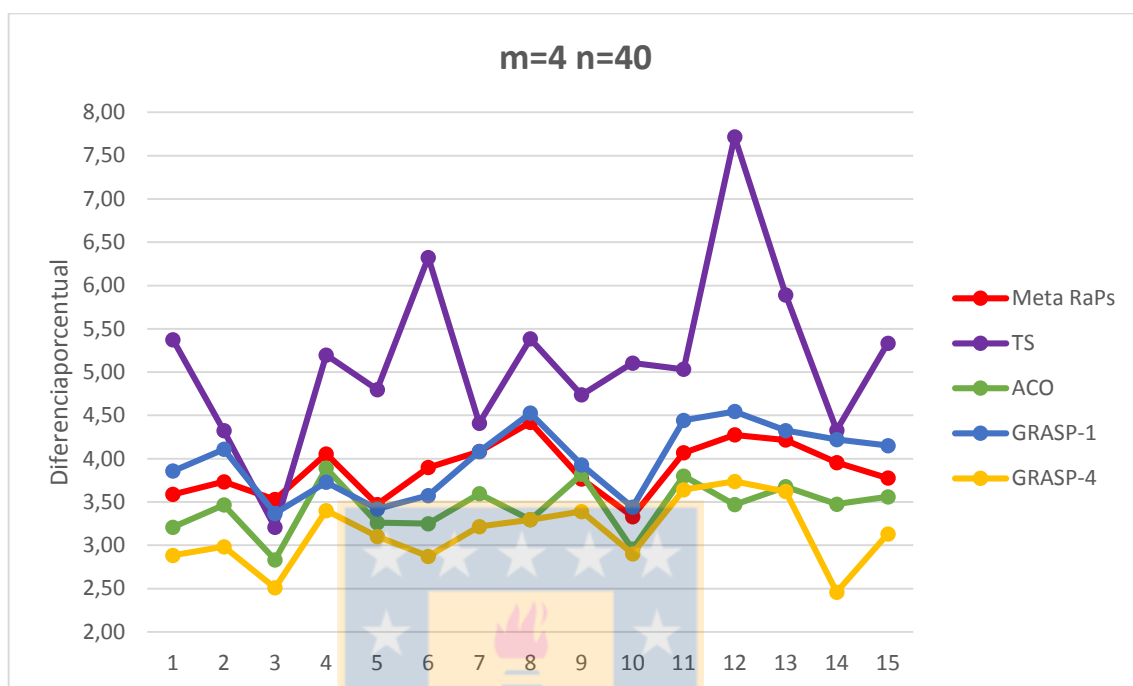


Figura 6.5. Diferencia porcentual respecto a la cota inferior para instancias con cuatro máquinas.

En la Figura 6.6, se presentan los resultados obtenidos para los problemas de seis máquinas y sesenta trabajos, donde se ve claramente que la heurística GRASP-4 presenta mejores resultados para todas las instancias, con una desviación porcentual promedio de 3,92% sobre la cota inferior. Las heurísticas Meta-Raps, GRASP-1 y ACO, presentan resultados similares, con desviaciones porcentuales promedio de 4,37%, 4,54% y 4,58% respectivamente, siendo Tabu Search la que presenta peores resultados con desviaciones porcentuales promedio de 6,38%.

Para los problemas de ocho máquinas y ochenta trabajos se presentan los resultados en la Figura 6.7, se observa que la heurística GRASP-4 y ACO presentan los mejores resultados, con desviaciones porcentuales de 4,36% y 4,91% respectivamente, las heurísticas Meta-Raps y GRASP-1 le siguen de cerca y presentan resultados similares, con desviaciones porcentuales promedio de 4,59% y 4,62% respectivamente. Mientras que, Tabu Search es la que presenta mayores desviaciones porcentuales promedio, con 6,33%.

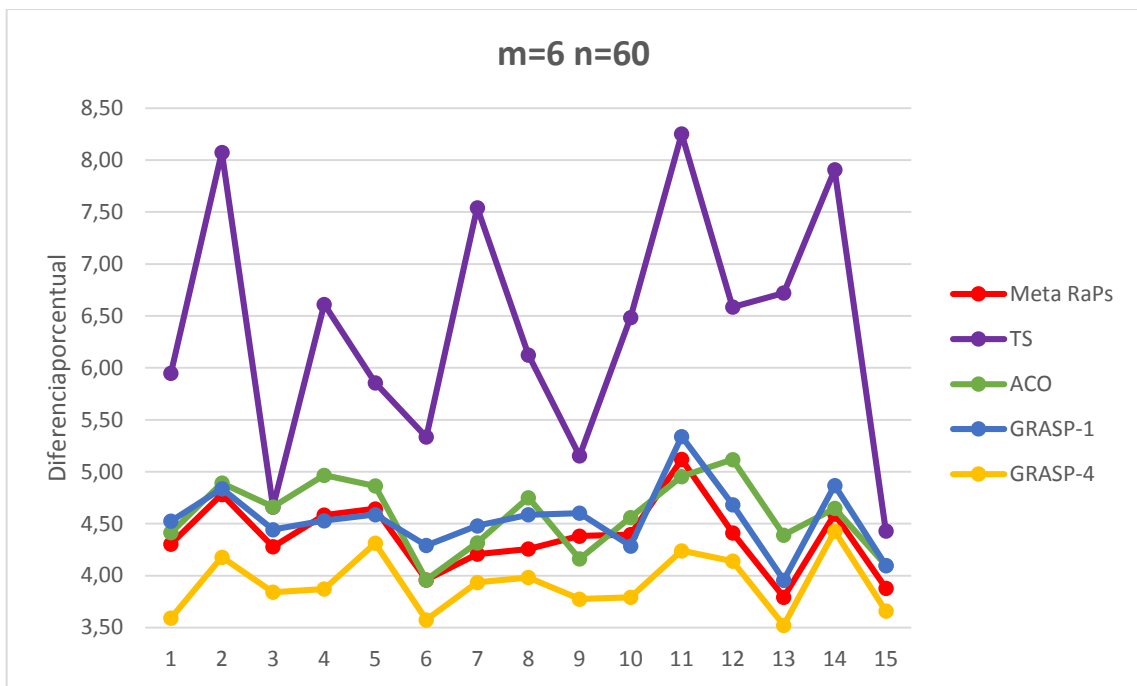


Figura 6.6. Diferencia porcentual respecto a la cota inferior para instancias con seis máquinas.

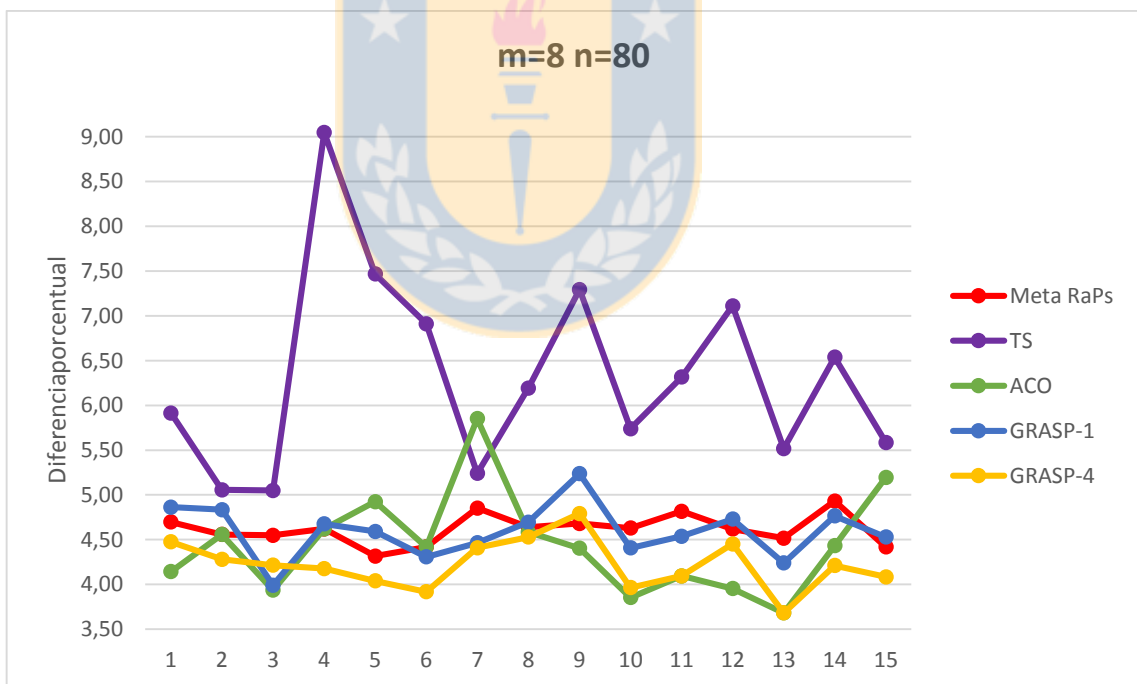


Figura 6.7. Diferencia porcentual respecto a la cota inferior para instancias con ocho máquinas.

En la Figura 6.8, se presentan los resultados obtenidos para los problemas de diez máquinas y cien trabajos, donde se puede observar que la heurística que presenta mejores resultados es GRASP-4, seguida de cerca por GRASP-1, con diferencias porcentuales promedios de 4,36% y

4,55% respectivamente. Luego sigue en resultados la heurística ACO con diferencias porcentuales promedio de 4,91%, por la heurística Meta-Raps, con diferencias porcentuales promedios de 5,22%. Nuevamente, Tabu Search presenta los peores resultados con desviaciones porcentuales promedio de 6,79%.

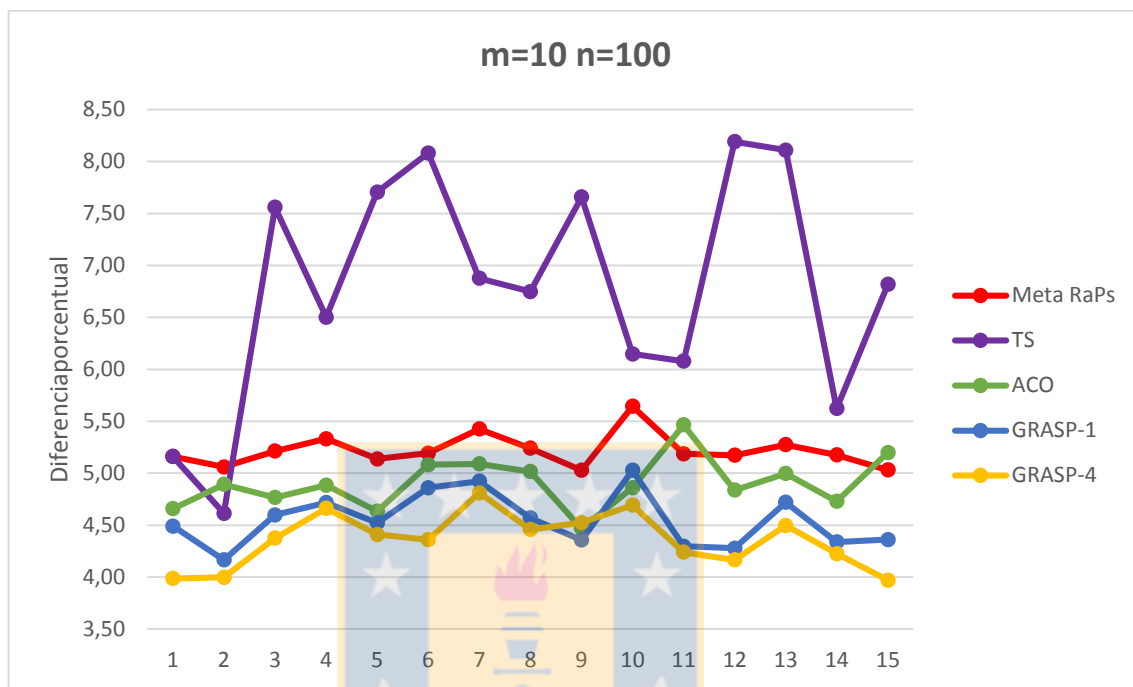


Figura 6.8. Diferencia porcentual respecto a la cota inferior para instancias con diez máquinas.

Finalmente, para problemas de doce máquinas con ciento veinte trabajos, se observa en la Figura 6.9 que los resultados obtenidos por las heurísticas son más parejos, siendo la que presenta mejores resultados la heurística Meta-Raps seguida de cerca por GRASP-1 y GRASP-4, presentando diferencias porcentuales promedio de 4,25%, 4,41 y 4,44% respectivamente. Luego, sigue la heurística ACO, con diferencias porcentuales promedio de 4,64% y con una mayor diferencia se encuentra Tabu Search, con diferencias porcentuales promedio de 7,05%.

Del análisis individual que se realiza para cada tamaño de problema, se observa que las heurísticas GRASP-1, GRASP-4, Meta-Raps y ACO dan buenos resultados, obteniéndose en la mayoría de los casos que las diferencias porcentuales sobre la cota inferior son inferiores al 5% para cada instancia y que en particular, la heurística GRASP-4 presentó los mejores resultados en la mayoría de los tamaños de problemas. Mientras que, Tabu Search, presenta para todos los tamaños de problema los peores resultados, aunque estos en su mayoría presentan diferencias porcentuales inferiores al 8%.

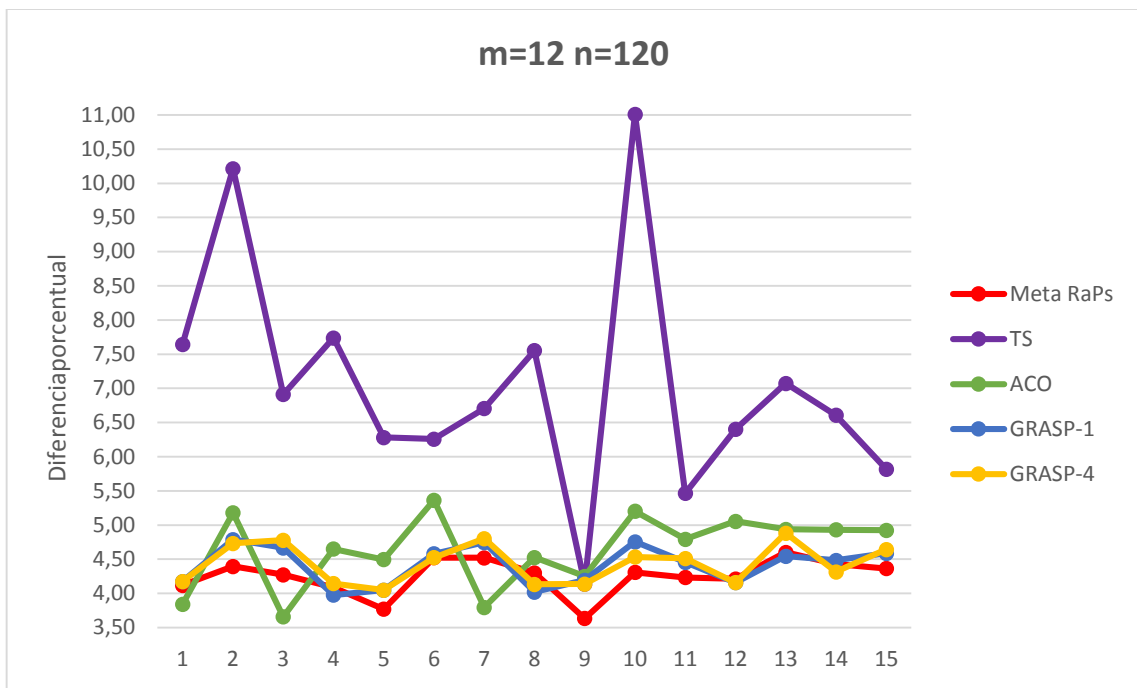


Figura 6.9. Diferencia porcentual respecto a la cota inferior para instancias con doce máquinas.

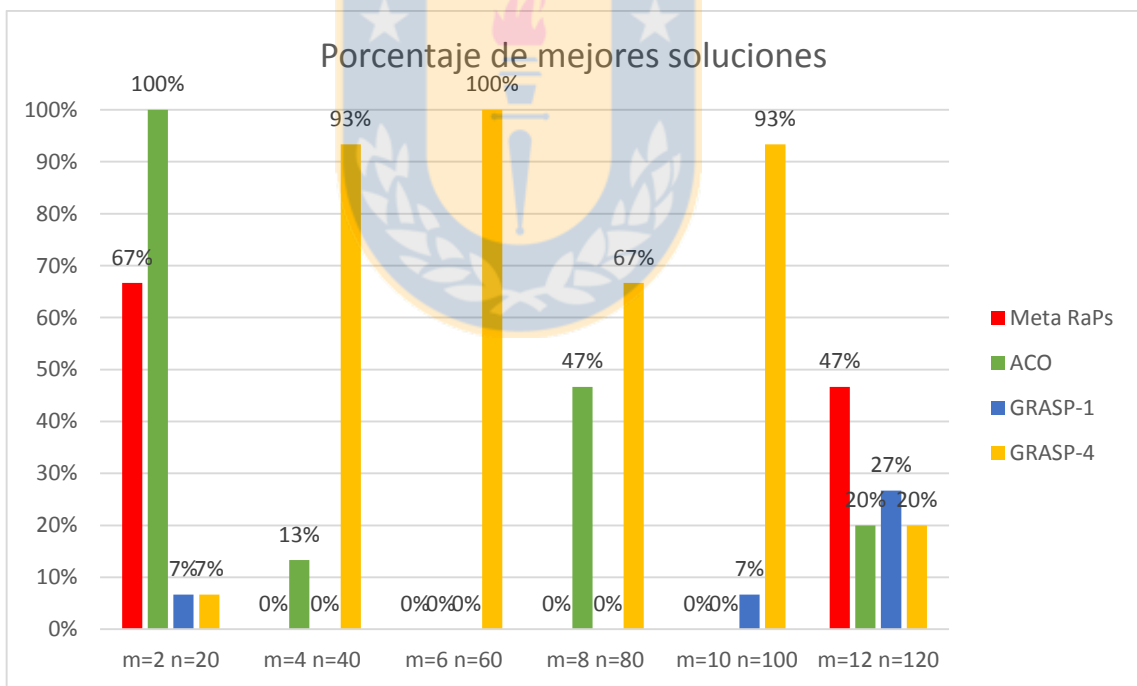


Figura 6.10. Porcentaje de mejores soluciones por tamaño de problema.

Dado esto, es de interés el porcentaje de veces en que cada heurística obtiene el mejor resultado, es decir, la razón entre el número de instancias en que la heurística alcanza la mejor solución y

el número de instancias totales para cada tamaño de problema. En la Figura 6.10 se presenta esta estadística.

De la Figura 6.10, se puede apreciar que en los problemas de 2 máquinas y veinte trabajos, ACO obtiene en todos los casos la mejor solución, Meta-Raps un 67% de las veces y la heurística GRASP-1 y GRASP-2 un 7% cada una. Por otro lado, para los problemas de cuatro máquinas y cuarenta trabajos, el mayor porcentaje de mejores soluciones lo alcanza la heurística GRASP-4 con un 93%, mientras que, ACO alcanza solo un 13% de mejores soluciones y las otras dos heurísticas no alcanzan ninguna.

Para las instancias de seis máquinas y sesenta trabajos, la heurística GRASP-4 alcanza el 100% de las mejores soluciones, siendo muy superior a las otras metaheurísticas, que no encuentran en ninguna instancia una mejor solución. Para los problemas de ocho máquinas con ochenta trabajos, GRASP-4 nuevamente encuentra un mayor porcentaje de mejores soluciones, alcanzando esta vez 67%, mientras que ACO alcanza un 47% de las mejores soluciones. Nuevamente, GRASP-1 y Meta-Raps, no consiguen alcanzar las mejores soluciones.

Para problemas de diez máquinas y cien trabajos, la heurística GRASP-4 muestra un gran desempeño, obteniendo en un 93% de las instancias la mejor solución, mientras que el otro 7% es obtenido por la heurística GRASP-1, no obteniendo ningún porcentaje de mejores soluciones ACO y Meta-Raps.

Finalmente, cuando existen doce máquinas y ciento veinte trabajos, los resultados son alcanzados de manera más equitativa, obteniendo un 53% Meta-Raps, un 27% GRASP-1 y un 20% GRASP-4 y ACO.

Cabe mencionar, que del total de 90 instancias evaluadas, la heurística GRASP-4 encontró la mejor solución 57 veces, mientras que ACO lo hizo 27 veces, Meta Raps 17 veces y GRASP-1 en 6 oportunidades. Las heurísticas GRASP-2 y GRASP-3 evaluadas, así como Tabu Search y extensión de la heurística ECT, no encontraron en ninguna oportunidad la mejor solución.

Es así, como se puede apreciar que la heurística GRASP-4 obtiene resultados muy superiores a las otras heurísticas GRASP presentadas, y superando en una gran porcentaje de las instancias a las otras metaheurísticas aplicadas a este mismo problema, pudiendo destacarse además que los tiempos computacionales incurridos en su ejecución fueron muy bajos.

CAPÍTULO 7

Discusión y conclusiones

En este estudio se abordó el problema de máquinas paralelas no relacionadas con tiempos de setup dependientes de la secuencia, con el objetivo de minimizar el makespan. Este problema, de tipo combinatorio, ha sido clasificado como NP-hard, por lo que para instancias de mediano a gran tamaño es necesario recurrir a métodos heurísticos de solución.

Mediante la revisión bibliográfica del problema, se encontró que dentro de los estudios que se han realizado, sólo recientemente se han incorporado el caso que incluye tiempos de preparación dependientes de la secuencia, encontrándose diferentes métodos implementados para su solución, entre los cuales se encuentran métodos heurísticos y metaheurísticos. Uno de los primeros autores en abordar el problema fue Al-Salem (2004), quién propuso la heurística PH, para luego ser abordado por otros autores que utilizan distintos métodos, tales como Tabu Search, la heurística MetaRaPS, optimización basada en colonia de hormigas y simulated annealing.

El método de solución analizado para resolver este problema en este estudio, corresponde a un procedimiento metaheurístico denominado Greedy Randomized Adaptative Search Procedure (GRASP), que es un proceso aleatorio iterativo, donde cada iteración está compuesta por dos fases, una de construcción y una de búsqueda local. El procedimiento fue introducido por Feo y Resende (1989), donde se construye una solución factible inicial en la fase de construcción para luego mejorarla mediante una búsqueda local.

Se presentan cuatro heurísticas, cada una de las cuales tienen su propia estructura de vecindad en la fase de búsqueda local, pero compartiendo la mismas fase de construcción. Se denomina a estas heurísticas GRASP-1, que utiliza una vecindad IP (Pairwise Interchange) que intercambia de manera sistemática todos los pares de trabajos posibles; GRASP-2 que utiliza la vecindad Swap (Sequence) que selecciona aleatoriamente dos trabajos e intercambia sus posiciones; GRASP-3, que utiliza la vecindad Max-Min que selecciona una trabajo de la máquina que tenga el mayor tiempo de finalización y lo inserta en la máquina con el menor tiempo de finalización y GRASP-4 que utiliza la vecindad Swap (Solution) que intercambia dos trabajos pertenecientes a máquina distintas, donde las máquinas y los trabajos son seleccionados

aleatoriamente. Cabe mencionar, que GRASP-1 corresponde a la heurística presentada en Ávila (2013). Finalmente, se comparan los resultados obtenidos para cada una de estas heurísticas, para luego evaluar su desempeño respecto a otras metaheurísticas presentes en la literatura para este mismo problema.

Los problemas evaluados, fueron obtenidos del banco de problemas de Helal et al. (2006), donde se seleccionaron seis tamaños distintos con tiempos de proceso dominante, esto con fin de poder comparar los resultados con otros métodos de solución que han utilizado los mismos conjuntos de instancias, obteniéndose un total de 90 problemas a evaluar.

La evaluación del método GRASP fue realizada utilizando el programa SPS_GRASP_Makespan, mientras que los resultados de los otros métodos con lo que se comparó la heurística GRASP fueron obtenidos de la literatura, específicamente Tabu Search, presentada en Helal et al. (2006), la heurística MetaRaPS presentada por Rabadi et al. (2006) y ACO II presentada en Arnaout et al. (2014).

En cuanto a los resultados en cada implementación se registró el valor del makespan y los tiempos computaciones incurridos en su ejecución, utilizando como medida de comparación para los problemas, la diferencia porcentual de la solución sobre una cota inferior.

Basado en trabajos anteriores, para la heurística GRASP, se determinó utilizar dos valores para el parámetro α , 0.0 y 0.1, y criterio de parada de 500 iteraciones. Las búsquedas locales 2, 3 y 4 además utilizan un parámetro $nIter$ que se fija en 1000 para todas las vecindades. La evaluación de métodos se realizó en 90 problemas, correspondientes a 15 instancias para seis tamaños diferentes, realizándose diez réplicas para cada uno.

Los resultados obtenidos para las diferentes heurísticas GRASP mostraron que en general estas generaban mejores resultados con el parámetro $\alpha=0.1$, salvo en algunos tamaños específicos. En relación a la calidad de las soluciones obtenidas, la heurística GRASP-1, presentó diferencias porcentuales promedio entre 3,07% y 5,49%, GRASP-2 entre 3,69% y 6,08%, GRASP-3 entre 4,3% y 7,21 y GRASP-4 entre 2,99% y 4,61%. Pudiendo apreciarse que la que presentó mejores diferencias porcentuales promedio en relación a la cota inferior fue la heurística GRASP 4, seguida por la heurística GRASP-1, que la supera levemente para un tamaño de problema.

Se compararon los resultados obtenidos por las heurísticas GRASP con los resultados entregados por una extensión de la heurística ECT, una heurística constructiva, que presentó

desviaciones porcentuales promedio entre 3,44% y 6,83%, los cuales no mejoraban los resultados de ninguna de las heurísticas GRASP presentadas, pero no se encontraban tan alejadas. Adicionalmente, se realizó una comparación en el número de veces que cada heurística alcanzaba una mejor solución entre las que se comparaba y se pudo observar que para casi todos los tamaños de problemas GRASP-4 encontró una mejor solución que el resto de las heurísticas en más del 90% de las instancias. Mientras que, la heurística GRASP-1 solo superó para dos tamaños de problemas el 50% de las instancias. Las heurísticas GRASP-2 y GRASP-3, no dieron en ningún caso mejores resultados a las dos anteriores.

En relación a tiempos computacionales incurridos, estos difirieron notablemente entre una heurística y otras. GRASP-1 aumentaban los tiempos computacionales de acuerdo al tamaño del problema, entre segundos para los más pequeños a 10 minutos aproximadamente para cada instancia en los de mayor tamaño, mientras que, GRASP-2 aumentaba de igual manera, pero entre 3 segundos en los problemas pequeños a 10 segundos para los problemas más grandes. Para GRASP-3 y GRASP-4, los tiempos computacionales fueron lineales, alcanzando los 20 segundos en promedio cada uno. Finalmente, se menciona que la extensión de la heurística ECT da resultados de manera instantánea.

Dado que GRASP-1 y GRASP-4, superaron en todas las instancias a GRASP-2 y GRASP-3, se continuó solo con estas en la comparación con Tabu Search, Meta-Raps y ACO, encontrándose que GRASP-1, grasp-4, Meta-Raps y ACO, presentaban buenos resultados, donde las diferencias porcentuales sobre la cota inferior fueron inferiores a 5% en la mayoría de las instancias, y que GRASP-4 presentó mejores resultados, superando a las otras heurísticas en la mayoría de los tamaños de problemas. Mientras que, Tabú Search presentó los peores resultados para todos los tamaños de problema, aunque con diferencias porcentuales promedio inferiores al 8% en la mayoría de los casos.

También se analizó el número de veces en que cada heurística encontraba la mejor solución para cada tamaño de problema, encontrándose que para el caso de dos máquinas y veinte trabajos, las heurísticas que mejor se comportaban eran ACO y Meta-Raps. Mientras que, para el caso de cuatro, seis, ocho y diez máquinas con cuarenta, sesenta, ochenta y cien trabajos respectivamente, la heurística con mejor comportamiento fue GRASP-4, presentando un desempeño muy superior a las otras, siendo seguida por ACO solo en el caso de ocho máquinas con ochenta trabajos. Finalmente, para problemas de doce máquinas y ciento veinte trabajos,

todas las heurísticas alcanzan un porcentaje de mejores soluciones, lideradas por Meta-Raps y seguida por GRASP-1, ACO y GRASP-4.

Se concluyó mediante el análisis realizado, que la heurística GRASP-4, supera en gran medida a las otras heurísticas con las cuales fue comparada, mejorando notablemente los resultados frente a los de su predecesora, GRASP-1, y disminuyendo considerablemente los tiempos computacionales requeridos para su ejecución, lo que la hace muy aplicable.

Cabe mencionar, que las heurísticas fueron evaluadas en un subconjunto de problemas obtenidos de un banco de datos de la literatura, luego como trabajo futuro, se puede evaluar la totalidad de las instancias existentes para este problema, de manera de obtener una mayor diversidad en los resultados. Además, como trabajo futuro, se puede extender esta heurística para resolver el problemas $R_m/S_{ijk}/C_{max}$ utilizando otro criterio de optimización o para resolver problemas multi objetivos.



REFERENCIAS

- Allahverdi, Ali, C.T. Ng, T.C.E. Cheng, and Mikhail Y. Kovalyov. 2008. "A Survey of Scheduling Problems with Setup Times or Costs." *European Journal of Operational Research* 187 (3) (June): 985–1032. doi:10.1016/j.ejor.2006.06.060.
- Al-Salem, A. 2004. "Scheduling to Minimize Makespan on Unrelated Parallel Machines with Sequence Dependent Setup Times." *Engineering Journal of the University of Qatar* 17: 177–187.
- Armentano, Vinícius Amaral, and Moacir Felizardo de França Filho. 2007. "Minimizing Total Tardiness in Parallel Machine Scheduling with Setup Times: An Adaptive Memory-based GRASP Approach." *European Journal of Operational Research* 183 (1) (November): 100–114. doi:10.1016/j.ejor.2006.09.077.
- Arnaout, Jean-Paul, Rami Musa, and Ghaith Rabadi. 2014. "A Two-stage Ant Colony Optimization Algorithm to Minimize the Makespan on Unrelated Parallel Machines—part II: Enhancements and Experimentations." *Journal of Intelligent Manufacturing* 25 (1) (February): 43–53. doi:10.1007/s10845-012-0672-3.
- Arnaout, Jean-Paul, Ghaith Rabadi, and Rami Musa. 2009. "A Two-stage Ant Colony Optimization Algorithm to Minimize the Makespan on Unrelated Parallel Machines with Sequence-dependent Setup Times." *Journal of Intelligent Manufacturing* 21 (6) (February 20): 693–701. doi:10.1007/s10845-009-0246-1.
- Arroyo, J. E. C., and A. A. de Souza Pereira. 2011. "A GRASP Heuristic for the Multi-objective Permutation Flowshop Scheduling Problem." *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology* 55 (5): 741–753.
- Ávila, Claudia. 2013. "Aplicación De La Heurística GRASP Al Problema De Máquinas Paralelas No Relacionadas Con Tiempo De Setup Dependiente De La Secuencia." Memoria de título para optar al grado de Ingeniero Civil Industrial, Universidad de Concepción.
- Baker, Kenneth R., and Dan Trietsch. 2009. *Principles of Sequencing and Scheduling*. John Wiley & Sons.
- Bozorgirad, Mir Abbas, and Rasaratnam Logendran. 2012a. "Sequence-dependent Group Scheduling Problem on Unrelated-parallel Machines." *Expert Systems with Applications* 39 (10) (August): 9021–9030. doi:10.1016/j.eswa.2012.02.032.

- Bozorgirad, Mir Abbas, and Rasaratnam Logendran. 2012b. "Sequence-dependent Group Scheduling Problem on Unrelated-parallel Machines." *Expert Systems with Applications* 39 (10) (August): 9021–9030. doi:10.1016/j.eswa.2012.02.032.
- Chang, Pei-Chann, and Shih-Hsin Chen. 2011a. "Integrating Dominance Properties with Genetic Algorithms for Parallel Machine Scheduling Problems with Setup Times." *Applied Soft Computing* 11 (1) (January): 1263–1274. doi:10.1016/j.asoc.2010.03.003.
- Chang, Pei-Chann, and Shih-Hsin Chen. 2011b. "Integrating Dominance Properties with Genetic Algorithms for Parallel Machine Scheduling Problems with Setup Times." *Applied Soft Computing* 11 (1) (January): 1263–1274. doi:10.1016/j.asoc.2010.03.003.
- Chen, Chun-Lung. 2011. "Iterated Hybrid Metaheuristic Algorithms for Unrelated Parallel Machines Problem with Unequal Ready Times and Sequence-dependent Setup Times." *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology* 60 (5-8) (September 23): 693–705. doi:10.1007/s00170-011-3623-9.
- Chen, Chun-Lung, and Chuen-Lung Chen. 2008. "Hybrid Metaheuristics for Unrelated Parallel Machine Scheduling with Sequence-dependent Setup Times." *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology* 43 (1-2) (August 26): 161–169. doi:10.1007/s00170-008-1692-1.
- Chen, Jeng-Fung. 2009. "Scheduling on Unrelated Parallel Machines with Sequence- and Machine-dependent Setup Times and Due-date Constraints." *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology* 44 (11-12) (February 19): 1204–1212. doi:10.1007/s00170-008-1917-3.
- Damodaran, Purushothaman, Omar Ghrayeb, and Mallika Chowdary Guttikonda. 2013. "GRASP to Minimize Makespan for a Capacitated Batch-processing Machine." *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology* 68 (1-4) (September): 407–414. doi:10.1007/s00170-013-4737-z.
- Damodaran, Purushothaman, Mario C. Velez-Gallego, and Jairo Maya. 2011. "A GRASP approach for makespan minimization on parallel batch processing machines." *Journal of Intelligent Manufacturing* 22 (5) (October): 767–777. doi:10.1007/s10845-009-0272-z.
- Davoudpour, H., and M. Ashrafi. 2009. "Solving Multi-objective SDST Flexible Flow Shop Using GRASP Algorithm." *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology* 44 (7): 737–747.

- Deng, Y., and J. F. Bard. 2011. "A Reactive GRASP with Path Relinking for Capacitated Clustering." *Journal of Heuristics* 17 (2): 119–152.
- Domínguez Machuca, José Antonio (coord). 1995. *Dirección De Operaciones : Aspectos Tácticos y Operativos En La Producción y Los Servicios*. http://148.201.94.3:8991/F?func=direct&t_base=ITE01&doc_number=000046756.
- Dorigo, M., A. Colomi, and V. Maniezzo. 1991. "Distributed Optimization by Ant Colonies." In *Proceedings of the First European Conference on Artificial Life*, 142:134–142. <ftp://iridia.ulb.ac.be/pub/mdorigo/conferences/IC.06-ECAL92.pdf>.
- Driessel, Rene, and Lars Mönch. 2011. "Variable Neighborhood Search Approaches for Scheduling Jobs on Parallel Machines with Sequence-dependent Setup Times, Precedence Constraints, and Ready Times." *Computers & Industrial Engineering* 61 (2) (September): 336–345. doi:10.1016/j.cie.2010.07.001.
- Essafi, Imen, Yazid Mati, and Stéphane Dauzère-Pérès. 2008. "A Genetic Local Search Algorithm for Minimizing Total Weighted Tardiness in the Job-shop Scheduling Problem." *Computers & Operations Research* 35 (8) (August): 2599–2616. doi:10.1016/j.cor.2006.12.019.
- Fanjul-Peyro, Luis, and Rubén Ruiz. 2010. "Iterated Greedy Local Search Methods for Unrelated Parallel Machine Scheduling." *European Journal of Operational Research* 207 (1) (November): 55–69. doi:10.1016/j.ejor.2010.03.030.
- Feo, T. A., and M. G. C. Resende. 1989. "A Probabilistic Heuristic for a Computationally Difficult Set Covering Problem." *Operations Research Letters* 8 (2): 67–71.
- Feo, T. A., and M. G. C. Resende. 1995. "Greedy Randomized Adaptive Search Procedures." *Journal of Global Optimization* 6 (2): 109–133.
- Festa, P., and M. G. C. Resende. 2004. "An Annotated Bibliography of GRASP." *Operations Research Letters* 8: 67–71.
- Festa, P., and M. G. C. Resende. 2009a. "An Annotated Bibliography of GRASP–Part I: Algorithms." *International Transactions in Operational Research* 16 (1): 1–24.
- Festa, P., and M. G. C. Resende. 2009b. "An Annotated Bibliography of GRASP–Part II: Applications." *International Transactions in Operational Research* 16 (2): 131–172.
- Fleszar, Krzysztof, Christoforos Charalambous, and Khalil S. Hindi. 2012. "A Variable Neighborhood Descent Heuristic for the Problem of Makespan Minimisation on

- Unrelated Parallel Machines with Setup Times.” *Journal of Intelligent Manufacturing* 23 (5) (October): 1949–1958. doi:10.1007/s10845-011-0522-8.
- Glover, F. 1989. “Tabu Search—part I.” *ORSA Journal on Computing* 1 (3): 190–206.
- Gómez-Gasquet, Pedro, Carlos Andrés, and Francisco-Cruz Lario. 2012. “An Agent-based Genetic Algorithm for Hybrid Flowshops with Sequence Dependent Setup Times to Minimise Makespan.” *Expert Systems with Applications* 39 (9) (July): 8095–8107. doi:10.1016/j.eswa.2012.01.158.
- Graham, R. L., E. L. Lawler, J. K. Lenstra, and A. H. G. R. Kan. 1979. “Optimization and Approximation in Deterministic Sequencing and Scheduling: a Survey.” *Annals of Discrete Mathematics* 5 (2): 287–326.
- Hashimoto, H., S. Boussier, M. Vasquez, and C. Wilbaut. 2011. “A GRASP-based Approach for Technicians and Interventions Scheduling for Telecommunications.” *Annals of Operations Research* 183 (1): 143–161.
- Helal, M., G. Rabadi, and A. Al-Salem. 2006. “A Tabu Search Algorithm to Minimize the Makespan for the Unrelated Parallel Machines Scheduling Problem with Setup Times.” *International Journal of Operations Research* 3 (3): 182–192.
- Holland, J. H. 1975. “Adaptation in Natural and Artificial Systems, University of Michigan Press.” *Ann Arbor, MI* 1 (97): 5.
- Huang, Simin, Linning Cai, and Xiaoyue Zhang. 2010. “Parallel Dedicated Machine Scheduling Problem with Sequence-dependent Setups and a Single Server.” *Computers & Industrial Engineering* 58 (1) (February): 165–174. doi:10.1016/j.cie.2009.10.003.
- Ibarra, O. H., and C. E. Kim. 1977. “Heuristic Algorithms for Scheduling Independent Tasks on Nonidentical Processors.” *Journal of the ACM (JACM)* 24 (2): 280–289.
- Kim, Dong-Won, Kyong-Hee Kim, Wooseung Jang, and F Frank Chen. 2002. “Unrelated Parallel Machine Scheduling with Setup Times Using Simulated Annealing.” *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing* 18 (3–4) (June): 223–231. doi:10.1016/S0736-5845(02)00013-3.
- Kirkpatrick, S., M. P. Vecchi, and C.D Gelatt. 1983. “Optimization by Simmulated Annealing.” *Science* 220 (4598): 671–680.
- Land, A. H., and A. G. Doig. 1960. “An Automatic Method of Solving Discrete Programming Problems.” *Econometrica: Journal of the Econometric Society*: 497–520.

- Lee, Jae-Ho, Jae-Min Yu, and Dong-Ho Lee. 2013. "A Tabu Search Algorithm for Unrelated Parallel Machine Scheduling with Sequence- and Machine-dependent Setups: Minimizing Total Tardiness." *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology* 69 (9-12) (December): 2081–2089. doi:10.1007/s00170-013-5192-6.
- De Leone, R., P. Festa, and E. Marchitto. 2011. "A Bus Driver Scheduling Problem: a New Mathematical Model and a GRASP Approximate Solution." *Journal of Heuristics* 17 (4): 441–466.
- Lin, Shih-Wei, Chung-Cheng Lu, and Kuo-Ching Ying. 2010. "Minimization of Total Tardiness on Unrelated Parallel Machines with Sequence- and Machine-dependent Setup Times Under Due Date Constraints." *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology* 53 (1-4) (July 15): 353–361. doi:10.1007/s00170-010-2824-y.
- Logendran, Rasaratnam, Brent McDonnell, and Byran Smucker. 2007. "Scheduling Unrelated Parallel Machines with Sequence-dependent Setups." *Computers & Operations Research* 34 (11) (November): 3420–3438. doi:10.1016/j.cor.2006.02.006.
- Marinakis, Y., M. Marinaki, M. Doumpos, N. Matsatsinis, and C. Zopounidis. 2011. "A Hybrid ACO-GRASP Algorithm for Clustering Analysis." *Annals of Operations Research* 188 (1): 343–358.
- Michiels, Wil, Emile Aarts, and Jan Korst. 2007. *Theoretical Aspects of Local Search*. Springer.
- Mirsanei, H. S., M. Zandieh, M. J. Moayed, and M. R. Khabbazi. 2010. "A Simulated Annealing Algorithm Approach to Hybrid Flow Shop Scheduling with Sequence-dependent Setup Times." *Journal of Intelligent Manufacturing* 22 (6) (January 19): 965–978. doi:10.1007/s10845-009-0373-8.
- Mladenović, N., and P. Hansen. 1997. "Variable Neighborhood Search." *Computers & Operations Research* 24 (11): 1097–1100.
- Muñoz, Abraham Duarte. 2007. *Metaheurísticas*. Librería-Editorial Dykinson.
- Muñoz, P.A. 2009. "Análisis De Heurísticas Constructivas Para Minimizar El Makespan En Problemas De Máquinas Paralelas No Relacionadas Con Tiempos De Setup Dependientes De La Secuencia". Memoria de título para optar al grado de Ingeniero Civil Industrial, Universidad de Concepción.
- Osman, Ibrahim H., and James P. Kelly. 1996. *Meta-Heuristics: Theory and Applications*. Springer.

- Pan, Quan-Ke, and Rubén Ruiz. 2012. "Local Search Methods for the Flowshop Scheduling Problem with Flowtime Minimization." *European Journal of Operational Research* 222 (1) (October): 31–43. doi:10.1016/j.ejor.2012.04.034.
- Pinedo, Michael. 2009. *Planning and Scheduling in Manufacturing and Services*. Springer.
- Rabadi, G., R. J. Moraga, and A. Al-Salem. 2006. "Heuristics for the Unrelated Parallel Machine Scheduling Problem with Setup Times." *Journal of Intelligent Manufacturing* 17 (1): 85–97.
- Resende, M., and C. Ribeiro. 2003. "Greedy Randomized Adaptive Search Procedures." *Handbook of Metaheuristics*: 219–249.
- Rocha, Pedro Leite, Martín Gómez Ravetti, Geraldo Robson Mateus, and Panos M. Pardalos. 2008. "Exact Algorithms for a Scheduling Problem with Unrelated Parallel Machines and Sequence and Machine-dependent Setup Times." *Computers & Operations Research* 35 (4) (April): 1250–1264. doi:10.1016/j.cor.2006.07.015.
- Rodriguez, F. J., C. Blum, C. García-Martínez, and M. Lozano. 2012. "GRASP with Path-relinking for the Non-identical Parallel Machine Scheduling Problem with Minimising Total Weighted Completion Times." *Annals of Operations Research* 201 (1) (December): 383–401. doi:10.1007/s10479-012-1164-8.
- Salazar, E. 2011. *Planificación y Programación De La Producción. Apuntes De Clases*. Departamento de Ingeniería Industrial. Universidad de Concepción.
- Salazar, E., and Medina, J.C. 2013. "Minimización Del Makespan En Máquinas Paralelas Idénticas Con Tiempos De Preparación Dependientes De La Secuencia Utilizando Un Algoritmo Genético." *Ingeniería Investigación y Tecnología* 14 (1). <http://132.247.146.34/index.php/ingenieria/article/view/35734>.
- Tseng, Lin-Yu, and Ya-Tai Lin. 2010. "A Genetic Local Search Algorithm for Minimizing Total Flowtime in the Permutation Flowshop Scheduling Problem." *International Journal of Production Economics* 127 (1) (September): 121–128. doi:10.1016/j.ijpe.2010.05.003.
- Valdés, F. T. M., and R. J. M. Suazo. 2006. "heurística constructiva visionaria para el problema de máquinas paralelas no relacionadas con tiempos de setup dependientes de la secuencia." <http://www.ici.ubiobio.cl/revista/pdf/rev05/r43a60.pdf>.
- Vallada, Eva, and Rubén Ruiz. 2011. "A Genetic Algorithm for the Unrelated Parallel Machine Scheduling Problem with Sequence Dependent Setup Times." *European Journal of Operational Research* 211 (3) (June): 612–622. doi:10.1016/j.ejor.2011.01.011.

- Ying, Kuo-Ching, Zne-Jung Lee, and Shih-Wei Lin. 2012. “Makespan Minimization for Scheduling Unrelated Parallel Machines with Setup Times.” *Journal of Intelligent Manufacturing* 23 (5) (October): 1795–1803. doi:10.1007/s10845-010-0483-3.
- Zhu, Xiaoyan, and Wilbert E. Wilhelm. 2006. “Scheduling and Lot Sizing with Sequence-dependent Setup: A Literature Review.” *IIE Transactions* 38 (11) (November): 987–1007. doi:10.1080/07408170600559706.



ANEXOS

Anexo 1: Valores de makespan para heurística GRASP

GRASP-1

Makespan		GRASP-1 $\alpha=0$										Mejor	Peor	Promedio	
Tamaño	Instancia	Réplica													
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10				
m=2 n=20	1	2040	2040	2040	2040	2040	2040	2040	2040	2040	2040	2040	2040	2040	2040
	2	2084	2084	2084	2084	2084	2084	2084	2084	2084	2084	2084	2084	2084	2084
	3	2008	2008	2008	2008	2008	2008	2008	2008	2008	2008	2008	2008	2008	2008
	4	2043	2043	2043	2043	2043	2043	2043	2043	2043	2043	2043	2043	2043	2043
	5	2050	2050	2050	2050	2050	2050	2050	2050	2050	2050	2050	2050	2050	2050
	6	2071	2071	2071	2071	2071	2071	2071	2071	2071	2071	2071	2071	2071	2071
	7	1987	1987	1987	1987	1987	1987	1987	1987	1987	1987	1987	1987	1987	1987
	8	2001	2001	2001	2001	2001	2001	2001	2001	2001	2001	2001	2001	2001	2001
	9	1949	1949	1949	1949	1949	1949	1949	1949	1949	1949	1949	1949	1949	1949
	10	2040	2040	2040	2040	2040	2040	2040	2040	2040	2040	2040	2040	2040	2040
	11	2059	2059	2059	2059	2059	2059	2059	2059	2059	2059	2059	2059	2059	2059
	12	1998	1998	1998	1998	1998	1998	1998	1998	1998	1998	1998	1998	1998	1998
	13	1965	1965	1965	1965	1965	1965	1965	1965	1965	1965	1965	1965	1965	1965
	14	1985	1985	1985	1985	1985	1985	1985	1985	1985	1985	1985	1985	1985	1985
	15	2055	2055	2055	2055	2055	2055	2055	2055	2055	2055	2055	2055	2055	2055
m=4 n=40	1	1919	1919	1919	1919	1919	1919	1919	1919	1919	1919	1919	1919	1919	1919
	2	1963	1963	1963	1963	1963	1963	1963	1963	1963	1963	1963	1963	1963	1963
	3	1961	1961	1961	1961	1961	1961	1961	1961	1961	1961	1961	1961	1961	1961
	4	1954	1954	1954	1954	1954	1954	1954	1954	1954	1954	1954	1954	1954	1954
	5	1984	1984	1984	1984	1984	1984	1984	1984	1984	1984	1984	1984	1984	1984
	6	1943	1943	1943	1943	1943	1943	1943	1943	1943	1943	1943	1943	1943	1943
	7	1938	1938	1938	1938	1938	1938	1938	1938	1938	1938	1938	1938	1938	1938
	8	1975	1975	1975	1975	1975	1975	1975	1975	1975	1975	1975	1975	1975	1975
	9	1938	1938	1938	1938	1938	1938	1938	1938	1938	1938	1938	1938	1938	1938
	10	1928	1928	1928	1928	1928	1928	1928	1928	1928	1928	1928	1928	1928	1928
	11	1957	1957	1957	1957	1957	1957	1957	1957	1957	1957	1957	1957	1957	1957
	12	1977	1977	1977	1977	1977	1977	1977	1977	1977	1977	1977	1977	1977	1977
	13	1961	1961	1961	1961	1961	1961	1961	1961	1961	1961	1961	1961	1961	1961
	14	1979	1979	1979	1979	1979	1979	1979	1979	1979	1979	1979	1979	1979	1979
	15	1985	1985	1985	1985	1985	1985	1985	1985	1985	1985	1985	1985	1985	1985
m=6 n=60	1	1926	1926	1926	1926	1926	1926	1926	1926	1926	1926	1926	1926	1926	1926
	2	1922	1922	1922	1922	1922	1922	1922	1922	1922	1922	1922	1922	1922	1922
	3	1908	1908	1908	1908	1908	1908	1908	1908	1908	1908	1908	1908	1908	1908
	4	1942	1942	1942	1942	1942	1942	1942	1942	1942	1942	1942	1942	1942	1942
	5	1920	1920	1920	1920	1920	1920	1920	1920	1920	1920	1920	1920	1920	1920
	6	1913	1913	1913	1913	1913	1913	1913	1913	1913	1913	1913	1913	1913	1913
	7	1936	1936	1936	1936	1936	1936	1936	1936	1936	1936	1936	1936	1936	1936
	8	1921	1921	1921	1921	1921	1921	1921	1921	1921	1921	1921	1921	1921	1921
	9	1913	1913	1913	1913	1913	1913	1913	1913	1913	1913	1913	1913	1913	1913
	10	1918	1918	1918	1918	1918	1918	1918	1918	1918	1918	1918	1918	1918	1918
	11	1930	1930	1930	1930	1930	1930	1930	1930	1930	1930	1930	1930	1930	1930
	12	1940	1939	1939	1939	1939	1939	1939	1940	1939	1940	1940	1939	1940	1939,4
	13	1937	1937	1937	1937	1937	1937	1937	1937	1937	1937	1937	1937	1937	1937
	14	1924	1924	1924	1924	1924	1924	1924	1924	1924	1924	1924	1924	1924	1924
	15	1899	1899	1899	1899	1899	1899	1899	1899	1899	1899	1899	1899	1899	1899

Tabla A.1.1. Valor de Makespan obtenido con GRASP-1 con parámetro $\alpha=0.0$

Makespan		GRASP-1 $\alpha=0$										Mejor	Peor	Promedio	
Tamaño	Instancia	Réplica													
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10				
m=8 n=80	1	1903	1906	1903	1908	1903	1906	1903	1903	1903	1903	1903	1903	1908	1904,1
	2	1905	1905	1905	1905	1905	1905	1905	1905	1905	1905	1905	1905	1905	1905
	3	1881	1883	1883	1885	1883	1883	1883	1883	1883	1883	1883	1883	1885	1883
	4	1892	1892	1895	1892	1892	1892	1892	1892	1892	1892	1892	1892	1895	1892,3
	5	1914	1914	1914	1914	1914	1914	1914	1914	1914	1914	1914	1914	1914	1914
	6	1889	1889	1888	1888	1889	1888	1889	1889	1889	1889	1889	1889	1889	1888,7
	7	1895	1890	1892	1892	1892	1896	1887	1892	1892	1889	1887	1896	1896	1891,7
	8	1906	1906	1906	1906	1906	1906	1906	1906	1906	1906	1906	1906	1906	1906
	9	1895	1895	1895	1895	1895	1895	1895	1895	1895	1895	1895	1895	1895	1895
	10	1884	1885	1883	1889	1885	1885	1889	1885	1883	1883	1883	1883	1889	1885,1
	11	1884	1884	1886	1884	1886	1886	1886	1886	1884	1887	1884	1887	1887	1885,3
	12	1899	1897	1899	1897	1897	1897	1899	1899	1897	1897	1897	1899	1899	1897,8
	13	1885	1887	1888	1885	1887	1887	1885	1885	1888	1887	1885	1888	1888	1886,4
	14	1898	1898	1898	1898	1898	1898	1898	1898	1898	1898	1898	1898	1898	1898
	15	1890	1890	1890	1893	1893	1893	1890	1893	1893	1893	1893	1890	1893	1891,8
m=10 n=100	1	1871	1871	1872	1871	1871	1871	1872	1871	1871	1871	1871	1872	1872	1871,2
	2	1865	1865	1863	1865	1867	1865	1865	1863	1863	1865	1863	1867	1867	1864,6
	3	1873	1874	1874	1872	1876	1873	1876	1876	1874	1874	1872	1876	1876	1874,2
	4	1879	1878	1879	1879	1879	1879	1879	1879	1879	1878	1878	1879	1879	1878,8
	5	1878	1878	1878	1878	1878	1877	1878	1878	1877	1878	1877	1878	1878	1877,8
	6	1888	1888	1888	1891	1888	1890	1890	1888	1888	1888	1888	1891	1888	1888,7
	7	1881	1881	1887	1881	1885	1887	1887	1887	1885	1887	1881	1887	1887	1884,8
	8	1879	1876	1880	1875	1875	1875	1873	1876	1879	1875	1873	1880	1876	1876,3
	9	1881	1880	1876	1876	1872	1879	1872	1872	1880	1872	1872	1881	1876	1876
	10	1881	1881	1881	1881	1881	1881	1881	1881	1881	1881	1881	1881	1881	1881
	11	1875	1875	1875	1875	1876	1874	1877	1875	1877	1876	1874	1877	1877	1875,5
	12	1865	1865	1867	1865	1867	1866	1867	1865	1866	1869	1865	1869	1869	1866,2
	13	1891	1886	1888	1892	1891	1890	1892	1890	1891	1886	1886	1892	1889	1889,7
	14	1874	1870	1873	1869	1873	1873	1870	1872	1872	1869	1869	1874	1874	1871,5
	15	1874	1879	1874	1874	1874	1874	1874	1874	1874	1874	1874	1874	1879	1874,5
m=12 n=120	1	1869	1864	1871	1868	1863	1868	1868	1871	1863	1869	1863	1871	1871	1867,4
	2	1873	1876	1876	1878	1873	1876	1879	1879	1876	1873	1873	1879	1879	1875,9
	3	1874	1872	1873	1866	1875	1866	1866	1873	1870	1866	1866	1875	1875	1870,1
	4	1852	1857	1857	1856	1857	1858	1854	1857	1857	1856	1852	1858	1858	1856,1
	5	1864	1870	1866	1866	1864	1866	1863	1869	1868	1869	1863	1870	1870	1866,5
	6	1874	1870	1870	1870	1870	1870	1870	1870	1870	1870	1870	1874	1874	1870,4
	7	1875	1875	1874	1874	1876	1874	1876	1875	1875	1876	1874	1876	1876	1875
	8	1864	1869	1865	1871	1867	1864	1868	1864	1856	1868	1856	1871	1871	1865,6
	9	1865	1865	1862	1862	1861	1867	1865	1862	1861	1861	1861	1867	1867	1863,1
	10	1877	1880	1877	1877	1877	1878	1877	1877	1877	1877	1877	1880	1880	1877,4
	11	1869	1868	1869	1868	1867	1868	1868	1865	1869	1868	1865	1869	1869	1867,9
	12	1858	1861	1858	1861	1862	1862	1865	1862	1862	1860	1858	1865	1865	1861,1
	13	1873	1873	1871	1868	1868	1873	1871	1868	1868	1868	1868	1873	1873	1870,1
	14	1875	1877	1874	1871	1875	1870	1875	1872	1872	1873	1870	1877	1877	1873,4
	15	1872	1872	1872	1872	1871	1871	1872	1872	1872	1872	1871	1872	1872	1871,8

Tabla A.1.2. Valor de Makespan obtenido con GRASP-1 con parámetro $\alpha=0.0$

Makespan		GRASP-1 $\alpha=0.1$										Mejor	Peor	Promedio	
Tamaño	Instancia	Réplica													
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10				
m=2 n=20	1	2010	2016	2016	2016	2016	2017	2005	2017	2016	2017	2005	2017	2014,6	
	2	2067	2067	2067	2067	2067	2067	2067	2067	2067	2067	2067	2067	2067	
	3	1975	1976	1977	1976	1975	1982	1982	1982	1982	1982	1975	1975	1982	1978,2
	4	2010	2007	2008	2007	2007	2008	2010	2007	2007	2008	2007	2010	2007,9	
	5	2002	2004	2000	2004	2004	2004	2005	2000	2004	2013	2000	2013	2004	
	6	2032	2032	2042	2033	2042	2045	2032	2042	2042	2033	2032	2045	2037,5	
	7	1966	1966	1976	1976	1966	1966	1971	1967	1966	1977	1966	1977	1969,7	
	8	1975	1975	1975	1975	1975	1975	1975	1979	1975	1975	1975	1979	1975,4	
	9	1932	1932	1932	1932	1932	1932	1932	1932	1932	1932	1932	1932	1932	
	10	2015	2015	2015	2015	2015	2015	2015	2015	2015	2015	2015	2015	2015	
	11	2044	2044	2047	2044	2044	2045	2046	2035	2045	2044	2035	2047	2043,8	
	12	1977	1972	1973	1977	1973	1973	1973	1972	1973	1972	1972	1977	1973,5	
	13	1946	1946	1946	1946	1946	1950	1946	1946	1946	1946	1946	1950	1946,4	
	14	1955	1951	1950	1951	1955	1956	1955	1955	1957	1955	1950	1957	1954	
	15	2015	2012	2015	2015	2015	2012	2015	2015	2015	2015	2012	2015	2014,4	
m=4 n=40	1	1920	1918	1919	1920	1918	1919	1922	1919	1919	1919	1918	1922	1919,3	
	2	1945	1950	1951	1945	1948	1956	1953	1954	1948	1949	1945	1956	1949,9	
	3	1939	1941	1935	1932	1935	1932	1939	1938	1939	1926	1926	1941	1935,6	
	4	1922	1906	1915	1919	1917	1919	1917	1913	1921	1923	1906	1923	1917,2	
	5	1958	1959	1955	1957	1954	1959	1960	1951	1956	1962	1951	1962	1957,1	
	6	1930	1922	1924	1927	1929	1929	1920	1934	1931	1927	1920	1934	1927,3	
	7	1922	1925	1926	1918	1926	1926	1922	1925	1923	1919	1918	1926	1923,2	
	8	1957	1955	1959	1952	1957	1959	1951	1953	1958	1960	1951	1960	1956,1	
	9	1936	1936	1932	1940	1938	1937	1939	1933	1931	1933	1931	1940	1935,5	
	10	1925	1925	1928	1926	1929	1927	1926	1928	1925	1930	1925	1930	1926,9	
	11	1955	1955	1956	1955	1954	1951	1953	1953	1952	1954	1951	1956	1953,8	
	12	1952	1949	1944	1955	1960	1955	1947	1949	1956	1952	1944	1960	1951,9	
	13	1938	1936	1936	1940	1931	1935	1936	1930	1938	1935	1930	1940	1935,5	
	14	1955	1950	1955	1960	1955	1952	1952	1959	1957	1954	1950	1960	1954,9	
	15	1941	1941	1949	1940	1938	1944	1947	1944	1943	1948	1938	1949	1943,5	
m=6 n=60	1	1917	1914	1910	1909	1909	1913	1906	1913	1907	1911	1906	1917	1910,9	
	2	1917	1919	1913	1917	1913	1911	1920	1915	1917	1916	1911	1920	1915,8	
	3	1914	1914	1914	1911	1908	1912	1910	1912	1913	1916	1908	1916	1912,4	
	4	1913	1916	1919	1911	1915	1913	1910	1920	1913	1908	1908	1920	1913,8	
	5	1903	1912	1906	1904	1907	1910	1909	1903	1896	1906	1896	1912	1905,6	
	6	1903	1912	1906	1904	1907	1910	1909	1903	1896	1906	1896	1912	1905,6	
	7	1916	1913	1920	1913	1918	1922	1918	1919	1921	1912	1912	1922	1917,2	
	8	1908	1904	1908	1909	1908	1906	1908	1909	1913	1904	1904	1913	1907,7	
	9	1898	1899	1909	1907	1903	1907	1904	1907	1911	1911	1898	1911	1905,6	
	10	1905	1909	1898	1908	1903	1909	1901	1911	1905	1908	1898	1911	1905,7	
	11	1919	1918	1919	1917	1917	1919	1922	1920	1920	1919	1917	1922	1919	
	12	1931	1936	1937	1933	1933	1936	1936	1926	1936	1932	1926	1937	1933,6	
	13	1927	1930	1927	1920	1927	1918	1921	1925	1928	1931	1918	1931	1925,4	
	14	1899	1905	1907	1909	1908	1912	1907	1902	1908	1908	1899	1912	1906,5	
	15	1898	1896	1901	1898	1895	1897	1901	1896	1896	1892	1892	1901	1897	

Tabla A.1.3. Valor de Makespan obtenido con GRASP-1 con parámetro $\alpha=0.1$

Makespan		GRASP-1 $\alpha=0.1$										Mejor	Peor	Promedio
Tamaño	Instancia	Réplica												
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10			
m=8 n=80	1	1895	1903	1904	1908	1903	1902	1903	1901	1896	1903	1895	1908	1901,8
	2	1898	1900	1892	1895	1899	1900	1893	1892	1893	1897	1892	1900	1895,9
	3	1880	1886	1880	1881	1869	1880	1882	1881	1879	1879	1869	1886	1879,7
	4	1895	1899	1901	1896	1896	1895	1898	1895	1896	1893	1893	1901	1896,4
	5	1896	1894	1900	1899	1895	1901	1896	1896	1899	1893	1893	1901	1896,9
	6	1883	1886	1886	1885	1884	1883	1884	1887	1890	1884	1883	1890	1885,2
	7	1897	1895	1896	1890	1886	1892	1891	1892	1894	1891	1886	1897	1892,4
	8	1888	1896	1887	1892	1890	1893	1889	1890	1895	1890	1887	1896	1891
	9	1895	1899	1898	1894	1899	1894	1896	1896	1899	1901	1894	1901	1897,1
	10	1895	1890	1890	1890	1890	1884	1883	1893	1889	1893	1883	1895	1889,7
	11	1887	1887	1883	1886	1893	1884	1891	1890	1889	1889	1883	1893	1887,9
	12	1899	1899	1894	1900	1895	1893	1891	1900	1899	1895	1891	1900	1896,5
	13	1877	1884	1880	1881	1877	1878	1876	1882	1875	1880	1875	1884	1879
	14	1900	1891	1896	1902	1902	1897	1899	1899	1891	1894	1891	1902	1897,1
	15	1889	1887	1885	1889	1890	1887	1891	1881	1890	1890	1881	1891	1887,9
m=10 n=100	1	1876	1877	1877	1876	1876	1873	1876	1879	1875	1872	1872	1879	1875,7
	2	1872	1865	1868	1868	1871	1867	1869	1867	1866	1864	1864	1872	1867,7
	3	1877	1880	1879	1883	1878	1881	1880	1880	1880	1876	1876	1883	1879,4
	4	1885	1883	1885	1882	1881	1881	1882	1884	1887	1883	1881	1887	1883,3
	5	1882	1878	1883	1882	1879	1872	1883	1883	1879	1880	1872	1883	1880,1
	6	1890	1896	1895	1894	1892	1891	1891	1889	1892	1894	1889	1896	1892,4
	7	1881	1891	1883	1889	1890	1887	1888	1880	1886	1887	1880	1891	1886,2
	8	1882	1878	1881	1882	1880	1872	1879	1884	1884	1879	1872	1884	1880,1
	9	1875	1876	1864	1877	1877	1878	1873	1874	1877	1881	1864	1881	1875,2
	10	1880	1886	1883	1883	1881	1881	1879	1883	1876	1880	1876	1886	1881,2
	11	1879	1874	1872	1876	1878	1880	1878	1874	1875	1879	1872	1880	1876,5
	12	1876	1873	1879	1874	1875	1871	1874	1872	1868	1866	1866	1879	1872,8
	13	1887	1888	1889	1888	1885	1884	1887	1889	1889	1892	1884	1892	1887,8
	14	1875	1872	1873	1876	1878	1877	1873	1875	1876	1872	1872	1878	1874,7
	15	1874	1875	1871	1876	1872	1871	1876	1876	1877	1869	1869	1877	1873,7
m=12 n=120	1	1873	1876	1876	1874	1875	1877	1867	1875	1875	1876	1867	1877	1874,4
	2	1878	1879	1877	1874	1873	1876	1879	1879	1873	1874	1873	1879	1876,2
	3	1872	1865	1865	1871	1874	1874	1872	1870	1867	1867	1865	1874	1869,7
	4	1866	1861	1861	1864	1860	1865	1864	1862	1862	1862	1860	1866	1862,7
	5	1869	1872	1874	1874	1871	1876	1873	1872	1878	1867	1867	1878	1872,6
	6	1875	1867	1874	1873	1878	1877	1870	1876	1872	1877	1867	1878	1873,9
	7	1874	1881	1879	1880	1872	1880	1877	1880	1879	1882	1872	1882	1878,4
	8	1874	1872	1873	1871	1871	1873	1866	1872	1870	1871	1866	1874	1871,3
	9	1864	1870	1867	1862	1865	1865	1866	1861	1870	1863	1861	1870	1865,3
	10	1876	1882	1878	1878	1876	1876	1878	1878	1879	1878	1876	1882	1877,9
	11	1869	1867	1865	1871	1865	1871	1866	1868	1870	1866	1865	1871	1867,8
	12	1867	1871	1870	1865	1869	1869	1873	1869	1864	1870	1864	1873	1868,7
	13	1873	1871	1875	1869	1861	1875	1872	1873	1873	1868	1861	1875	1871
	14	1877	1886	1879	1875	1884	1882	1878	1886	1881	1883	1875	1886	1881,1
	15	1880	1875	1881	1875	1880	1875	1877	1878	1877	1875	1875	1881	1877,3

Tabla A.1.4. Valor de Makespan obtenido con GRASP-1 con parámetro $\alpha=0.1$

GRASP-2

Makespan		GRASP-2 $\alpha=0$										Mejor	Peor	Promedio
Tamaño	Instancia	Réplica												
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10			
m=2 n=20	1	2051	2051	2051	2051	2051	2051	2051	2051	2051	2051	2051	2051	2051
	2	2096	2096	2096	2096	2096	2096	2096	2096	2096	2096	2096	2096	2096
	3	1998	1998	1998	1998	1998	1998	1998	1998	1998	1998	1998	1998	1998
	4	2044	2044	2044	2044	2044	2044	2044	2044	2044	2044	2044	2044	2044
	5	2070	2070	2070	2070	2070	2070	2070	2070	2070	2070	2070	2070	2070
	6	2082	2082	2082	2082	2082	2082	2082	2082	2082	2082	2082	2082	2082
	7	1987	1987	1987	1987	1987	1987	1987	1987	1987	1987	1987	1987	1987
	8	2015	2015	2015	2015	2015	2015	2015	2015	2015	2015	2015	2015	2015
	9	1951	1951	1951	1951	1951	1951	1951	1951	1951	1951	1951	1951	1951
	10	2040	2040	2040	2040	2040	2040	2040	2040	2040	2040	2040	2040	2040
	11	2077	2077	2077	2077	2077	2077	2077	2077	2077	2077	2077	2077	2077
	12	2001	2001	2001	2001	2001	2001	2001	2001	2001	2001	2001	2001	2001
	13	1994	1994	1994	1994	1994	1994	1994	1994	1994	1994	1994	1994	1994
	14	2001	2001	2001	2001	2001	2001	2001	2001	2001	2001	2001	2001	2001
	15	2048	2048	2048	2048	2048	2048	2048	2048	2048	2048	2048	2048	2048
m=4 n=40	1	1919	1919	1919	1919	1919	1919	1919	1919	1919	1919	1919	1919	1919
	2	1987	1987	1987	1987	1987	1987	1987	1987	1987	1987	1987	1987	1987
	3	1989	1989	1989	1989	1989	1989	1989	1989	1989	1989	1989	1989	1989
	4	1965	1965	1965	1965	1965	1965	1965	1965	1965	1965	1965	1965	1965
	5	1992	1992	1992	1992	1992	1992	1992	1992	1992	1992	1992	1992	1992
	6	1943	1943	1943	1943	1943	1943	1943	1943	1943	1943	1943	1943	1943
	7	1959	1959	1959	1959	1959	1959	1959	1959	1959	1959	1959	1959	1959
	8	1988	1988	1988	1988	1988	1988	1988	1988	1988	1988	1988	1988	1988
	9	1946	1946	1946	1946	1946	1946	1946	1946	1946	1946	1946	1946	1946
	10	1931	1931	1931	1931	1931	1931	1931	1931	1931	1931	1931	1931	1931
	11	1957	1957	1957	1957	1957	1957	1957	1957	1957	1957	1957	1957	1957
	12	1993	1993	1993	1993	1993	1993	1993	1993	1993	1993	1993	1993	1993
	13	1968	1968	1968	1968	1968	1968	1968	1968	1968	1968	1968	1968	1968
	14	1985	1985	1985	1985	1985	1985	1985	1985	1985	1985	1985	1985	1985
	15	1975	1975	1975	1975	1975	1975	1975	1975	1975	1975	1975	1975	1975
m=6 n=60	1	1953	1953	1953	1953	1953	1953	1953	1953	1953	1953	1953	1953	1953
	2	1927	1927	1927	1927	1927	1927	1927	1927	1927	1927	1927	1927	1927
	3	1928	1928	1928	1928	1928	1928	1928	1928	1928	1928	1928	1928	1928
	4	1937	1937	1937	1937	1937	1937	1937	1937	1937	1937	1937	1937	1937
	5	1943	1943	1943	1943	1943	1943	1943	1943	1943	1943	1943	1943	1943
	6	1923	1923	1923	1923	1923	1923	1923	1923	1923	1923	1923	1923	1923
	7	1954	1954	1954	1954	1954	1954	1954	1954	1954	1954	1954	1954	1954
	8	1924	1924	1924	1924	1924	1924	1924	1924	1924	1924	1924	1924	1924
	9	1919	1919	1919	1919	1919	1919	1919	1919	1919	1919	1919	1919	1919
	10	1922	1922	1922	1922	1922	1922	1922	1922	1922	1922	1922	1922	1922
	11	1951	1951	1951	1951	1951	1951	1951	1951	1951	1951	1951	1951	1951
	12	1952	1952	1952	1952	1952	1952	1952	1952	1952	1952	1952	1952	1952
	13	1940	1940	1940	1940	1940	1940	1940	1940	1940	1940	1940	1940	1940
	14	1937	1937	1937	1937	1937	1937	1937	1937	1937	1937	1937	1937	1937
	15	1899	1899	1899	1899	1899	1899	1899	1899	1899	1899	1899	1899	1899

Tabla A.1.5. Valor de Makespan obtenido con GRASP-2 con parámetro $\alpha=0.0$

Makespan		GRASP-2 $\alpha=0$										Mejor	Peor	Promedio	
Tamaño	Instancia	Réplica													
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10				
m=8 n=80	1	1912	1912	1912	1912	1912	1912	1912	1912	1912	1912	1912	1912	1912	1912
	2	1921	1921	1921	1921	1921	1921	1921	1921	1921	1921	1921	1921	1921	1921
	3	1886	1886	1886	1890	1886	1886	1886	1886	1886	1886	1886	1886	1890	1886,4
	4	1902	1902	1906	1906	1902	1902	1906	1906	1906	1906	1906	1902	1906	1904,4
	5	1912	1912	1912	1912	1912	1912	1912	1912	1912	1912	1912	1912	1912	1912
	6	1893	1893	1893	1893	1893	1893	1893	1893	1893	1893	1893	1893	1893	1893
	7	1896	1899	1896	1896	1900	1896	1902	1896	1896	1896	1896	1896	1902	1897,3
	8	1913	1913	1913	1913	1913	1913	1913	1913	1913	1913	1913	1913	1913	1913
	9	1911	1911	1911	1911	1911	1911	1911	1911	1911	1911	1911	1911	1911	1911
	10	1889	1898	1885	1893	1899	1898	1885	1900	1885	1885	1885	1885	1900	1891,7
	11	1895	1893	1887	1895	1890	1890	1890	1890	1887	1887	1887	1887	1895	1890,4
	12	1905	1898	1898	1898	1899	1898	1898	1898	1898	1898	1898	1898	1905	1898,8
	13	1909	1909	1909	1909	1909	1909	1909	1909	1909	1909	1909	1909	1909	1909
	14	1916	1916	1916	1916	1916	1916	1916	1916	1916	1916	1916	1916	1916	1916
	15	1896	1896	1896	1896	1896	1896	1896	1896	1896	1896	1896	1896	1896	1896
m=10 n=100	1	1879	1879	1879	1879	1879	1879	1879	1879	1879	1879	1879	1879	1879	1879
	2	1870	1872	1870	1867	1869	1870	1872	1869	1870	1871	1867	1872	1870	1870
	3	1878	1882	1877	1883	1882	1882	1877	1880	1882	1882	1877	1883	1880,5	1880,5
	4	1886	1886	1889	1886	1886	1889	1889	1889	1886	1889	1886	1889	1889	1887,5
	5	1881	1882	1881	1881	1881	1881	1881	1881	1881	1881	1881	1882	1881,1	1881,1
	6	1898	1900	1897	1894	1897	1901	1894	1899	1894	1897	1894	1901	1897,1	1897,1
	7	1896	1891	1898	1896	1899	1899	1890	1900	1897	1899	1890	1900	1896,5	1896,5
	8	1887	1887	1882	1884	1887	1887	1882	1884	1884	1882	1882	1887	1884,6	1884,6
	9	1887	1887	1884	1884	1884	1884	1881	1884	1887	1884	1881	1887	1884,6	1884,6
	10	1887	1887	1887	1887	1887	1887	1887	1887	1887	1887	1887	1887	1887	1887
	11	1882	1882	1882	1882	1882	1882	1885	1882	1882	1882	1882	1885	1882,3	1882,3
	12	1876	1872	1867	1867	1872	1872	1867	1867	1873	1875	1867	1876	1870,8	1870,8
	13	1898	1901	1898	1902	1898	1899	1898	1898	1898	1898	1898	1902	1898,8	1898,8
	14	1881	1881	1881	1880	1881	1881	1881	1881	1881	1881	1881	1881	1880,9	1880,9
	15	1884	1884	1884	1884	1884	1884	1884	1884	1884	1884	1884	1884	1884	1884
m=12 n=120	1	1876	1876	1869	1873	1876	1876	1871	1874	1875	1876	1869	1876	1874,2	1874,2
	2	1886	1886	1885	1885	1888	1886	1886	1885	1885	1885	1885	1888	1885,7	1885,7
	3	1880	1880	1880	1885	1885	1883	1882	1883	1884	1880	1880	1885	1882,2	1882,2
	4	1865	1866	1862	1861	1861	1862	1867	1855	1865	1857	1855	1867	1862,1	1862,1
	5	1872	1876	1874	1872	1873	1873	1875	1883	1881	1872	1872	1883	1875,1	1875,1
	6	1880	1879	1879	1879	1878	1870	1878	1879	1880	1881	1870	1881	1878,3	1878,3
	7	1885	1886	1885	1887	1886	1886	1887	1884	1885	1885	1884	1887	1885,6	1885,6
	8	1872	1876	1871	1876	1879	1873	1874	1869	1873	1872	1869	1879	1873,5	1873,5
	9	1879	1877	1883	1869	1865	1871	1871	1871	1874	1865	1865	1883	1872,5	1872,5
	10	1884	1884	1887	1888	1884	1884	1888	1886	1887	1886	1884	1888	1885,8	1885,8
	11	1872	1875	1872	1872	1874	1875	1874	1872	1875	1875	1872	1875	1873,6	1873,6
	12	1871	1869	1870	1867	1868	1865	1868	1870	1868	1867	1865	1871	1868,3	1868,3
	13	1880	1880	1880	1885	1885	1883	1882	1883	1884	1880	1880	1885	1882,2	1882,2
	14	1884	1885	1877	1886	1881	1881	1881	1884	1885	1884	1877	1886	1882,8	1882,8
	15	1881	1881	1882	1882	1882	1883	1882	1882	1882	1882	1881	1883	1881,9	1881,9

Tabla A.1.6. Valor de Makespan obtenido con GRASP-2 con parámetro $\alpha=0.0$

Makespan		GRASP-2 $\alpha=0.1$										Mejor	Peor	Promedio		
Tamaño	Instancia	Réplica														
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10					
m=2 n=20	1	2021	2021	2021	2021	2021	2021	2021	2021	2021	2021	2021	2021	2021	2021	
	2	2078	2078	2078	2078	2078	2078	2078	2078	2078	2078	2078	2078	2078	2078	
	3	1987	1990	1992	1988	1990	1987	1990	1987	1990	1987	1990	1990	1987	1992	1989,1
	4	2011	2011	2011	2011	2024	2011	2011	2011	2011	2011	2011	2011	2011	2024	2012,3
	5	2019	2023	2019	2029	2023	2019	2023	2023	2019	2023	2019	2023	2019	2029	2022
	6	2051	2051	2051	2051	2051	2051	2051	2051	2051	2051	2051	2051	2051	2051	2051
	7	1983	1983	1986	1987	1984	1983	1983	1984	1983	1984	1983	1984	1983	1987	1984
	8	1974	1984	1984	1974	1974	1984	1984	1974	1974	1984	1974	1984	1974	1984	1979
	9	1949	1949	1949	1949	1949	1949	1949	1949	1949	1949	1949	1949	1949	1949	1949
	10	2022	2022	2022	2022	2022	2022	2022	2022	2022	2023	2022	2022	2022	2023	2022,1
	11	2044	2044	2044	2053	2044	2054	2044	2044	2044	2044	2044	2044	2044	2054	2045,9
	12	1977	1977	1977	1977	1982	1977	1977	1982	1977	1980	1977	1980	1977	1982	1978,3
	13	1971	1964	1971	1964	1971	1972	1971	1971	1971	1971	1971	1971	1964	1972	1969,7
	14	1962	1962	1964	1962	1962	1962	1962	1964	1962	1964	1964	1964	1962	1964	1962,8
	15	2027	2027	2027	2027	2027	2027	2027	2027	2027	2027	2027	2027	2027	2027	2027
m=4 n=40	1	1913	1919	1922	1917	1927	1917	1920	1917	1921	1919	1919	1913	1927	1919,2	
	2	1958	1958	1955	1946	1961	1960	1966	1964	1953	1956	1956	1946	1966	1957,7	
	3	1948	1944	1944	1946	1952	1948	1944	1945	1947	1948	1948	1944	1952	1946,6	
	4	1926	1925	1928	1923	1929	1929	1928	1924	1926	1924	1924	1923	1929	1926,2	
	5	1961	1966	1967	1963	1965	1961	1967	1963	1959	1966	1966	1959	1967	1963,8	
	6	1930	1933	1928	1931	1929	1922	1933	1935	1931	1936	1936	1922	1936	1930,8	
	7	1924	1933	1926	1932	1928	1930	1929	1932	1935	1926	1926	1924	1935	1929,5	
	8	1970	1965	1968	1970	1958	1969	1969	1972	1968	1965	1965	1958	1972	1967,4	
	9	1942	1941	1937	1941	1932	1942	1942	1935	1947	1942	1942	1932	1947	1940,1	
	10	1929	1929	1925	1929	1927	1925	1929	1927	1929	1929	1929	1925	1929	1927,8	
	11	1951	1961	1963	1962	1958	1963	1956	1955	1956	1958	1958	1951	1963	1958,3	
	12	1956	1952	1966	1967	1959	1971	1968	1957	1962	1964	1964	1952	1971	1962,2	
	13	1950	1950	1940	1951	1949	1945	1945	1940	1947	1949	1949	1940	1951	1946,6	
	14	1959	1962	1959	1952	1961	1958	1960	1962	1964	1962	1962	1952	1964	1959,9	
	15	1949	1959	1958	1959	1949	1959	1959	1954	1959	1959	1959	1949	1959	1956,4	
m=6 n=60	1	1917	1923	1923	1914	1922	1920	1917	1923	1923	1923	1914	1923	1923	1920,5	
	2	1922	1928	1918	1924	1931	1928	1929	1929	1921	1925	1918	1931	1925	1925,5	
	3	1914	1912	1918	1922	1911	1923	1917	1923	1922	1917	1911	1923	1917	1917,9	
	4	1920	1923	1928	1922	1931	1924	1921	1925	1931	1928	1920	1931	1928	1925,3	
	5	1923	1921	1911	1914	1912	1913	1920	1920	1914	1903	1903	1923	1903	1915,1	
	6	1901	1907	1911	1907	1907	1909	1908	1911	1902	1913	1901	1913	1907	1907,6	
	7	1928	1931	1920	1923	1929	1927	1927	1928	1924	1931	1920	1931	1926	1926,8	
	8	1914	1915	1912	1911	1916	1912	1909	1908	1915	1914	1908	1916	1912	1912,6	
	9	1915	1913	1911	1916	1917	1915	1917	1916	1917	1911	1911	1917	1911	1914,8	
	10	1912	1912	1917	1924	1910	1917	1916	1920	1921	1917	1910	1924	1916	1916,6	
	11	1936	1932	1932	1930	1934	1934	1924	1928	1918	1929	1918	1936	1929	1929,7	
	12	1935	1936	1943	1940	1945	1942	1949	1939	1942	1941	1935	1949	1941	1941,2	
	13	1933	1930	1936	1934	1936	1927	1939	1932	1934	1932	1927	1939	1933	1933,3	
	14	1913	1910	1913	1916	1919	1913	1916	1919	1920	1913	1910	1920	1915	1915,2	
	15	1903	1902	1907	1905	1903	1910	1908	1908	1905	1904	1902	1910	1905	1905,5	

Tabla A.1.7. Valor de Makespan obtenido con GRASP-2 con parámetro $\alpha=0.1$

Makespan		GRASP-2 $\alpha=0.1$												
		Réplica												
Tamaño	Instancia	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	Mejor	Peor	Promedio
m=8 n=80	1	1914	1911	1915	1906	1912	1915	1910	1905	1911	1915	1905	1915	1911,4
	2	1900	1903	1904	1902	1904	1908	1903	1907	1901	1909	1900	1909	1904,1
	3	1888	1882	1888	1892	1895	1890	1893	1891	1890	1876	1876	1895	1888,5
	4	1908	1903	1907	1906	1900	1908	1906	1907	1909	1907	1900	1909	1906,1
	5	1905	1909	1905	1901	1907	1905	1911	1908	1908	1912	1901	1912	1907,1
	6	1894	1890	1883	1893	1897	1888	1893	1886	1893	1892	1883	1897	1890,9
	7	1901	1906	1901	1898	1903	1902	1907	1902	1892	1900	1892	1907	1901,2
	8	1903	1900	1899	1902	1900	1899	1906	1905	1904	1905	1899	1906	1902,3
	9	1909	1904	1904	1903	1907	1907	1905	1908	1905	1906	1903	1909	1905,8
	10	1894	1895	1889	1899	1901	1900	1901	1903	1902	1899	1889	1903	1898,3
	11	1900	1893	1896	1896	1887	1903	1890	1894	1903	1898	1887	1903	1896
	12	1898	1900	1901	1906	1904	1909	1904	1911	1909	1902	1898	1911	1904,4
	13	1880	1893	1885	1892	1895	1886	1886	1893	1888	1887	1880	1895	1888,5
	14	1908	1909	1907	1911	1907	1910	1909	1907	1910	1910	1907	1911	1908,8
	15	1889	1899	1892	1899	1892	1894	1898	1890	1899	1899	1889	1899	1895,1
m=10 n=100	1	1888	1886	1888	1885	1882	1889	1881	1885	1886	1884	1881	1889	1885,4
	2	1877	1876	1878	1871	1875	1879	1883	1877	1883	1876	1871	1883	1877,5
	3	1885	1888	1887	1890	1883	1885	1894	1888	1889	1890	1883	1894	1887,9
	4	1895	1888	1883	1893	1892	1889	1893	1892	1886	1894	1883	1895	1890,5
	5	1887	1893	1894	1892	1886	1893	1893	1891	1886	1886	1886	1894	1890,1
	6	1904	1900	1903	1895	1892	1902	1903	1901	1900	1903	1892	1904	1900,3
	7	1897	1900	1892	1894	1897	1899	1889	1897	1897	1897	1889	1900	1895,9
	8	1891	1892	1886	1886	1894	1888	1886	1890	1889	1893	1886	1894	1889,5
	9	1883	1888	1883	1883	1891	1891	1885	1891	1889	1884	1883	1891	1886,8
	10	1891	1896	1895	1895	1881	1892	1891	1898	1893	1892	1881	1898	1892,4
	11	1877	1886	1887	1891	1883	1884	1879	1879	1881	1885	1877	1891	1883,2
	12	1878	1887	1886	1885	1879	1885	1887	1886	1883	1884	1878	1887	1884
	13	1900	1900	1896	1889	1900	1902	1897	1896	1900	1894	1889	1902	1897,4
	14	1884	1882	1882	1884	1884	1883	1886	1875	1883	1884	1875	1886	1882,7
	15	1885	1886	1888	1889	1881	1886	1878	1890	1888	1884	1878	1890	1885,5
m=12 n=120	1	1876	1885	1880	1878	1881	1884	1882	1887	1886	1882	1876	1887	1882,1
	2	1889	1892	1885	1887	1886	1891	1875	1882	1892	1885	1875	1892	1886,4
	3	1880	1878	1875	1877	1878	1882	1885	1878	1884	1875	1875	1885	1879,2
	4	1875	1871	1872	1869	1875	1868	1875	1875	1866	1873	1866	1875	1871,9
	5	1885	1881	1883	1876	1877	1881	1881	1881	1882	1886	1876	1886	1881,3
	6	1881	1893	1891	1883	1885	1883	1886	1887	1880	1885	1880	1893	1885,4
	7	1888	1891	1890	1887	1887	1891	1891	1889	1892	1892	1887	1892	1889,8
	8	1880	1875	1878	1882	1887	1875	1882	1880	1880	1878	1875	1887	1879,7
	9	1870	1867	1872	1876	1871	1872	1874	1867	1876	1879	1867	1879	1872,4
	10	1885	1885	1888	1885	1888	1890	1892	1890	1887	1890	1885	1892	1888
	11	1882	1876	1883	1876	1884	1881	1878	1879	1873	1873	1873	1884	1878,5
	12	1877	1876	1877	1868	1874	1875	1873	1878	1876	1880	1868	1880	1875,4
	13	1883	1876	1879	1878	1886	1883	1881	1881	1877	1883	1876	1886	1880,7
	14	1896	1894	1889	1889	1895	1894	1885	1896	1895	1890	1885	1896	1892,3
	15	1886	1887	1887	1887	1878	1888	1883	1885	1883	1890	1878	1890	1885,4

Tabla A.1.8. Valor de Makespan obtenido con GRASP-2 con parámetro $\alpha=0.1$

GRASP-3

Makespan		GRASP-3 $\alpha=0$										Mejor	Peor	Promedio
Tamaño	Instancia	Réplica												
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10			
m=2 n=20	1	2057	2057	2057	2057	2057	2057	2057	2057	2057	2057	2057	2057	2057
	2	2145	2145	2145	2145	2145	2145	2145	2145	2145	2145	2145	2145	2145
	3	2016	2016	2016	2016	2016	2016	2016	2016	2016	2016	2016	2016	2016
	4	2069	2069	2069	2069	2069	2069	2069	2069	2069	2069	2069	2069	2069
	5	2116	2116	2116	2116	2116	2116	2116	2116	2116	2116	2116	2116	2116
	6	2103	2103	2103	2103	2103	2103	2103	2103	2103	2103	2103	2103	2103
	7	1995	1995	1995	1995	1995	1995	1995	1995	1995	1995	1995	1995	1995
	8	2039	2039	2039	2039	2039	2039	2039	2039	2039	2039	2039	2039	2039
	9	1982	1982	1982	1982	1982	1982	1982	1982	1982	1982	1982	1982	1982
	10	2080	2080	2080	2080	2080	2080	2080	2080	2080	2080	2080	2080	2080
	11	2102	2102	2102	2102	2102	2102	2102	2102	2102	2102	2102	2102	2102
	12	2007	2007	2007	2007	2007	2007	2007	2007	2007	2007	2007	2007	2007
	13	2042	2042	2042	2042	2042	2042	2042	2042	2042	2042	2042	2042	2042
	14	2029	2029	2029	2029	2029	2029	2029	2029	2029	2029	2029	2029	2029
	15	2076	2076	2076	2076	2076	2076	2076	2076	2076	2076	2076	2076	2076
m=4 n=40	1	1928	1928	1928	1928	1928	1928	1928	1928	1928	1928	1928	1928	1928
	2	2032	2032	2032	2032	2032	2032	2032	2032	2032	2032	2032	2032	2032
	3	2020	2020	2020	2020	2020	2020	2020	2020	2020	2020	2020	2020	2020
	4	1965	1965	1965	1965	1965	1965	1965	1965	1965	1965	1965	1965	1965
	5	1999	1999	1999	1999	1999	1999	1999	1999	1999	1999	1999	1999	1999
	6	1956	1956	1956	1956	1956	1956	1956	1956	1956	1956	1956	1956	1956
	7	1972	1972	1972	1972	1972	1972	1972	1972	1972	1972	1972	1972	1972
	8	2010	2010	2010	2010	2010	2010	2010	2010	2010	2010	2010	2010	2010
	9	1989	1989	1989	1989	1989	1989	1989	1989	1989	1989	1989	1989	1989
	10	1949	1949	1949	1949	1949	1949	1949	1949	1949	1949	1949	1949	1949
	11	1976	1976	1976	1976	1976	1976	1976	1976	1976	1976	1976	1976	1976
	12	2013	2013	2013	2013	2013	2013	2013	2013	2013	2013	2013	2013	2013
	13	1984	1984	1984	1984	1984	1984	1984	1984	1984	1984	1984	1984	1984
	14	2004	2004	2004	2004	2004	2004	2004	2004	2004	2004	2004	2004	2004
	15	2021	2021	2021	2021	2021	2021	2021	2021	2021	2021	2021	2021	2021
m=6 n=60	1	1966	1966	1966	1966	1966	1966	1966	1966	1966	1966	1966	1966	1966
	2	1944	1944	1944	1944	1944	1944	1944	1944	1944	1944	1944	1944	1944
	3	1954	1954	1954	1954	1954	1954	1954	1954	1954	1954	1954	1954	1954
	4	1974	1974	1974	1974	1974	1974	1974	1974	1974	1974	1974	1974	1974
	5	1956	1956	1956	1956	1956	1956	1956	1956	1956	1956	1956	1956	1956
	6	1953	1953	1953	1953	1953	1953	1953	1953	1953	1953	1953	1953	1953
	7	1986	1986	1986	1986	1986	1986	1986	1986	1986	1986	1986	1986	1986
	8	1934	1934	1934	1934	1934	1934	1934	1934	1934	1934	1934	1934	1934
	9	1930	1930	1930	1930	1930	1930	1930	1930	1930	1930	1930	1930	1930
	10	1981	1981	1981	1981	1981	1981	1981	1981	1981	1981	1981	1981	1981
	11	1947	1948	1947	1948	1948	1948	1947	1947	1949	1947	1947	1949	1947,6
	12	1966	1966	1966	1966	1970	1966	1966	1966	1966	1966	1966	1970	1966,4
	13	1958	1958	1958	1958	1958	1958	1958	1958	1958	1958	1958	1958	1958
	14	1941	1941	1941	1941	1941	1941	1941	1941	1941	1941	1941	1941	1941
	15	1928	1928	1928	1928	1928	1928	1928	1928	1928	1928	1928	1928	1928

Tabla A.1.9. Valor de Makespan obtenido con GRASP-3 con parámetro $\alpha=0.0$

Makespan		GRASP-3 $\alpha=0$										Mejor	Peor	Promedio	
Tamaño	Instancia	Réplica													
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10				
m=8 n=80	1	1918	1918	1918	1918	1918	1918	1918	1918	1918	1918	1918	1918	1918	1918
	2	1958	1958	1958	1958	1958	1958	1958	1958	1958	1958	1958	1958	1958	1958
	3	1897	1897	1897	1900	1900	1895	1900	1897	1891	1900	1891	1900	1897,4	1900
	4	1909	1909	1909	1909	1909	1909	1909	1909	1909	1909	1909	1909	1909	1909
	5	1938	1938	1938	1938	1938	1938	1938	1938	1938	1938	1938	1938	1938	1938
	6	1899	1899	1899	1899	1899	1899	1899	1899	1899	1899	1899	1899	1899	1899
	7	1905	1911	1905	1906	1911	1911	1911	1909	1905	1911	1905	1911	1905	1911
	8	1950	1950	1950	1950	1950	1950	1950	1950	1950	1950	1950	1950	1950	1950
	9	1923	1923	1923	1923	1923	1923	1923	1923	1923	1923	1923	1923	1923	1923
	10	1904	1902	1902	1905	1904	1904	1902	1903	1904	1904	1902	1905	1903,4	1904
	11	1905	1905	1905	1906	1905	1905	1906	1905	1906	1905	1906	1905	1905,3	1906
	12	1915	1915	1915	1915	1915	1915	1915	1921	1917	1917	1915	1921	1916	1917
	13	1940	1940	1940	1940	1940	1940	1940	1940	1940	1940	1940	1940	1940	1940
	14	1933	1933	1933	1933	1933	1933	1933	1933	1933	1933	1933	1933	1933	1933
	15	1907	1907	1907	1907	1907	1907	1907	1907	1907	1907	1907	1907	1907	1907
m=10 n=100	1	1888	1888	1888	1888	1888	1888	1888	1888	1888	1888	1888	1888	1888	1888
	2	1876	1881	1876	1876	1876	1876	1876	1870	1876	1870	1881	1875,3	1876	
	3	1886	1883	1883	1883	1889	1889	1886	1883	1883	1883	1883	1883	1883	1883
	4	1903	1903	1903	1903	1903	1903	1903	1903	1903	1903	1903	1903	1903	1903
	5	1889	1889	1889	1889	1889	1889	1889	1889	1889	1889	1889	1889	1889	1889
	6	1902	1905	1905	1902	1902	1905	1907	1899	1907	1907	1899	1907	1904,1	1907
	7	1905	1905	1912	1906	1914	1905	1911	1905	1905	1912	1905	1914	1908	1912
	8	1887	1896	1887	1896	1896	1902	1887	1896	1896	1896	1887	1902	1893,9	1896
	9	1893	1893	1893	1893	1893	1893	1893	1893	1893	1892	1893	1892	1892,9	1893
	10	1907	1907	1907	1907	1907	1907	1907	1907	1907	1907	1907	1907	1907	1907
	11	1893	1887	1887	1887	1887	1887	1893	1887	1887	1887	1887	1887	1887,2	1887
	12	1871	1885	1871	1885	1871	1871	1884	1871	1880	1885	1871	1885	1877,4	1885
	13	1909	1915	1909	1909	1909	1909	1911	1909	1915	1915	1909	1915	1911	1915
	14	1884	1889	1889	1889	1889	1884	1889	1888	1889	1889	1884	1889	1887,9	1889
	15	1900	1900	1900	1900	1900	1900	1900	1900	1900	1900	1900	1900	1900	1900
m=12 n=120	1	1883	1889	1883	1883	1878	1881	1878	1876	1881	1881	1876	1889	1881,3	1881
	2	1902	1901	1905	1901	1902	1897	1899	1901	1899	1902	1897	1905	1900,9	1902
	3	1880	1880	1889	1887	1880	1880	1880	1889	1887	1887	1880	1889	1883,9	1887
	4	1871	1868	1871	1871	1867	1869	1865	1865	1868	1869	1865	1871	1868,4	1869
	5	1882	1880	1875	1888	1885	1883	1883	1886	1885	1875	1875	1888	1882,2	1885
	6	1888	1888	1888	1887	1887	1888	1880	1888	1888	1888	1880	1888	1887	1888
	7	1896	1903	1887	1896	1896	1896	1903	1901	1903	1887	1887	1903	1896,8	1887
	8	1878	1880	1883	1875	1883	1885	1879	1884	1881	1867	1867	1885	1879,5	1881
	9	1881	1889	1888	1885	1886	1885	1881	1881	1888	1885	1881	1889	1884,9	1888
	10	1890	1892	1892	1890	1892	1892	1892	1890	1892	1894	1890	1894	1891,6	1892
	11	1884	1873	1884	1873	1887	1884	1887	1885	1877	1884	1873	1887	1881,8	1884
	12	1870	1872	1879	1876	1872	1872	1871	1874	1873	1870	1870	1879	1872,9	1877
	13	1890	1891	1886	1890	1891	1884	1886	1891	1890	1891	1884	1891	1889	1890
	14	1887	1884	1895	1881	1887	1887	1887	1886	1884	1890	1881	1895	1886,8	1887
	15	1889	1895	1889	1889	1896	1889	1895	1889	1895	1895	1889	1896	1892,1	1895

Tabla A.1.10. Valor de Makespan obtenido con GRASP-3 con parámetro $\alpha=0.0$

Makespan		GRASP-3 $\alpha=0.1$										Mejor	Peor	Promedio	
Tamaño	Instancia	Réplica													
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10				
m=2 n=20	1	2042	2042	2042	2042	2042	2042	2042	2042	2042	2042	2042	2042	2042	2042
	2	2090	2090	2090	2090	2090	2090	2090	2090	2090	2090	2090	2090	2090	2090
	3	1992	2002	1992	1992	2000	1992	1992	1992	1992	1992	1992	1992	2002	1993,8
	4	2031	2031	2037	2037	2037	2040	2037	2037	2031	2036	2031	2040	2035,4	2035,4
	5	2029	2029	2029	2029	2029	2029	2029	2029	2029	2029	2029	2029	2029	2029
	6	2072	2070	2070	2070	2070	2070	2070	2071	2070	2070	2070	2072	2070,3	2070,3
	7	1995	1988	1995	1995	1995	1988	1995	1995	1995	1995	1995	1988	1995	1993,6
	8	1987	1995	1995	1995	1987	1994	1995	1995	1995	1995	1995	1987	1995	1993,3
	9	1949	1949	1949	1949	1949	1949	1949	1949	1949	1949	1949	1949	1949	1949
	10	2025	2025	2025	2025	2025	2025	2025	2025	2025	2025	2025	2025	2025	2025
	11	2102	2102	2102	2102	2102	2102	2102	2102	2102	2102	2102	2102	2102	2102
	12	1982	1982	1982	1982	1984	1982	1982	1982	1982	1982	1982	1982	1984	1982,2
	13	1972	1977	1977	1977	1972	1972	1977	1977	1972	1977	1972	1977	1977	1975
	14	1964	1968	1965	1965	1964	1965	1970	1964	1965	1965	1964	1970	1965,5	1965,5
	15	2027	2027	2027	2027	2027	2027	2027	2027	2027	2027	2027	2027	2027	2027
m=4 n=40	1	1932	1931	1930	1930	1920	1927	1923	1927	1929	1926	1920	1932	1927,5	1927,5
	2	1967	1969	1959	1974	1971	1955	1956	1964	1975	1976	1955	1976	1966,6	1966,6
	3	1960	1955	1958	1956	1964	1951	1956	1954	1959	1955	1951	1964	1956,8	1956,8
	4	1925	1937	1929	1933	1933	1935	1932	1935	1931	1932	1925	1937	1932,2	1932,2
	5	1966	1966	1965	1966	1972	1967	1976	1973	1969	1971	1965	1976	1969,1	1969,1
	6	1945	1932	1946	1942	1945	1918	1941	1940	1936	1939	1918	1946	1938,4	1938,4
	7	1945	1936	1947	1937	1936	1941	1934	1928	1950	1944	1928	1950	1939,8	1939,8
	8	1963	1980	1975	1979	1968	1969	1975	1975	1975	1971	1963	1980	1973	1973
	9	1945	1943	1949	1946	1946	1943	1949	1949	1949	1949	1943	1949	1946,8	1946,8
	10	1938	1933	1946	1929	1929	1933	1940	1929	1931	1935	1929	1946	1934,3	1934,3
	11	1971	1959	1962	1968	1970	1961	1969	1974	1968	1963	1959	1974	1966,5	1966,5
	12	1981	1974	1949	1977	1978	1972	1964	1977	1981	1976	1949	1981	1972,9	1972,9
	13	1958	1956	1951	1950	1960	1956	1946	1951	1956	1957	1946	1960	1954,1	1954,1
	14	1972	1961	1958	1966	1968	1963	1972	1967	1968	1965	1958	1972	1966	1966
	15	1962	1959	1959	1959	1959	1959	1959	1959	1970	1959	1959	1970	1960,4	1960,4
m=6 n=60	1	1928	1930	1923	1928	1929	1920	1935	1933	1925	1922	1920	1935	1927,3	1927,3
	2	1943	1940	1934	1927	1940	1939	1938	1937	1936	1936	1927	1943	1937	1937
	3	1929	1927	1932	1929	1925	1931	1923	1935	1926	1931	1923	1935	1928,8	1928,8
	4	1938	1940	1937	1928	1941	1941	1932	1929	1930	1938	1928	1941	1935,4	1935,4
	5	1923	1930	1921	1924	1920	1927	1925	1918	1910	1923	1910	1930	1922,1	1922,1
	6	1913	1922	1919	1913	1913	1919	1924	1923	1916	1915	1913	1924	1917,7	1917,7
	7	1937	1936	1928	1937	1936	1935	1938	1935	1935	1928	1928	1938	1934,5	1934,5
	8	1928	1920	1922	1919	1920	1914	1918	1927	1923	1920	1914	1928	1921,1	1921,1
	9	1924	1923	1927	1915	1915	1924	1927	1922	1925	1917	1915	1927	1921,9	1921,9
	10	1932	1928	1930	1906	1929	1928	1934	1932	1931	1926	1906	1934	1927,6	1927,6
	11	1936	1943	1940	1943	1940	1941	1938	1932	1938	1942	1932	1943	1939,3	1939,3
	12	1952	1942	1953	1952	1953	1955	1953	1957	1959	1949	1942	1959	1952,5	1952,5
	13	1938	1943	1949	1940	1940	1927	1942	1945	1938	1942	1927	1949	1940,4	1940,4
	14	1920	1922	1919	1923	1916	1916	1928	1925	1915	1925	1915	1928	1920,9	1920,9
	15	1913	1909	1915	1918	1914	1910	1910	1917	1909	1916	1909	1918	1913,1	1913,1

Tabla A.1.11. Valor de Makespan obtenido con GRASP-3 con parámetro $\alpha=0.1$

Makespan		GRASP-3 $\alpha=0.1$												
		Réplica												
Tamaño	Instancia	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	Mejor	Peor	Promedio
m=8 n=80	1	1924	1924	1918	1920	1913	1923	1903	1916	1921	1920	1903	1924	1918,2
	2	1910	1913	1922	1910	1910	1904	1913	1909	1914	1910	1904	1922	1911,5
	3	1900	1898	1875	1891	1902	1899	1880	1890	1892	1898	1875	1902	1892,5
	4	1914	1912	1914	1905	1914	1910	1912	1918	1921	1914	1905	1921	1913,4
	5	1908	1918	1906	1906	1913	1922	1907	1910	1916	1915	1906	1922	1912,1
	6	1899	1898	1903	1896	1900	1896	1901	1896	1898	1899	1896	1903	1898,6
	7	1917	1909	1919	1909	1903	1911	1915	1911	1901	1912	1901	1919	1910,7
	8	1914	1914	1905	1910	1907	1913	1909	1916	1911	1913	1905	1916	1911,2
	9	1921	1908	1912	1914	1918	1917	1904	1914	1916	1911	1904	1921	1913,5
	10	1913	1902	1906	1901	1905	1906	1909	1907	1903	1909	1901	1913	1906,1
	11	1904	1905	1915	1911	1909	1907	1898	1910	1903	1913	1898	1915	1907,5
	12	1917	1914	1921	1914	1917	1905	1918	1913	1914	1916	1905	1921	1914,9
	13	1895	1904	1893	1899	1901	1896	1906	1896	1892	1897	1892	1906	1897,9
	14	1914	1912	1920	1922	1921	1915	1915	1916	1925	1919	1912	1925	1917,9
	15	1892	1905	1908	1901	1904	1902	1907	1906	1905	1897	1892	1908	1902,7
m=10 n=100	1	1888	1897	1895	1900	1892	1897	1892	1895	1889	1892	1888	1900	1893,7
	2	1883	1885	1882	1880	1886	1886	1886	1880	1879	1880	1879	1886	1882,7
	3	1893	1897	1895	1887	1892	1894	1892	1894	1893	1892	1887	1897	1892,9
	4	1898	1899	1888	1896	1899	1900	1894	1900	1901	1894	1888	1901	1896,9
	5	1902	1900	1897	1902	1897	1897	1899	1897	1900	1901	1897	1902	1899,2
	6	1913	1916	1902	1915	1912	1907	1906	1908	1916	1910	1902	1916	1910,5
	7	1906	1905	1902	1902	1899	1893	1910	1904	1907	1904	1893	1910	1903,2
	8	1899	1899	1906	1903	1904	1895	1905	1895	1896	1898	1895	1906	1900
	9	1891	1888	1899	1899	1899	1899	1892	1897	1893	1897	1888	1899	1895,4
	10	1895	1900	1900	1894	1907	1901	1904	1897	1902	1898	1894	1907	1899,8
	11	1895	1886	1889	1889	1883	1893	1884	1892	1894	1889	1883	1895	1889,4
	12	1879	1891	1886	1896	1899	1901	1893	1894	1899	1890	1879	1901	1892,8
	13	1911	1908	1905	1907	1898	1898	1898	1904	1912	1909	1898	1912	1905
	14	1900	1889	1887	1897	1900	1887	1900	1886	1894	1890	1886	1900	1893
	15	1888	1889	1895	1888	1895	1896	1892	1895	1888	1894	1888	1896	1892
m=12 n=120	1	1893	1894	1898	1886	1891	1890	1888	1893	1885	1896	1885	1898	1891,4
	2	1892	1892	1897	1891	1895	1899	1895	1899	1887	1896	1887	1899	1894,3
	3	1886	1889	1888	1890	1891	1884	1887	1887	1888	1885	1884	1891	1887,5
	4	1875	1882	1877	1886	1874	1881	1879	1883	1880	1885	1874	1886	1880,2
	5	1892	1885	1891	1888	1894	1879	1877	1890	1888	1889	1877	1894	1887,3
	6	1891	1887	1901	1893	1892	1902	1891	1885	1881	1893	1881	1902	1891,6
	7	1900	1903	1896	1908	1897	1903	1898	1899	1895	1900	1895	1908	1899,9
	8	1891	1889	1889	1890	1889	1885	1885	1890	1889	1892	1885	1892	1888,9
	9	1885	1884	1874	1884	1877	1887	1879	1881	1875	1879	1874	1887	1880,5
	10	1899	1899	1896	1890	1901	1895	1893	1890	1896	1894	1890	1901	1895,3
	11	1886	1889	1886	1887	1889	1881	1890	1887	1887	1881	1881	1890	1886,3
	12	1886	1883	1888	1878	1889	1885	1886	1881	1887	1888	1878	1889	1885,1
	13	1884	1898	1894	1885	1888	1893	1883	1887	1892	1886	1883	1898	1889
	14	1906	1892	1893	1902	1905	1894	1906	1902	1900	1902	1892	1906	1900,2
	15	1899	1881	1901	1893	1897	1891	1892	1891	1891	1895	1881	1901	1893,1

Tabla A.1.12. Valor de Makespan obtenido con GRASP-3 con parámetro $\alpha=0.1$

GRASP-4

Makespan		GRASP-4 $\alpha=0$										Mejor	Peor	Promedio
Tamaño	Instancia	Réplica												
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10			
m=2 n=20	1	2009	2009	2009	2009	2009	2009	2009	2009	2009	2009	2009	2009	2009
	2	2053	2053	2053	2053	2053	2053	2053	2053	2053	2053	2053	2053	2053
	3	1981	1981	1981	1981	1981	1981	1981	1981	1981	1981	1981	1981	1981
	4	2006	2006	2006	2006	2006	2006	2006	2006	2006	2006	2006	2006	2006
	5	2000	2000	2000	2000	2000	2000	2000	2000	2000	2000	2000	2000	2000
	6	2031	2031	2031	2031	2031	2031	2031	2031	2031	2031	2031	2031	2031
	7	1965	1965	1965	1965	1965	1965	1965	1965	1965	1965	1965	1965	1965
	8	1973	1973	1973	1973	1973	1973	1973	1973	1973	1973	1973	1973	1973
	9	1932	1932	1932	1932	1932	1932	1932	1932	1932	1932	1932	1932	1932
	10	1993	1993	1993	1993	1993	1993	1993	1993	1993	1993	1993	1993	1993
	11	2039	2036	2036	2036	2036	2036	2036	2036	2036	2036	2036	2039	2036,3
	12	1973	1973	1973	1973	1973	1973	1973	1973	1973	1973	1973	1973	1973
	13	1960	1960	1960	1960	1960	1960	1960	1960	1960	1960	1960	1960	1960
	14	1951	1951	1951	1951	1951	1951	1951	1951	1951	1951	1951	1951	1951
	15	2010	2010	2010	2010	2010	2010	2010	2010	2010	2010	2010	2010	2010
m=4 n=40	1	1902	1902	1901	1902	1902	1902	1904	1903	1904	1900	1900	1904	1902,2
	2	1932	1936	1932	1938	1928	1931	1934	1924	1932	1930	1924	1938	1931,7
	3	1916	1920	1913	1917	1921	1917	1917	1922	1916	1912	1912	1922	1917,1
	4	1911	1908	1911	1904	1908	1908	1904	1908	1904	1909	1904	1911	1907,5
	5	1950	1948	1946	1946	1949	1950	1949	1946	1950	1947	1946	1950	1948,1
	6	1913	1910	1913	1910	1918	1915	1915	1915	1918	1910	1910	1918	1913,7
	7	1902	1905	1910	1912	1902	1908	1907	1907	1911	1905	1902	1912	1906,9
	8	1936	1936	1938	1936	1928	1937	1937	1938	1930	1932	1928	1938	1934,8
	9	1922	1922	1922	1922	1923	1926	1922	1922	1922	1921	1921	1926	1922,4
	10	1920	1920	1919	1920	1923	1921	1921	1916	1919	1919	1916	1923	1919,8
	11	1941	1939	1936	1936	1940	1939	1942	1938	1939	1941	1936	1942	1939,1
	12	1933	1929	1931	1932	1933	1929	1929	1931	1929	1932	1929	1933	1930,8
	13	1922	1920	1923	1921	1922	1919	1919	1917	1921	1923	1917	1923	1920,7
	14	1922	1920	1923	1921	1922	1919	1919	1917	1921	1923	1917	1923	1920,7
	15	1923	1925	1919	1921	1923	1926	1922	1925	1922	1920	1919	1926	1922,6
m=6 n=60	1	1907	1897	1905	1905	1901	1905	1903	1906	1908	1901	1897	1908	1903,8
	2	1903	1908	1904	1903	1905	1903	1905	1906	1902	1904	1902	1908	1904,3
	3	1898	1901	1900	1901	1900	1898	1900	1897	1899	1899	1897	1901	1899,3
	4	1912	1902	1912	1913	1912	1910	1912	1906	1906	1905	1902	1913	1909
	5	1901	1898	1899	1899	1897	1901	1899	1896	1897	1898	1896	1901	1898,5
	6	1891	1892	1895	1887	1894	1891	1892	1892	1891	1893	1887	1895	1891,8
	7	1915	1917	1908	1914	1912	1917	1915	1916	1912	1915	1908	1917	1914,1
	8	1898	1898	1899	1902	1899	1898	1901	1900	1899	1896	1896	1902	1899
	9	1890	1890	1883	1892	1890	1892	1886	1885	1894	1894	1883	1894	1889,6
	10	1896	1896	1896	1889	1896	1896	1896	1891	1895	1896	1889	1896	1894,7
	11	1909	1909	1909	1912	1910	1907	1906	1905	1905	1904	1904	1912	1907,6
	12	1921	1922	1923	1916	1923	1923	1924	1924	1923	1925	1916	1925	1922,4
	13	1916	1920	1915	1918	1917	1917	1917	1914	1917	1916	1914	1920	1916,7
	14	1899	1903	1901	1896	1897	1900	1899	1900	1900	1894	1894	1903	1898,9
	15	1890	1889	1887	1889	1890	1889	1884	1887	1887	1886	1884	1890	1887,8

Tabla A.1.13. Valor de Makespan obtenido con GRASP-4 con parámetro $\alpha=0.0$

Makespan		GRASP-4 $\alpha=0$												
		Réplica												
Tamaño	Instancia	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	Mejor	Peor	Promedio
m=8 n=80	1	1893	1893	1891	1895	1894	1895	1894	1893	1894	1895	1891	1895	1893,7
	2	1899	1900	1896	1899	1900	1901	1899	1897	1899	1900	1896	1901	1899
	3	1877	1878	1875	1880	1875	1879	1875	1874	1880	1879	1874	1880	1877,2
	4	1889	1889	1884	1885	1887	1887	1886	1884	1887	1883	1883	1889	1886,1
	5	1891	1890	1891	1891	1895	1883	1892	1892	1893	1888	1883	1895	1890,6
	6	1880	1880	1881	1876	1880	1880	1878	1879	1880	1879	1876	1881	1879,3
	7	1888	1888	1887	1885	1887	1886	1888	1886	1889	1889	1885	1889	1887,3
	8	1889	1887	1887	1886	1888	1888	1890	1891	1887	1889	1886	1891	1888,2
	9	1889	1889	1886	1886	1886	1887	1886	1887	1889	1890	1886	1890	1887,5
	10	1883	1883	1880	1885	1883	1882	1882	1875	1883	1881	1875	1885	1881,7
	11	1879	1879	1878	1880	1882	1877	1875	1883	1879	1878	1875	1883	1879
	12	1890	1890	1890	1892	1890	1893	1886	1888	1887	1887	1886	1893	1889,3
	13	1873	1874	1872	1865	1877	1874	1879	1879	1869	1868	1865	1879	1873
	14	1891	1888	1891	1888	1884	1891	1888	1890	1888	1890	1884	1891	1888,9
	15	1878	1876	1878	1876	1877	1879	1877	1878	1876	1873	1873	1879	1876,8
m=10 n=100	1	1866	1866	1862	1866	1865	1865	1864	1864	1866	1864	1862	1866	1864,8
	2	1861	1865	1861	1864	1865	1864	1860	1861	1864	1861	1860	1865	1862,6
	3	1870	1872	1872	1872	1872	1873	1872	1868	1873	1873	1868	1873	1871,7
	4	1878	1878	1879	1878	1877	1878	1879	1877	1879	1879	1877	1879	1878,2
	5	1873	1872	1873	1871	1870	1872	1872	1871	1872	1872	1870	1873	1871,8
	6	1883	1887	1885	1885	1886	1886	1886	1886	1885	1879	1879	1887	1884,8
	7	1886	1882	1884	1878	1884	1883	1885	1883	1878	1883	1878	1886	1882,6
	8	1874	1870	1872	1874	1870	1873	1870	1870	1872	1872	1870	1874	1871,7
	9	1874	1867	1869	1873	1873	1874	1875	1877	1870	1871	1867	1877	1872,3
	10	1876	1874	1873	1873	1870	1873	1873	1876	1875	1876	1870	1876	1873,9
	11	1871	1873	1876	1874	1873	1875	1873	1878	1871	1873	1871	1878	1873,7
	12	1863	1863	1867	1867	1867	1866	1869	1865	1863	1866	1863	1869	1865,6
	13	1883	1886	1886	1880	1885	1883	1883	1880	1886	1884	1880	1886	1883,6
	14	1872	1872	1868	1869	1867	1869	1870	1869	1871	1871	1867	1872	1869,8
	15	1871	1872	1870	1870	1870	1872	1868	1862	1872	1872	1862	1872	1869,9
m=12 n=120	1	1869	1868	1863	1867	1867	1865	1869	1868	1871	1865	1863	1871	1867
	2	1873	1874	1875	1876	1875	1872	1872	1875	1872	1876	1872	1876	1874
	3	1870	1873	1870	1869	1868	1872	1871	1868	1869	1867	1867	1873	1870
	4	1857	1859	1857	1856	1859	1859	1859	1856	1855	1855	1855	1859	1857
	5	1863	1866	1872	1867	1870	1866	1868	1864	1869	1870	1863	1872	1868
	6	1866	1871	1872	1873	1869	1874	1873	1870	1873	1867	1866	1874	1871
	7	1877	1878	1877	1880	1873	1874	1877	1877	1878	1878	1873	1880	1877
	8	1869	1866	1868	1869	1865	1865	1866	1864	1867	1865	1864	1869	1866
	9	1872	1863	1864	1866	1866	1866	1867	1871	1867	1864	1863	1872	1867
	10	1879	1879	1879	1874	1876	1875	1877	1876	1879	1876	1874	1879	1877
	11	1867	1871	1868	1866	1867	1870	1866	1868	1866	1872	1866	1872	1868
	12	1865	1865	1862	1864	1861	1861	1865	1858	1862	1863	1858	1865	1863
	13	1869	1869	1869	1870	1868	1871	1869	1870	1867	1873	1867	1873	1870
	14	1875	1872	1875	1871	1874	1870	1867	1874	1875	1872	1867	1875	1873
	15	1876	1872	1875	1875	1879	1875	1872	1873	1875	1872	1872	1879	1874

Tabla A.1.14. Valor de Makespan obtenido con GRASP-4 con parámetro $\alpha=0.0$

Makespan		GRASP-4 $\alpha=0.1$										Mejor	Peor	Promedio	
Tamaño	Instancia	Réplica													
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10				
m=2 n=20	1	2009	2009	2009	2009	2009	2009	2009	2009	2009	2009	2009	2009	2009	2009
	2	2053	2053	2053	2053	2053	2053	2053	2053	2053	2053	2053	2053	2053	2053
	3	1981	1981	1981	1981	1981	1981	1981	1981	1981	1981	1981	1981	1981	1981
	4	2006	2006	2006	2006	2006	2006	2006	2006	2006	2006	2006	2006	2006	2006
	5	2000	2000	2000	2000	2000	2000	2000	2000	2000	2000	2000	2000	2000	2000
	6	2031	2031	2031	2031	2031	2031	2031	2031	2031	2031	2031	2031	2031	2031
	7	1965	1959	1965	1959	1959	1965	1959	1959	1965	1965	1965	1959	1965	1962
	8	1973	1973	1973	1973	1973	1973	1973	1973	1973	1973	1973	1973	1973	1973
	9	1932	1932	1932	1932	1932	1932	1932	1932	1932	1932	1932	1932	1932	1932
	10	1993	1993	1993	1993	1993	1993	1993	1993	1993	1993	1993	1993	1993	1993
	11	2036	2036	2036	2036	2036	2036	2036	2036	2036	2036	2036	2036	2036	2036
	12	1973	1973	1973	1973	1973	1973	1973	1973	1973	1973	1973	1973	1973	1973
	13	1960	1960	1960	1960	1960	1960	1960	1960	1960	1960	1960	1960	1960	1960
	14	1951	1951	1951	1951	1951	1951	1951	1951	1951	1951	1951	1951	1951	1951
	15	2010	2010	2010	2010	2010	2010	2010	2010	2010	2010	2010	2010	2010	2010
m=4 n=40	1	1901	1903	1902	1902	1901	1902	1902	1900	1902	1903	1900	1903	1901,8	
	2	1936	1932	1938	1940	1935	1932	1931	1936	1939	1938	1931	1940	1935,7	
	3	1917	1914	1919	1915	1916	1912	1916	1910	1910	1917	1910	1919	1914,6	
	4	1904	1903	1903	1902	1904	1904	1904	1900	1902	1903	1900	1904	1902,9	
	5	1947	1946	1946	1945	1947	1947	1948	1947	1947	1946	1945	1948	1946,6	
	6	1907	1913	1914	1914	1913	1913	1916	1915	1916	1912	1907	1916	1913,3	
	7	1908	1903	1908	1911	1905	1903	1903	1902	1905	1903	1902	1911	1905,1	
	8	1934	1937	1936	1931	1933	1940	1938	1937	1935	1939	1931	1940	1936	
	9	1926	1926	1923	1927	1926	1922	1925	1926	1928	1925	1922	1928	1925,4	
	10	1920	1917	1920	1917	1915	1919	1917	1918	1919	1918	1915	1920	1918	
	11	1940	1940	1939	1944	1938	1938	1937	1943	1938	1940	1937	1944	1939,7	
	12	1931	1933	1929	1933	1930	1933	1933	1931	1930	1932	1929	1933	1931,5	
	13	1919	1919	1920	1923	1923	1917	1922	1920	1920	1920	1917	1923	1920,3	
	14	1940	1939	1937	1936	1940	1940	1937	1939	1938	1938	1936	1940	1938,4	
	15	1924	1923	1922	1920	1926	1926	1919	1927	1922	1925	1919	1927	1923,4	
m=6 n=60	1	1904	1902	1894	1901	1899	1902	1903	1899	1889	1899	1889	1904	1899,2	
	2	1902	1905	1907	1903	1900	1901	1903	1906	1899	1904	1899	1907	1903	
	3	1902	1903	1902	1904	1901	1904	1903	1905	1903	1905	1901	1905	1903,2	
	4	1902	1899	1901	1907	1896	1903	1904	1902	1901	1901	1896	1907	1901,6	
	5	1892	1899	1897	1899	1894	1891	1899	1897	1899	1896	1891	1899	1896,3	
	6	1889	1894	1891	1887	1888	1888	1892	1888	1883	1894	1883	1894	1889,4	
	7	1904	1906	1909	1903	1907	1905	1906	1902	1908	1906	1902	1909	1905,6	
	8	1900	1898	1899	1894	1896	1893	1898	1900	1893	1897	1893	1900	1896,8	
	9	1894	1896	1896	1890	1888	1896	1893	1895	1897	1891	1888	1897	1893,6	
	10	1892	1894	1895	1893	1896	1896	1895	1897	1893	1895	1892	1897	1894,6	
	11	1907	1909	1908	1904	1897	1911	1904	1910	1911	1910	1897	1911	1907,1	
	12	1925	1925	1928	1922	1926	1923	1923	1922	1925	1926	1922	1928	1924,5	
	13	1916	1910	1918	1910	1910	1915	1911	1915	1910	1910	1910	1918	1912,5	
	14	1897	1899	1895	1894	1891	1893	1894	1893	1897	1896	1891	1899	1894,9	
	15	1889	1891	1889	1888	1889	1892	1886	1890	1890	1891	1886	1892	1889,5	

Tabla A.1.15. Valor de Makespan obtenido con GRASP-4 con parámetro $\alpha=0.1$

Makespan		GRASP-4 $\alpha=0.1$										Mejor	Peor	Promedio
Tamaño	Instancia	Réplica												
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10			
m=8 n=80	1	1897	1899	1896	1896	1888	1899	1893	1897	1897	1893	1888	1899	1895,5
	2	1891	1882	1895	1890	1889	1890	1890	1891	1891	1890	1882	1895	1889,9
	3	1875	1875	1879	1878	1881	1875	1879	1877	1875	1873	1873	1881	1876,7
	4	1893	1893	1895	1890	1892	1891	1895	1890	1890	1893	1890	1895	1892,2
	5	1896	1893	1885	1890	1892	1891	1893	1895	1890	1894	1885	1896	1891,9
	6	1881	1885	1885	1879	1882	1879	1881	1883	1877	1880	1877	1885	1881,2
	7	1887	1886	1888	1892	1889	1890	1886	1890	1891	1889	1886	1892	1888,8
	8	1892	1885	1888	1891	1889	1889	1892	1887	1884	1891	1884	1892	1888,8
	9	1891	1891	1891	1893	1892	1895	1889	1888	1892	1894	1888	1895	1891,6
	10	1884	1882	1884	1884	1886	1886	1883	1888	1885	1888	1882	1888	1885
	11	1883	1880	1883	1888	1885	1887	1883	1885	1886	1884	1880	1888	1884,4
	12	1893	1895	1887	1892	1890	1888	1895	1888	1891	1894	1887	1895	1891,3
	13	1874	1874	1876	1869	1875	1871	1875	1874	1872	1874	1869	1876	1873,4
	14	1895	1894	1896	1881	1892	1894	1887	1886	1894	1895	1881	1896	1891,4
	15	1884	1880	1882	1884	1883	1879	1884	1879	1882	1884	1879	1884	1882,1
m=10 n=100	1	1876	1876	1879	1873	1874	1873	1868	1876	1873	1876	1868	1879	1874,4
	2	1867	1864	1867	1867	1869	1867	1870	1871	1871	1870	1864	1871	1868,3
	3	1879	1876	1878	1875	1873	1878	1880	1876	1879	1872	1872	1880	1876,6
	4	1878	1880	1879	1879	1881	1883	1878	1877	1881	1878	1877	1883	1879,4
	5	1878	1875	1881	1881	1880	1879	1881	1878	1882	1878	1875	1882	1879,3
	6	1889	1889	1890	1890	1889	1883	1892	1889	1890	1890	1883	1892	1889,1
	7	1880	1881	1888	1887	1886	1880	1886	1881	1883	1885	1880	1888	1883,7
	8	1883	1875	1877	1878	1874	1880	1882	1875	1873	1880	1873	1883	1877,7
	9	1883	1875	1877	1878	1874	1880	1882	1875	1873	1880	1873	1883	1877,7
	10	1886	1882	1883	1881	1881	1879	1884	1880	1881	1880	1879	1886	1881,7
	11	1876	1875	1872	1876	1877	1878	1875	1875	1879	1875	1872	1879	1875,8
	12	1874	1878	1867	1873	1874	1869	1874	1872	1873	1876	1867	1878	1873
	13	1889	1882	1883	1885	1887	1886	1885	1882	1889	1884	1882	1889	1885,2
	14	1875	1873	1873	1871	1872	1873	1875	1876	1875	1875	1871	1876	1873,8
	15	1874	1874	1875	1871	1874	1870	1877	1871	1872	1873	1870	1877	1873,1
m=12 n=120	1	1872	1875	1871	1875	1871	1869	1876	1870	1874	1875	1869	1876	1872,8
	2	1877	1879	1877	1874	1877	1876	1876	1878	1877	1878	1874	1879	1876,9
	3	1875	1868	1872	1872	1869	1872	1873	1874	1876	1873	1868	1876	1872,4
	4	1863	1867	1866	1867	1864	1864	1864	1862	1865	1863	1862	1867	1864,5
	5	1874	1874	1875	1872	1874	1876	1866	1872	1870	1873	1866	1876	1872,6
	6	1872	1873	1870	1873	1877	1871	1878	1875	1876	1871	1870	1878	1873,6
	7	1880	1879	1880	1881	1884	1876	1879	1878	1878	1879	1876	1884	1879,4
	8	1870	1871	1865	1871	1874	1871	1870	1858	1871	1872	1858	1874	1869,3
	9	1865	1868	1864	1870	1865	1866	1860	1865	1863	1869	1860	1870	1865,5
	10	1876	1876	1882	1879	1876	1872	1879	1881	1881	1876	1872	1882	1877,8
	11	1868	1868	1872	1875	1869	1874	1872	1871	1870	1875	1868	1875	1871,4
	12	1867	1870	1867	1865	1872	1867	1868	1869	1871	1864	1864	1872	1868
	13	1869	1873	1870	1875	1874	1875	1873	1872	1874	1873	1869	1875	1872,8
	14	1879	1876	1882	1883	1876	1884	1880	1883	1877	1884	1876	1884	1880,4
	15	1877	1874	1877	1880	1877	1876	1876	1878	1878	1877	1874	1880	1877

Tabla A.1.16. Valor de Makespan obtenido con GRASP-4 con parámetro $\alpha=0.1$

Anexo 2: Diferencia porcentual sobre la cota inferior para la heurística GRASP

GRASP-1

Diferencia %		GRASP-1 $\alpha=0$										Mejor	Peor	Promedio
Tamaño	Instancia	Réplica												
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10			
m=2 n=20	1	3,98	3,98	3,98	3,98	3,98	3,98	3,98	3,98	3,98	3,98	3,98	3,98	3,98
	2	4,49	4,49	4,49	4,49	4,49	4,49	4,49	4,49	4,49	4,49	4,49	4,49	4,49
	3	4,39	4,39	4,39	4,39	4,39	4,39	4,39	4,39	4,39	4,39	4,39	4,39	4,39
	4	6,02	6,02	6,02	6,02	6,02	6,02	6,02	6,02	6,02	6,02	6,02	6,02	6,02
	5	5,24	5,24	5,24	5,24	5,24	5,24	5,24	5,24	5,24	5,24	5,24	5,24	5,24
	6	5,1	5,1	5,1	5,1	5,1	5,1	5,1	5,1	5,1	5,1	5,10	5,10	5,10
	7	5,13	5,13	5,13	5,13	5,13	5,13	5,13	5,13	5,13	5,13	5,13	5,13	5,13
	8	3,87	3,87	3,87	3,87	3,87	3,87	3,87	3,87	3,87	3,87	3,87	3,87	3,87
	9	2,77	2,77	2,77	2,77	2,77	2,77	2,77	2,77	2,77	2,77	2,77	2,77	2,77
	10	5,29	5,29	5,29	5,29	5,29	5,29	5,29	5,29	5,29	5,29	5,29	5,29	5,29
	11	3,31	3,31	3,31	3,31	3,31	3,31	3,31	3,31	3,31	3,31	3,31	3,31	3,31
	12	4,85	4,85	4,85	4,85	4,85	4,85	4,85	4,85	4,85	4,85	4,85	4,85	4,85
	13	3,23	3,23	3,23	3,23	3,23	3,23	3,23	3,23	3,23	3,23	3,23	3,23	3,23
	14	5,61	5,61	5,61	5,61	5,61	5,61	5,61	5,61	5,61	5,61	5,61	5,61	5,61
	15	5,79	5,79	5,79	5,79	5,79	5,79	5,79	5,79	5,79	5,79	5,79	5,79	5,79
m=4 n=40	1	3,91	3,91	3,91	3,91	3,91	3,91	3,91	3,91	3,91	3,91	3,91	3,91	3,91
	2	5,07	5,07	5,07	5,07	5,07	5,07	5,07	5,07	5,07	5,07	5,07	5,07	5,07
	3	5,25	5,25	5,25	5,25	5,25	5,25	5,25	5,25	5,25	5,25	5,25	5,25	5,25
	4	6,34	6,34	6,34	6,34	6,34	6,34	6,34	6,34	6,34	6,34	6,34	6,34	6,34
	5	5,17	5,17	5,17	5,17	5,17	5,17	5,17	5,17	5,17	5,17	5,17	5,17	5,17
	6	4,81	4,81	4,81	4,81	4,81	4,81	4,81	4,81	4,81	4,81	4,81	4,81	4,81
	7	5,17	5,17	5,17	5,17	5,17	5,17	5,17	5,17	5,17	5,17	5,17	5,17	5,17
	8	5,81	5,81	5,81	5,81	5,81	5,81	5,81	5,81	5,81	5,81	5,81	5,81	5,81
	9	4,31	4,31	4,31	4,31	4,31	4,31	4,31	4,31	4,31	4,31	4,31	4,31	4,31
	10	3,6	3,6	3,6	3,6	3,6	3,6	3,6	3,6	3,6	3,6	3,60	3,60	3,60
	11	4,76	4,76	4,76	4,76	4,76	4,76	4,76	4,76	4,76	4,76	4,76	4,76	4,76
	12	6,32	6,32	6,32	6,32	6,32	6,32	6,32	6,32	6,32	6,32	6,32	6,32	6,32
	13	6	6	6	6	6	6	6	6	6	6	6,00	6,00	6,00
	14	5,77	5,77	5,77	5,77	5,77	5,77	5,77	5,77	5,77	5,77	5,77	5,77	5,77
	15	6,68	6,68	6,68	6,68	6,68	6,68	6,68	6,68	6,68	6,68	6,68	6,68	6,68
m=6 n=60	1	5,62	5,62	5,62	5,62	5,62	5,62	5,62	5,62	5,62	5,62	5,62	5,62	5,62
	2	5,44	5,44	5,44	5,44	5,44	5,44	5,44	5,44	5,44	5,44	5,44	5,44	5,44
	3	4,44	4,44	4,44	4,44	4,44	4,44	4,44	4,44	4,44	4,44	4,44	4,44	4,44
	4	6,39	6,39	6,39	6,39	6,39	6,39	6,39	6,39	6,39	6,39	6,39	6,39	6,39
	5	5,91	5,91	5,91	5,91	5,91	5,91	5,91	5,91	5,91	5,91	5,91	5,91	5,91
	6	5,23	5,23	5,23	5,23	5,23	5,23	5,23	5,23	5,23	5,23	5,23	5,23	5,23
	7	5,79	5,79	5,79	5,79	5,79	5,79	5,79	5,79	5,79	5,79	5,79	5,79	5,79
	8	5,52	5,52	5,52	5,52	5,52	5,52	5,52	5,52	5,52	5,52	5,52	5,52	5,52
	9	5,43	5,43	5,43	5,43	5,43	5,43	5,43	5,43	5,43	5,43	5,43	5,43	5,43
	10	5,38	5,38	5,38	5,38	5,38	5,38	5,38	5,38	5,38	5,38	5,38	5,38	5,38
	11	6,05	6,05	6,05	6,05	6,05	6,05	6,05	6,05	6,05	6,05	6,05	6,05	6,05
	12	5,44	5,39	5,39	5,39	5,39	5,39	5,44	5,39	5,44	5,44	5,39	5,44	5,41
	13	4,99	4,99	4,99	4,99	4,99	4,99	4,99	4,99	4,99	4,99	4,99	4,99	4,99
	14	6,25	6,25	6,25	6,25	6,25	6,25	6,25	6,25	6,25	6,25	6,25	6,25	6,25
	15	4,48	4,48	4,48	4,48	4,48	4,48	4,48	4,48	4,48	4,48	4,48	4,48	4,48

Tabla A.2.1. Diferencia porcentual respecto a la cota inferior para GRASP-1 con parámetro $\alpha=0.0$

Diferencia %		GRASP-1 $\alpha=0$										Mejor	Peor	Promedio	
Tamaño	Instancia	Réplica													
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10				
m=8 n=80	1	5,31	5,47	5,31	5,58	5,31	5,47	5,31	5,31	5,31	5,31	5,31	5,31	5,58	5,37
	2	5,55	5,55	5,55	5,55	5,55	5,55	5,55	5,55	5,55	5,55	5,55	5,55	5,55	5,55
	3	4,66	4,77	4,77	4,88	4,77	4,77	4,77	4,77	4,77	4,77	4,77	4,66	4,88	4,77
	4	4,67	4,67	4,84	4,67	4,67	4,67	4,67	4,67	4,67	4,67	4,67	4,67	4,84	4,69
	5	5,75	5,75	5,75	5,75	5,75	5,75	5,75	5,75	5,75	5,75	5,75	5,75	5,75	5,75
	6	4,64	4,64	4,58	4,58	4,64	4,58	4,64	4,64	4,64	4,64	4,64	4,58	4,64	4,62
	7	4,96	4,69	4,8	4,8	4,8	5,02	4,52	4,8	4,8	4,63	4,52	4,52	5,02	4,78
	8	5,75	5,75	5,75	5,75	5,75	5,75	5,75	5,75	5,75	5,75	5,75	5,75	5,75	5,75
	9	5,29	5,29	5,29	5,29	5,29	5,29	5,29	5,29	5,29	5,29	5,29	5,29	5,29	5,29
	10	4,46	4,52	4,41	4,74	4,52	4,52	4,74	4,52	4,41	4,41	4,41	4,41	4,74	4,52
	11	4,59	4,59	4,71	4,59	4,71	4,71	4,71	4,71	4,59	4,76	4,59	4,59	4,76	4,67
	12	5,17	5,06	5,17	5,06	5,06	5,06	5,17	5,17	5,06	5,06	5,06	5,06	5,17	5,11
	13	4,79	4,91	4,96	4,79	4,91	4,91	4,79	4,79	4,96	4,91	4,79	4,79	4,96	4,87
	14	5,15	5,15	5,15	5,15	5,15	5,15	5,15	5,15	5,15	5,15	5,15	5,15	5,15	5,15
	15	5,03	5,03	5,03	5,2	5,2	5,2	5,03	5,2	5,2	5,2	5,2	5,03	5,20	5,13
m=10 n=100	1	4,49	4,49	4,55	4,49	4,49	4,49	4,55	4,49	4,49	4,49	4,49	4,49	4,55	4,50
	2	4,28	4,28	4,17	4,28	4,39	4,28	4,28	4,17	4,17	4,28	4,17	4,39	4,28	4,25
	3	4,65	4,71	4,71	4,6	4,82	4,65	4,82	4,82	4,71	4,71	4,60	4,82	4,72	4,72
	4	4,77	4,72	4,77	4,77	4,77	4,77	4,77	4,77	4,77	4,72	4,72	4,77	4,77	4,76
	5	4,86	4,86	4,86	4,86	4,86	4,8	4,86	4,86	4,8	4,86	4,80	4,86	4,86	4,85
	6	4,86	4,86	4,86	5,03	4,86	4,97	4,97	4,86	4,86	4,86	4,86	4,86	5,03	4,90
	7	4,98	4,98	5,31	4,98	5,2	5,31	5,31	5,31	5,2	5,31	4,98	5,31	5,31	5,19
	8	4,96	4,79	5,02	4,74	4,74	4,74	4,63	4,79	4,96	4,74	4,63	5,02	4,81	4,81
	9	5,31	5,25	5,03	5,03	4,8	5,2	4,8	4,8	5,25	4,8	4,80	5,31	5,31	5,03
	10	5,31	5,31	5,31	5,31	5,31	5,31	5,31	5,31	5,31	5,31	5,31	5,31	5,31	5,31
	11	4,46	4,46	4,46	4,46	4,52	4,41	4,57	4,46	4,57	4,52	4,41	4,57	4,57	4,49
	12	4,28	4,28	4,39	4,28	4,39	4,33	4,39	4,28	4,33	4,5	4,28	4,50	4,34	4,34
	13	5,11	4,83	4,94	5,16	5,11	5,05	5,16	5,05	5,11	4,83	4,83	5,16	5,04	5,04
	14	4,62	4,39	4,56	4,34	4,56	4,56	4,39	4,51	4,51	4,34	4,34	4,62	4,48	4,48
	15	4,64	4,92	4,64	4,64	4,64	4,64	4,64	4,64	4,64	4,64	4,64	4,64	4,92	4,67
m=12 n=120	1	4,51	4,23	4,62	4,45	4,18	4,45	4,45	4,62	4,18	4,51	4,18	4,62	4,62	4,42
	2	4,79	4,96	4,96	5,07	4,79	4,96	5,12	5,12	4,96	4,79	4,79	5,12	4,95	4,95
	3	5,17	5,06	5,12	4,72	5,23	4,72	4,72	5,12	4,95	4,72	4,72	5,23	4,95	4,95
	4	3,98	4,26	4,26	4,2	4,26	4,31	4,09	4,26	4,26	4,2	3,98	4,31	4,21	4,21
	5	4,1	4,44	4,22	4,22	4,1	4,22	4,05	4,38	4,33	4,38	4,05	4,44	4,24	4,24
	6	4,97	4,75	4,75	4,75	4,75	4,75	4,75	4,75	4,75	4,75	4,75	4,75	4,75	4,77
	7	4,91	4,91	4,86	4,86	4,97	4,86	4,97	4,91	4,91	4,97	4,86	4,97	4,91	4,91
	8	4,47	4,75	4,53	4,86	4,64	4,47	4,69	4,47	4,02	4,69	4,02	4,86	4,56	4,56
	9	4,42	4,42	4,25	4,25	4,19	4,53	4,42	4,25	4,19	4,19	4,19	4,53	4,31	4,31
	10	4,81	4,98	4,81	4,81	4,81	4,87	4,81	4,81	4,81	4,81	4,81	4,98	4,83	4,83
	11	4,68	4,63	4,68	4,63	4,57	4,63	4,63	4,46	4,68	4,63	4,46	4,68	4,62	4,62
	12	4,16	4,33	4,16	4,33	4,38	4,38	4,55	4,38	4,38	4,27	4,16	4,55	4,33	4,33
	13	5,22	5,22	5,11	4,94	4,94	5,22	5,11	4,94	4,94	4,94	4,94	5,22	5,06	5,06
	14	4,76	4,87	4,71	4,54	4,76	4,48	4,76	4,6	4,6	4,65	4,48	4,87	4,67	4,67
	15	4,64	4,64	4,64	4,64	4,59	4,59	4,64	4,64	4,64	4,64	4,59	4,64	4,64	4,63

Tabla A.2.2. Diferencia porcentual respecto a la cota inferior para GRASP-1 con parámetro $\alpha=0.0$

Diferencia %		GRASP-1 $\alpha=0.1$										Mejor	Peor	Promedio
Tamaño	Instancia	Réplica												
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10			
m=2 n=20	1	2,45	2,75	2,75	2,75	2,75	2,8	2,19	2,8	2,75	2,8	2,19	2,80	2,68
	2	3,63	3,63	3,63	3,63	3,63	3,63	3,63	3,63	3,63	3,63	3,63	3,63	3,63
	3	2,68	2,73	2,78	2,73	2,68	3,04	3,04	3,04	3,04	3,04	2,68	3,04	2,84
	4	4,31	4,15	4,2	4,15	4,15	4,2	4,31	4,15	4,15	4,2	4,15	4,31	4,20
	5	2,77	2,87	2,67	2,87	2,87	2,87	2,93	2,67	2,87	3,34	2,67	3,34	2,87
	6	3,12	3,12	3,63	3,17	3,63	3,78	3,12	3,63	3,63	3,17	3,12	3,78	3,40
	7	4,02	4,02	4,55	4,55	4,02	4,02	4,29	4,07	4,02	4,6	4,02	4,60	4,22
	8	2,52	2,52	2,52	2,52	2,52	2,52	2,52	2,73	2,52	2,52	2,52	2,73	2,54
	9	1,87	1,87	1,87	1,87	1,87	1,87	1,87	1,87	1,87	1,87	1,87	1,87	1,87
	10	4	4	4	4	4	4	4	4	4	4	4,00	4,00	4,00
	11	2,56	2,56	2,71	2,56	2,56	2,61	2,66	2,11	2,61	2,56	2,11	2,71	2,55
	12	3,75	3,49	3,54	3,75	3,54	3,54	3,54	3,49	3,54	3,49	3,49	3,75	3,57
	13	2,23	2,23	2,23	2,23	2,23	2,44	2,23	2,23	2,23	2,23	2,23	2,44	2,25
	14	4,02	3,8	3,75	3,8	4,02	4,07	4,02	4,02	4,12	4,02	3,75	4,12	3,96
	15	3,73	3,58	3,73	3,73	3,73	3,58	3,73	3,73	3,73	3,73	3,58	3,73	3,70
m=4 n=40	1	3,97	3,86	3,91	3,97	3,86	3,91	4,07	3,91	3,91	3,91	3,86	4,07	3,93
	2	4,11	4,38	4,43	4,11	4,27	4,7	4,54	4,59	4,27	4,32	4,11	4,70	4,37
	3	4,07	4,17	3,85	3,69	3,85	3,69	4,07	4,01	4,07	3,37	3,37	4,17	3,88
	4	4,6	3,73	4,22	4,44	4,33	4,44	4,33	4,11	4,54	4,65	3,73	4,65	4,34
	5	3,79	3,84	3,63	3,74	3,58	3,84	3,9	3,42	3,68	4	3,42	4,00	3,74
	6	4,11	3,68	3,79	3,95	4,06	4,06	3,57	4,33	4,17	3,95	3,57	4,33	3,97
	7	4,3	4,46	4,52	4,08	4,52	4,52	4,3	4,46	4,35	4,14	4,08	4,52	4,37
	8	4,85	4,74	4,96	4,58	4,85	4,96	4,53	4,63	4,9	5,01	4,53	5,01	4,80
	9	4,2	4,2	3,98	4,41	4,31	4,25	4,36	4,04	3,93	4,04	3,93	4,41	4,17
	10	3,44	3,44	3,6	3,49	3,65	3,55	3,49	3,6	3,44	3,71	3,44	3,71	3,54
	11	4,66	4,66	4,71	4,66	4,6	4,44	4,55	4,55	4,5	4,6	4,44	4,71	4,59
	12	4,97	4,81	4,54	5,14	5,4	5,14	4,71	4,81	5,19	4,97	4,54	5,40	4,97
	13	4,76	4,65	4,65	4,86	4,38	4,59	4,65	4,32	4,76	4,59	4,32	4,86	4,62
	14	4,49	4,22	4,49	4,76	4,49	4,33	4,33	4,7	4,6	4,44	4,22	4,76	4,48
	15	4,31	4,31	4,74	4,26	4,15	4,47	4,64	4,47	4,42	4,69	4,15	4,74	4,45
m=6 n=60	1	5,13	4,96	4,74	4,69	4,69	4,91	4,52	4,91	4,58	4,8	4,52	5,13	4,79
	2	5,17	5,28	4,95	5,17	4,95	4,84	5,33	5,06	5,17	5,11	4,84	5,33	5,10
	3	4,77	4,77	4,77	4,61	4,44	4,66	4,55	4,66	4,72	4,88	4,44	4,88	4,68
	4	4,8	4,97	5,13	4,69	4,91	4,8	4,64	5,19	4,8	4,53	4,53	5,19	4,85
	5	4,97	5,47	5,14	5,03	5,19	5,36	5,3	4,97	4,59	5,14	4,59	5,47	5,12
	6	4,68	5,17	4,84	4,73	4,9	5,06	5,01	4,68	4,29	4,84	4,29	5,17	4,82
	7	4,7	4,54	4,92	4,54	4,81	5,03	4,81	4,86	4,97	4,48	4,48	5,03	4,77
	8	4,81	4,59	4,81	4,86	4,81	4,7	4,81	4,86	5,08	4,59	4,59	5,08	4,79
	9	4,6	4,66	5,21	5,1	4,88	5,1	4,93	5,1	5,32	5,32	4,60	5,32	5,02
	10	4,67	4,89	4,29	4,84	4,56	4,89	4,45	5	4,67	4,84	4,29	5,00	4,71
	11	5,45	5,39	5,45	5,34	5,34	5,45	5,61	5,5	5,5	5,45	5,34	5,61	5,45
	12	4,96	5,23	5,28	5,06	5,06	5,23	5,23	4,68	5,23	5,01	4,68	5,28	5,10
	13	4,44	4,61	4,44	4,07	4,44	3,96	4,12	4,34	4,5	4,66	3,96	4,66	4,36
	14	4,87	5,2	5,31	5,42	5,37	5,59	5,31	5,03	5,37	5,37	4,87	5,59	5,28
	15	4,43	4,32	4,59	4,43	4,26	4,37	4,59	4,32	4,32	4,1	4,10	4,59	4,37

Tabla A.2.3. Diferencia porcentual respecto a la cota inferior para GRASP-1 con parámetro $\alpha=0.1$

Diferencia %		GRASP-1 $\alpha=0.1$										Mejor	Peor	Promedio
Tamaño	Instancia	Réplica												
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10			
m=8 n=80	1	4,86	5,31	5,36	5,58	5,31	5,25	5,31	5,2	4,92	5,31	4,86	5,58	5,24
	2	5,17	5,28	4,83	5	5,22	5,28	4,89	4,83	4,89	5,11	4,83	5,28	5,05
	3	4,6	4,94	4,6	4,66	3,99	4,6	4,72	4,66	4,55	4,55	3,99	4,94	4,59
	4	4,84	5,06	5,17	4,9	4,9	4,84	5,01	4,84	4,9	4,73	4,73	5,17	4,92
	5	4,76	4,65	4,98	4,92	4,7	5,03	4,76	4,76	4,92	4,59	4,59	5,03	4,81
	6	4,31	4,47	4,47	4,42	4,36	4,31	4,36	4,53	4,69	4,36	4,31	4,69	4,43
	7	5,07	4,96	5,02	4,69	4,47	4,8	4,74	4,8	4,91	4,74	4,47	5,07	4,82
	8	4,75	5,19	4,69	4,97	4,86	5,03	4,81	4,86	5,14	4,86	4,69	5,19	4,92
	9	5,29	5,51	5,46	5,24	5,51	5,24	5,35	5,35	5,51	5,63	5,24	5,63	5,41
	10	5,07	4,8	4,8	4,8	4,8	4,46	4,41	4,96	4,74	4,96	4,41	5,07	4,78
	11	4,76	4,76	4,54	4,71	5,09	4,59	4,98	4,93	4,87	4,87	4,54	5,09	4,81
	12	5,17	5,17	4,89	5,23	4,95	4,84	4,73	5,23	5,17	4,95	4,73	5,23	5,03
	13	4,35	4,74	4,52	4,57	4,35	4,41	4,29	4,63	4,24	4,52	4,24	4,74	4,46
	14	5,26	4,76	5,04	5,37	5,37	5,1	5,21	5,21	4,76	4,93	4,76	5,37	5,10
	15	4,97	4,86	4,75	4,97	5,03	4,86	5,08	4,53	5,03	5,03	4,53	5,08	4,91
m=10 n=100	1	4,77	4,83	4,83	4,77	4,77	4,6	4,77	4,94	4,71	4,55	4,55	4,94	4,75
	2	4,67	4,28	4,45	4,45	4,61	4,39	4,5	4,39	4,33	4,22	4,22	4,67	4,43
	3	4,88	5,05	4,99	5,21	4,93	5,1	5,05	5,05	5,05	4,82	4,82	5,21	5,01
	4	5,11	5	5,11	4,94	4,88	4,88	4,94	5,05	5,22	5	4,88	5,22	5,01
	5	5,08	4,86	5,14	5,08	4,91	4,52	5,14	5,14	4,91	4,97	4,52	5,14	4,97
	6	4,97	5,3	5,25	5,19	5,08	5,03	5,03	4,92	5,08	5,19	4,92	5,30	5,10
	7	4,98	5,54	5,09	5,42	5,48	5,31	5,37	4,92	5,26	5,31	4,92	5,54	5,27
	8	5,13	4,9	5,07	5,13	5,02	4,57	4,96	5,24	5,24	4,96	4,57	5,24	5,02
	9	4,97	5,03	4,36	5,08	5,08	5,14	4,86	4,92	5,08	5,31	4,36	5,31	4,98
	10	5,25	5,59	5,42	5,42	5,31	5,31	5,2	5,42	5,03	5,25	5,03	5,59	5,32
	11	4,69	4,41	4,3	4,52	4,63	4,74	4,63	4,41	4,46	4,69	4,30	4,74	4,55
	12	4,89	4,72	5,06	4,78	4,84	4,61	4,78	4,67	4,45	4,33	4,33	5,06	4,71
	13	4,89	4,94	5	4,94	4,77	4,72	4,89	5	5	5,16	4,72	5,16	4,93
	14	4,67	4,51	4,56	4,73	4,84	4,78	4,56	4,67	4,73	4,51	4,51	4,84	4,66
	15	4,64	4,7	4,47	4,75	4,53	4,47	4,75	4,75	4,81	4,36	4,36	4,81	4,62
m=12 n=120	1	4,73	4,9	4,9	4,79	4,85	4,96	4,4	4,85	4,85	4,9	4,40	4,96	4,81
	2	5,07	5,12	5,01	4,84	4,79	4,96	5,12	5,12	4,79	4,84	4,79	5,12	4,97
	3	5,06	4,67	4,67	5	5,17	5,17	5,06	4,95	4,78	4,78	4,67	5,17	4,93
	4	4,76	4,48	4,48	4,65	4,43	4,71	4,65	4,54	4,54	4,54	4,43	4,76	4,58
	5	4,38	4,55	4,66	4,66	4,5	4,78	4,61	4,55	4,89	4,27	4,27	4,89	4,59
	6	5,03	4,58	4,97	4,92	5,2	5,14	4,75	5,08	4,86	5,14	4,58	5,20	4,97
	7	4,86	5,25	5,14	5,19	4,75	5,19	5,03	5,19	5,14	5,31	4,75	5,31	5,10
	8	5,03	4,92	4,97	4,86	4,86	4,97	4,58	4,92	4,81	4,86	4,58	5,03	4,88
	9	4,36	4,7	4,53	4,25	4,42	4,42	4,47	4,19	4,7	4,31	4,19	4,70	4,44
	10	4,76	5,09	4,87	4,87	4,76	4,76	4,87	4,87	4,92	4,87	4,76	5,09	4,86
	11	4,68	4,57	4,46	4,79	4,46	4,79	4,51	4,63	4,74	4,51	4,46	4,79	4,61
	12	4,66	4,89	4,83	4,55	4,77	4,77	5	4,77	4,49	4,83	4,49	5,00	4,76
	13	5,22	5,11	5,33	5	4,55	5,33	5,16	5,22	5,22	4,94	4,55	5,33	5,11
	14	4,87	5,38	4,99	4,76	5,27	5,15	4,93	5,38	5,1	5,21	4,76	5,38	5,10
	15	5,09	4,81	5,15	4,81	5,09	4,81	4,92	4,98	4,92	4,81	4,81	5,15	4,94

Tabla A.2.4 Diferencia porcentual respecto a la cota inferior para GRASP-1 con parámetro $\alpha=0.1$

GRASP-2

Diferencia %		GRASP-2 $\alpha=0$										Mejor	Peor	Promedio
Tamaño	Instancia	Réplica												
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10			
m=2 n=20	1	4,54	4,54	4,54	4,54	4,54	4,54	4,54	4,54	4,54	4,54	4,54	4,54	4,54
	2	5,09	5,09	5,09	5,09	5,09	5,09	5,09	5,09	5,09	5,09	5,09	5,09	5,09
	3	3,87	3,87	3,87	3,87	3,87	3,87	3,87	3,87	3,87	3,87	3,87	3,87	3,87
	4	6,07	6,07	6,07	6,07	6,07	6,07	6,07	6,07	6,07	6,07	6,07	6,07	6,07
	5	6,26	6,26	6,26	6,26	6,26	6,26	6,26	6,26	6,26	6,26	6,26	6,26	6,26
	6	5,66	5,66	5,66	5,66	5,66	5,66	5,66	5,66	5,66	5,66	5,66	5,66	5,66
	7	5,13	5,13	5,13	5,13	5,13	5,13	5,13	5,13	5,13	5,13	5,13	5,13	5,13
	8	4,59	4,59	4,59	4,59	4,59	4,59	4,59	4,59	4,59	4,59	4,59	4,59	4,59
	9	2,87	2,87	2,87	2,87	2,87	2,87	2,87	2,87	2,87	2,87	2,87	2,87	2,87
	10	5,29	5,29	5,29	5,29	5,29	5,29	5,29	5,29	5,29	5,29	5,29	5,29	5,29
	11	4,21	4,21	4,21	4,21	4,21	4,21	4,21	4,21	4,21	4,21	4,21	4,21	4,21
	12	5,01	5,01	5,01	5,01	5,01	5,01	5,01	5,01	5,01	5,01	5,01	5,01	5,01
	13	4,75	4,75	4,75	4,75	4,75	4,75	4,75	4,75	4,75	4,75	4,75	4,75	4,75
	14	6,46	6,46	6,46	6,46	6,46	6,46	6,46	6,46	6,46	6,46	6,46	6,46	6,46
	15	5,43	5,43	5,43	5,43	5,43	5,43	5,43	5,43	5,43	5,43	5,43	5,43	5,43
m=4 n=40	1	3,91	3,91	3,91	3,91	3,91	3,91	3,91	3,91	3,91	3,91	3,91	3,91	3,91
	2	6,36	6,36	6,36	6,36	6,36	6,36	6,36	6,36	6,36	6,36	6,36	6,36	6,36
	3	6,75	6,75	6,75	6,75	6,75	6,75	6,75	6,75	6,75	6,75	6,75	6,75	6,75
	4	6,94	6,94	6,94	6,94	6,94	6,94	6,94	6,94	6,94	6,94	6,94	6,94	6,94
	5	5,59	5,59	5,59	5,59	5,59	5,59	5,59	5,59	5,59	5,59	5,59	5,59	5,59
	6	4,81	4,81	4,81	4,81	4,81	4,81	4,81	4,81	4,81	4,81	4,81	4,81	4,81
	7	6,31	6,31	6,31	6,31	6,31	6,31	6,31	6,31	6,31	6,31	6,31	6,31	6,31
	8	6,51	6,51	6,51	6,51	6,51	6,51	6,51	6,51	6,51	6,51	6,51	6,51	6,51
	9	4,74	4,74	4,74	4,74	4,74	4,74	4,74	4,74	4,74	4,74	4,74	4,74	4,74
	10	3,76	3,76	3,76	3,76	3,76	3,76	3,76	3,76	3,76	3,76	3,76	3,76	3,76
	11	4,76	4,76	4,76	4,76	4,76	4,76	4,76	4,76	4,76	4,76	4,76	4,76	4,76
	12	7,18	7,18	7,18	7,18	7,18	7,18	7,18	7,18	7,18	7,18	7,18	7,18	7,18
	13	6,38	6,38	6,38	6,38	6,38	6,38	6,38	6,38	6,38	6,38	6,38	6,38	6,38
	14	6,09	6,09	6,09	6,09	6,09	6,09	6,09	6,09	6,09	6,09	6,09	6,09	6,09
	15	6,14	6,14	6,14	6,14	6,14	6,14	6,14	6,14	6,14	6,14	6,14	6,14	6,14
m=6 n=60	1	7,1	7,1	7,1	7,1	7,1	7,1	7,1	7,1	7,1	7,1	7,10	7,10	7,10
	2	5,71	5,71	5,71	5,71	5,71	5,71	5,71	5,71	5,71	5,71	5,71	5,71	5,71
	3	5,54	5,54	5,54	5,54	5,54	5,54	5,54	5,54	5,54	5,54	5,54	5,54	5,54
	4	6,12	6,12	6,12	6,12	6,12	6,12	6,12	6,12	6,12	6,12	6,12	6,12	6,12
	5	7,18	7,18	7,18	7,18	7,18	7,18	7,18	7,18	7,18	7,18	7,18	7,18	7,18
	6	5,78	5,78	5,78	5,78	5,78	5,78	5,78	5,78	5,78	5,78	5,78	5,78	5,78
	7	6,78	6,78	6,78	6,78	6,78	6,78	6,78	6,78	6,78	6,78	6,78	6,78	6,78
	8	5,69	5,69	5,69	5,69	5,69	5,69	5,69	5,69	5,69	5,69	5,69	5,69	5,69
	9	5,76	5,76	5,76	5,76	5,76	5,76	5,76	5,76	5,76	5,76	5,76	5,76	5,76
	10	5,6	5,6	5,6	5,6	5,6	5,6	5,6	5,6	5,6	5,6	5,60	5,60	5,60
	11	7,21	7,21	7,21	7,21	7,21	7,21	7,21	7,21	7,21	7,21	7,21	7,21	7,21
	12	6,1	6,1	6,1	6,1	6,1	6,1	6,1	6,1	6,1	6,1	6,10	6,10	6,10
	13	5,15	5,15	5,15	5,15	5,15	5,15	5,15	5,15	5,15	5,15	5,15	5,15	5,15
	14	6,97	6,97	6,97	6,97	6,97	6,97	6,97	6,97	6,97	6,97	6,97	6,97	6,97
	15	4,48	4,48	4,48	4,48	4,48	4,48	4,48	4,48	4,48	4,48	4,48	4,48	4,48

Tabla A.2.5. Diferencia porcentual respecto a la cota inferior para GRASP-2 con parámetro $\alpha=0.0$

Diferencia %		GRASP-2 $\alpha=0$										Mejor	Peor	Promedio	
Tamaño	Instancia	Réplica													
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10				
m=8 n=80	1	5,8	5,8	5,8	5,8	5,8	5,8	5,8	5,8	5,8	5,8	5,80	5,80	5,80	
	2	6,44	6,44	6,44	6,44	6,44	6,44	6,44	6,44	6,44	6,44	6,44	6,44	6,44	6,44
	3	4,94	4,94	4,94	5,16	4,94	4,94	4,94	4,94	4,94	4,94	4,94	4,94	5,16	4,96
	4	5,23	5,23	5,45	5,45	5,23	5,23	5,45	5,45	5,45	5,45	5,23	5,45	5,45	5,36
	5	5,64	5,64	5,64	5,64	5,64	5,64	5,64	5,64	5,64	5,64	5,64	5,64	5,64	5,64
	6	4,86	4,86	4,86	4,86	4,86	4,86	4,86	4,86	4,86	4,86	4,86	4,86	4,86	4,86
	7	5,02	5,19	5,02	5,02	5,24	5,02	5,35	5,02	5,02	5,02	5,02	5,02	5,35	5,09
	8	6,14	6,14	6,14	6,14	6,14	6,14	6,14	6,14	6,14	6,14	6,14	6,14	6,14	6,14
	9	6,18	6,18	6,18	6,18	6,18	6,18	6,18	6,18	6,18	6,18	6,18	6,18	6,18	6,18
	10	4,74	5,24	4,52	4,96	5,3	5,24	4,52	5,35	4,52	4,52	4,52	4,52	5,35	4,89
	11	5,2	5,09	4,76	5,2	4,93	4,93	4,93	4,93	4,76	4,76	4,76	4,76	5,20	4,95
	12	5,5	5,12	5,12	5,12	5,17	5,12	5,12	5,12	5,12	5,12	5,12	5,12	5,50	5,16
	13	6,13	6,13	6,13	6,13	6,13	6,13	6,13	6,13	6,13	6,13	6,13	6,13	6,13	6,13
	14	6,15	6,15	6,15	6,15	6,15	6,15	6,15	6,15	6,15	6,15	6,15	6,15	6,15	6,15
	15	5,36	5,36	5,36	5,36	5,36	5,36	5,36	5,36	5,36	5,36	5,36	5,36	5,36	5,36
m=10 n=100	1	4,94	4,94	4,94	4,94	4,94	4,94	4,94	4,94	4,94	4,94	4,94	4,94	4,94	
	2	4,56	4,67	4,56	4,39	4,5	4,56	4,67	4,5	4,56	4,61	4,39	4,67	4,56	
	3	4,93	5,16	4,88	5,21	5,16	5,16	4,88	5,05	5,16	5,16	4,88	5,21	5,07	
	4	5,16	5,16	5,33	5,16	5,16	5,33	5,33	5,33	5,16	5,33	5,16	5,33	5,25	
	5	5,03	5,08	5,03	5,03	5,03	5,03	5,03	5,03	5,03	5,03	5,03	5,08	5,03	
	6	5,42	5,53	5,36	5,19	5,36	5,58	5,19	5,47	5,19	5,36	5,19	5,58	5,37	
	7	5,82	5,54	5,93	5,82	5,98	5,98	5,48	6,04	5,87	5,98	5,48	6,04	5,84	
	8	5,41	5,41	5,13	5,24	5,41	5,41	5,13	5,24	5,24	5,13	5,13	5,41	5,27	
	9	5,64	5,64	5,48	5,48	5,48	5,48	5,31	5,48	5,64	5,48	5,31	5,64	5,51	
	10	5,64	5,64	5,64	5,64	5,64	5,64	5,64	5,64	5,64	5,64	5,64	5,64	5,64	
	11	4,85	4,85	4,85	4,85	4,85	4,85	5,02	4,85	4,85	4,85	4,85	5,02	4,87	
	12	4,89	4,67	4,39	4,39	4,67	4,67	4,39	4,39	4,72	4,84	4,39	4,89	4,60	
	13	5,5	5,66	5,5	5,72	5,5	5,55	5,5	5,5	5,5	5,5	5,50	5,72	5,54	
	14	5,01	5,01	5,01	4,95	5,01	5,01	5,01	5,01	5,01	5,01	4,95	5,01	5,00	
	15	5,2	5,2	5,2	5,2	5,2	5,2	5,2	5,2	5,2	5,2	5,20	5,20	5,20	
m=12 n=120	1	4,9	4,9	4,51	4,73	4,9	4,9	4,62	4,79	4,85	4,9	4,51	4,90	4,80	
	2	5,52	5,52	5,46	5,46	5,63	5,52	5,52	5,46	5,46	5,46	5,46	5,63	5,50	
	3	5,51	5,51	5,51	5,79	5,79	5,68	5,62	5,68	5,73	5,51	5,51	5,79	5,63	
	4	4,71	4,76	4,54	4,48	4,48	4,54	4,82	4,15	4,71	4,26	4,15	4,82	4,54	
	5	4,55	4,78	4,66	4,55	4,61	4,61	4,72	5,17	5,05	4,55	4,55	5,17	4,72	
	6	5,31	5,25	5,25	5,25	5,2	4,75	5,2	5,25	5,31	5,36	4,75	5,36	5,21	
	7	5,47	5,53	5,47	5,59	5,53	5,53	5,59	5,42	5,47	5,47	5,42	5,59	5,51	
	8	4,92	5,14	4,86	5,14	5,31	4,97	5,03	4,75	4,97	4,92	4,75	5,31	5,00	
	9	5,2	5,09	5,43	4,64	4,42	4,75	4,75	4,75	4,92	4,42	4,42	5,43	4,84	
	10	5,2	5,2	5,37	5,43	5,2	5,2	5,43	5,31	5,37	5,31	5,20	5,43	5,30	
	11	4,85	5,02	4,85	4,85	4,96	5,02	4,96	4,85	5,02	5,02	4,85	5,02	4,94	
	12	4,89	4,77	4,83	4,66	4,72	4,55	4,72	4,83	4,72	4,66	4,55	4,89	4,74	
	13	5,61	5,61	5,61	5,89	5,89	5,78	5,73	5,78	5,84	5,61	5,61	5,89	5,74	
	14	5,27	5,32	4,87	5,38	5,1	5,1	5,1	5,27	5,32	5,27	4,87	5,38	5,20	
	15	5,15	5,15	5,2	5,2	5,2	5,26	5,2	5,2	5,2	5,2	5,15	5,26	5,20	

Tabla A.2.6. Diferencia porcentual respecto a la cota inferior para GRASP-2 con parámetro $\alpha=0.0$

Diferencia %		GRASP-2 $\alpha=0.1$										Mejor	Peor	Promedio	
Tamaño	Instancia	Réplica													
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10				
m=2 n=20	1	3,01	3,01	3,01	3,01	3,01	3,01	3,01	3,01	3,01	3,01	3,01	3,01	3,01	3,01
	2	4,19	4,19	4,19	4,19	4,19	4,19	4,19	4,19	4,19	4,19	4,19	4,19	4,19	4,19
	3	3,3	3,46	3,56	3,35	3,46	3,3	3,46	3,3	3,46	3,3	3,46	3,30	3,56	3,41
	4	4,36	4,36	4,36	4,36	5,03	4,36	4,36	4,36	4,36	4,36	4,36	4,36	5,03	4,43
	5	3,64	3,85	3,64	4,16	3,85	3,64	3,85	3,85	3,85	3,64	3,85	3,64	4,16	3,80
	6	4,09	4,09	4,09	4,09	4,09	4,09	4,09	4,09	4,09	4,09	4,09	4,09	4,09	4,09
	7	4,92	4,92	5,08	5,13	4,97	4,92	4,92	4,97	4,92	4,92	4,97	4,92	5,13	4,97
	8	2,47	2,98	2,98	2,47	2,47	2,98	2,98	2,47	2,47	2,98	2,47	2,47	2,98	2,73
	9	2,77	2,77	2,77	2,77	2,77	2,77	2,77	2,77	2,77	2,77	2,77	2,77	2,77	2,77
	10	4,36	4,36	4,36	4,36	4,36	4,36	4,36	4,36	4,36	4,41	4,36	4,36	4,41	4,37
	11	2,56	2,56	2,56	3,01	2,56	3,06	2,56	2,56	2,56	2,56	2,56	2,56	3,06	2,65
	12	3,75	3,75	3,75	3,75	4,01	3,75	3,75	4,01	3,75	3,91	3,75	3,75	4,01	3,82
	13	3,55	3,18	3,55	3,18	3,55	3,6	3,55	3,55	3,55	3,55	3,55	3,18	3,60	3,48
	14	4,39	4,39	4,5	4,39	4,39	4,39	4,39	4,5	4,39	4,5	4,5	4,39	4,50	4,43
	15	4,35	4,35	4,35	4,35	4,35	4,35	4,35	4,35	4,35	4,35	4,35	4,35	4,35	4,35
m=4 n=40	1	3,59	3,91	4,07	3,8	4,35	3,8	3,97	3,8	4,02	3,91	3,59	4,35	3,92	
	2	4,8	4,8	4,64	4,16	4,96	4,91	5,23	5,13	4,54	4,7	4,16	5,23	4,79	
	3	4,55	4,33	4,33	4,44	4,76	4,55	4,33	4,39	4,49	4,55	4,33	4,76	4,47	
	4	4,82	4,76	4,93	4,65	4,98	4,98	4,93	4,71	4,82	4,71	4,65	4,98	4,83	
	5	3,95	4,21	4,27	4,06	4,16	3,95	4,27	4,06	3,84	4,21	3,84	4,27	4,10	
	6	4,11	4,28	4,01	4,17	4,06	3,68	4,28	4,38	4,17	4,44	3,68	4,44	4,16	
	7	4,41	4,9	4,52	4,84	4,63	4,73	4,68	4,84	5,01	4,52	4,41	5,01	4,71	
	8	5,55	5,28	5,44	5,55	4,9	5,49	5,49	5,65	5,44	5,28	4,90	5,65	5,41	
	9	4,52	4,47	4,25	4,47	3,98	4,52	4,52	4,14	4,79	4,52	3,98	4,79	4,42	
	10	3,65	3,65	3,44	3,65	3,55	3,44	3,65	3,55	3,65	3,65	3,44	3,65	3,59	
	11	4,44	4,98	5,09	5,03	4,82	5,09	4,71	4,66	4,71	4,82	4,44	5,09	4,83	
	12	5,19	4,97	5,73	5,78	5,35	6	5,83	5,24	5,51	5,62	4,97	6,00	5,52	
	13	5,41	5,41	4,86	5,46	5,35	5,14	5,14	4,86	5,24	5,35	4,86	5,46	5,22	
	14	4,7	4,86	4,7	4,33	4,81	4,65	4,76	4,86	4,97	4,86	4,33	4,97	4,75	
	15	4,74	5,28	5,23	5,28	4,74	5,28	5,28	5,01	5,28	5,28	4,74	5,28	5,14	
m=6 n=60	1	5,13	5,46	5,46	4,96	5,4	5,29	5,13	5,46	5,46	5,46	4,96	5,46	5,32	
	2	5,44	5,77	5,22	5,55	5,93	5,77	5,82	5,82	5,39	5,61	5,22	5,93	5,63	
	3	4,77	4,66	4,99	5,21	4,61	5,26	4,94	5,26	5,21	4,94	4,61	5,26	4,99	
	4	5,19	5,35	5,62	5,3	5,79	5,41	5,24	5,46	5,79	5,62	5,19	5,79	5,48	
	5	6,08	5,97	5,42	5,58	5,47	5,53	5,91	5,91	5,58	4,97	4,97	6,08	5,64	
	6	4,57	4,9	5,12	4,9	4,9	5,01	4,95	5,12	4,62	5,23	4,57	5,23	4,93	
	7	5,36	5,52	4,92	5,08	5,41	5,3	5,3	5,36	5,14	5,52	4,92	5,52	5,29	
	8	5,14	5,19	5,03	4,97	5,25	5,03	4,86	4,81	5,19	5,14	4,81	5,25	5,06	
	9	5,54	5,43	5,32	5,59	5,65	5,54	5,65	5,59	5,65	5,32	5,32	5,65	5,53	
	10	5,05	5,05	5,33	5,71	4,95	5,33	5,27	5,49	5,55	5,33	4,95	5,71	5,31	
	11	6,38	6,16	6,16	6,05	6,27	6,27	5,72	5,94	5,39	6	5,39	6,38	6,04	
	12	5,17	5,23	5,61	5,44	5,72	5,55	5,93	5,39	5,55	5,5	5,17	5,93	5,51	
	13	4,77	4,61	4,93	4,82	4,93	4,44	5,09	4,72	4,82	4,72	4,44	5,09	4,79	
	14	5,64	5,48	5,64	5,81	5,97	5,64	5,81	5,97	6,03	5,64	5,48	6,03	5,76	
	15	4,7	4,65	4,92	4,81	4,7	5,09	4,98	4,98	4,81	4,76	4,65	5,09	4,84	

Tabla A.2.7. Diferencia porcentual respecto a la cota inferior para GRASP-2 con parámetro $\alpha=0.1$

Diferencia %		GRASP-2 $\alpha=0.1$										Mejor	Peor	Promedio
Tamaño	Instancia	Réplica												
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10			
m=8 n=80	1	5,91	5,75	5,97	5,47	5,8	5,97	5,69	5,42	5,75	5,97	5,42	5,97	5,77
	2	5,28	5,44	5,5	5,39	5,5	5,72	5,44	5,67	5,33	5,78	5,28	5,78	5,50
	3	5,05	4,72	5,05	5,27	5,44	5,16	5,33	5,22	5,16	4,38	4,38	5,44	5,08
	4	5,56	5,28	5,5	5,45	5,12	5,56	5,45	5,5	5,62	5,5	5,12	5,62	5,46
	5	5,26	5,48	5,26	5,03	5,37	5,26	5,59	5,42	5,42	5,64	5,03	5,64	5,37
	6	4,92	4,69	4,31	4,86	5,08	4,58	4,86	4,47	4,86	4,81	4,31	5,08	4,74
	7	5,3	5,57	5,3	5,13	5,41	5,35	5,63	5,35	4,8	5,24	4,80	5,63	5,31
	8	5,58	5,42	5,36	5,53	5,42	5,36	5,75	5,69	5,64	5,69	5,36	5,75	5,54
	9	6,07	5,79	5,79	5,74	5,96	5,96	5,85	6,01	5,85	5,9	5,74	6,07	5,89
	10	5,02	5,07	4,74	5,3	5,41	5,35	5,41	5,52	5,46	5,3	4,74	5,52	5,26
	11	5,48	5,09	5,26	5,26	4,76	5,65	4,93	5,15	5,65	5,37	4,76	5,65	5,26
	12	5,12	5,23	5,28	5,56	5,45	5,73	5,45	5,84	5,73	5,34	5,12	5,84	5,47
	13	4,52	5,24	4,79	5,18	5,35	4,85	4,85	5,24	4,96	4,91	4,52	5,35	4,99
	14	5,71	5,76	5,65	5,87	5,65	5,82	5,76	5,65	5,82	5,82	5,65	5,87	5,75
	15	4,97	5,53	5,14	5,53	5,14	5,25	5,47	5,03	5,53	5,53	4,97	5,53	5,31
m=10 n=100	1	5,44	5,33	5,44	5,27	5,1	5,5	5,05	5,27	5,33	5,22	5,05	5,50	5,29
	2	4,95	4,89	5	4,61	4,84	5,06	5,28	4,95	5,28	4,89	4,61	5,28	4,98
	3	5,32	5,49	5,44	5,6	5,21	5,32	5,83	5,49	5,55	5,6	5,21	5,83	5,49
	4	5,67	5,27	5	5,55	5,5	5,33	5,55	5,5	5,16	5,61	5,00	5,67	5,41
	5	5,36	5,7	5,75	5,64	5,3	5,7	5,7	5,58	5,3	5,3	5,30	5,75	5,53
	6	5,75	5,53	5,69	5,25	5,08	5,64	5,69	5,58	5,53	5,69	5,08	5,75	5,54
	7	5,87	6,04	5,59	5,7	5,87	5,98	5,42	5,87	5,87	5,87	5,42	6,04	5,81
	8	5,63	5,69	5,35	5,35	5,8	5,46	5,35	5,57	5,52	5,74	5,35	5,80	5,55
	9	5,42	5,7	5,42	5,42	5,87	5,87	5,53	5,87	5,76	5,48	5,42	5,87	5,63
	10	5,87	6,15	6,09	6,09	5,31	5,92	5,87	6,26	5,98	5,92	5,31	6,26	5,95
	11	4,57	5,08	5,13	5,35	4,91	4,96	4,69	4,69	4,8	5,02	4,57	5,35	4,92
	12	5	5,51	5,45	5,4	5,06	5,4	5,51	5,45	5,28	5,34	5,00	5,51	5,34
	13	5,61	5,61	5,39	5	5,61	5,72	5,44	5,39	5,61	5,27	5,00	5,72	5,46
	14	5,18	5,06	5,06	5,18	5,18	5,12	5,29	4,67	5,12	5,18	4,67	5,29	5,10
	15	5,25	5,31	5,42	5,48	5,03	5,31	4,86	5,53	5,42	5,2	4,86	5,53	5,28
m=12 n=120	1	4,9	5,41	5,13	5,01	5,18	5,35	5,24	5,52	5,46	5,24	4,90	5,52	5,24
	2	5,68	5,85	5,46	5,57	5,52	5,79	4,9	5,29	5,85	5,46	4,90	5,85	5,54
	3	5,51	5,4	5,23	5,34	5,4	5,62	5,79	5,4	5,73	5,23	5,23	5,79	5,46
	4	5,27	5,04	5,1	4,93	5,27	4,87	5,27	5,27	4,76	5,16	4,76	5,27	5,09
	5	5,28	5,05	5,17	4,78	4,83	5,05	5,05	5,05	5,11	5,33	4,78	5,33	5,07
	6	5,36	6,04	5,92	5,48	5,59	5,48	5,64	5,7	5,31	5,59	5,31	6,04	5,61
	7	5,64	5,81	5,75	5,59	5,59	5,81	5,81	5,7	5,87	5,87	5,59	5,87	5,74
	8	5,37	5,09	5,25	5,48	5,76	5,09	5,48	5,37	5,37	5,25	5,09	5,76	5,35
	9	4,7	4,53	4,81	5,03	4,75	4,81	4,92	4,53	5,03	5,2	4,53	5,20	4,83
	10	5,26	5,26	5,43	5,26	5,43	5,54	5,65	5,54	5,37	5,54	5,26	5,65	5,43
	11	5,41	5,07	5,47	5,07	5,52	5,35	5,19	5,24	4,91	4,91	4,91	5,52	5,21
	12	5,22	5,17	5,22	4,72	5,05	5,11	5	5,28	5,17	5,39	4,72	5,39	5,13
	13	5,78	5,39	5,56	5,5	5,95	5,78	5,67	5,67	5,44	5,78	5,39	5,95	5,65
	14	5,94	5,82	5,55	5,55	5,88	5,82	5,32	5,94	5,88	5,6	5,32	5,94	5,73
	15	5,43	5,48	5,48	5,48	4,98	5,54	5,26	5,37	5,26	5,65	4,98	5,65	5,39

Tabla A.2.8. Diferencia porcentual respecto a la cota inferior para GRASP-2 con parámetro $\alpha=0.1$

GRASP-3

Diferencia %		GRASP-3 $\alpha=0$										Mejor	Peor	Promedio
Tamaño	Instancia	Réplica												
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10			
m=2 n=20	1	4,84	4,84	4,84	4,84	4,84	4,84	4,84	4,84	4,84	4,84	4,84	4,84	4,84
	2	7,55	7,55	7,55	7,55	7,55	7,55	7,55	7,55	7,55	7,55	7,55	7,55	7,55
	3	4,81	4,81	4,81	4,81	4,81	4,81	4,81	4,81	4,81	4,81	4,81	4,81	4,81
	4	7,37	7,37	7,37	7,37	7,37	7,37	7,37	7,37	7,37	7,37	7,37	7,37	7,37
	5	8,62	8,62	8,62	8,62	8,62	8,62	8,62	8,62	8,62	8,62	8,62	8,62	8,62
	6	6,72	6,72	6,72	6,72	6,72	6,72	6,72	6,72	6,72	6,72	6,72	6,72	6,72
	7	5,56	5,56	5,56	5,56	5,56	5,56	5,56	5,56	5,56	5,56	5,56	5,56	5,56
	8	5,84	5,84	5,84	5,84	5,84	5,84	5,84	5,84	5,84	5,84	5,84	5,84	5,84
	9	4,51	4,51	4,51	4,51	4,51	4,51	4,51	4,51	4,51	4,51	4,51	4,51	4,51
	10	7,35	7,35	7,35	7,35	7,35	7,35	7,35	7,35	7,35	7,35	7,35	7,35	7,35
	11	5,47	5,47	5,47	5,47	5,47	5,47	5,47	5,47	5,47	5,47	5,47	5,47	5,47
	12	5,33	5,33	5,33	5,33	5,33	5,33	5,33	5,33	5,33	5,33	5,33	5,33	5,33
	13	7,28	7,28	7,28	7,28	7,28	7,28	7,28	7,28	7,28	7,28	7,28	7,28	7,28
	14	7,95	7,95	7,95	7,95	7,95	7,95	7,95	7,95	7,95	7,95	7,95	7,95	7,95
	15	6,87	6,87	6,87	6,87	6,87	6,87	6,87	6,87	6,87	6,87	6,87	6,87	6,87
m=4 n=40	1	4,4	4,4	4,4	4,4	4,4	4,4	4,4	4,4	4,4	4,4	4,40	4,40	4,40
	2	8,76	8,76	8,76	8,76	8,76	8,76	8,76	8,76	8,76	8,76	8,76	8,76	8,76
	3	8,41	8,41	8,41	8,41	8,41	8,41	8,41	8,41	8,41	8,41	8,41	8,41	8,41
	4	6,94	6,94	6,94	6,94	6,94	6,94	6,94	6,94	6,94	6,94	6,94	6,94	6,94
	5	5,96	5,96	5,96	5,96	5,96	5,96	5,96	5,96	5,96	5,96	5,96	5,96	5,96
	6	5,52	5,52	5,52	5,52	5,52	5,52	5,52	5,52	5,52	5,52	5,52	5,52	5,52
	7	7,01	7,01	7,01	7,01	7,01	7,01	7,01	7,01	7,01	7,01	7,01	7,01	7,01
	8	7,69	7,69	7,69	7,69	7,69	7,69	7,69	7,69	7,69	7,69	7,69	7,69	7,69
	9	7,05	7,05	7,05	7,05	7,05	7,05	7,05	7,05	7,05	7,05	7,05	7,05	7,05
	10	4,73	4,73	4,73	4,73	4,73	4,73	4,73	4,73	4,73	4,73	4,73	4,73	4,73
	11	5,78	5,78	5,78	5,78	5,78	5,78	5,78	5,78	5,78	5,78	5,78	5,78	5,78
	12	8,25	8,25	8,25	8,25	8,25	8,25	8,25	8,25	8,25	8,25	8,25	8,25	8,25
	13	7,24	7,24	7,24	7,24	7,24	7,24	7,24	7,24	7,24	7,24	7,24	7,24	7,24
	14	7,11	7,11	7,11	7,11	7,11	7,11	7,11	7,11	7,11	7,11	7,11	7,11	7,11
	15	8,61	8,61	8,61	8,61	8,61	8,61	8,61	8,61	8,61	8,61	8,61	8,61	8,61
m=6 n=60	1	7,81	7,81	7,81	7,81	7,81	7,81	7,81	7,81	7,81	7,81	7,81	7,81	7,81
	2	6,65	6,65	6,65	6,65	6,65	6,65	6,65	6,65	6,65	6,65	6,65	6,65	6,65
	3	6,96	6,96	6,96	6,96	6,96	6,96	6,96	6,96	6,96	6,96	6,96	6,96	6,96
	4	8,14	8,14	8,14	8,14	8,14	8,14	8,14	8,14	8,14	8,14	8,14	8,14	8,14
	5	7,9	7,9	7,9	7,9	7,9	7,9	7,9	7,9	7,9	7,9	7,90	7,90	7,90
	6	7,43	7,43	7,43	7,43	7,43	7,43	7,43	7,43	7,43	7,43	7,43	7,43	7,43
	7	8,52	8,52	8,52	8,52	8,52	8,52	8,52	8,52	8,52	8,52	8,52	8,52	8,52
	8	6,23	6,23	6,23	6,23	6,23	6,23	6,23	6,23	6,23	6,23	6,23	6,23	6,23
	9	6,37	6,37	6,37	6,37	6,37	6,37	6,37	6,37	6,37	6,37	6,37	6,37	6,37
	10	8,85	8,85	8,85	8,85	8,85	8,85	8,85	8,85	8,85	8,85	8,85	8,85	8,85
	11	6,99	7,04	6,99	7,04	7,04	7,04	6,99	6,99	7,1	6,99	6,99	7,10	7,02
	12	6,86	6,86	6,86	6,86	7,08	6,86	6,86	6,86	6,86	6,86	6,86	7,08	6,88
	13	6,12	6,12	6,12	6,12	6,12	6,12	6,12	6,12	6,12	6,12	6,12	6,12	6,12
	14	7,19	7,19	7,19	7,19	7,19	7,19	7,19	7,19	7,19	7,19	7,19	7,19	7,19
	15	6,08	6,08	6,08	6,08	6,08	6,08	6,08	6,08	6,08	6,08	6,08	6,08	6,08

Tabla A.2.9. Diferencia porcentual respecto a la cota inferior para GRASP-3 con parámetro $\alpha=0.0$

Diferencia %		GRASP-3 $\alpha=0$										Mejor	Peor	Promedio	
Tamaño	Instancia	Réplica													
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10				
m=8 n=80	1	6,14	6,14	6,14	6,14	6,14	6,14	6,14	6,14	6,14	6,14	6,14	6,14	6,14	6,14
	2	8,49	8,49	8,49	8,49	8,49	8,49	8,49	8,49	8,49	8,49	8,49	8,49	8,49	8,49
	3	5,55	5,55	5,55	5,72	5,72	5,44	5,72	5,55	5,22	5,72	5,22	5,72	5,22	5,57
	4	5,62	5,62	5,62	5,62	5,62	5,62	5,62	5,62	5,62	5,62	5,62	5,62	5,62	5,62
	5	7,08	7,08	7,08	7,08	7,08	7,08	7,08	7,08	7,08	7,08	7,08	7,08	7,08	7,08
	6	5,19	5,19	5,19	5,19	5,19	5,19	5,19	5,19	5,19	5,19	5,19	5,19	5,19	5,19
	7	5,52	5,85	5,52	5,57	5,85	5,85	5,85	5,85	5,74	5,52	5,85	5,52	5,85	5,71
	8	8,19	8,19	8,19	8,19	8,19	8,19	8,19	8,19	8,19	8,19	8,19	8,19	8,19	8,19
	9	6,85	6,85	6,85	6,85	6,85	6,85	6,85	6,85	6,85	6,85	6,85	6,85	6,85	6,85
	10	5,57	5,46	5,46	5,63	5,57	5,57	5,46	5,52	5,57	5,57	5,46	5,63	5,57	5,54
	11	5,76	5,76	5,76	5,82	5,76	5,76	5,82	5,76	5,82	5,76	5,82	5,76	5,82	5,78
	12	6,06	6,06	6,06	6,06	6,06	6,06	6,06	6,06	6,39	6,17	6,17	6,06	6,39	6,11
	13	7,85	7,85	7,85	7,85	7,85	7,85	7,85	7,85	7,85	7,85	7,85	7,85	7,85	7,85
	14	7,09	7,09	7,09	7,09	7,09	7,09	7,09	7,09	7,09	7,09	7,09	7,09	7,09	7,09
	15	5,97	5,97	5,97	5,97	5,97	5,97	5,97	5,97	5,97	5,97	5,97	5,97	5,97	5,97
m=10 n=100	1	5,44	5,44	5,44	5,44	5,44	5,44	5,44	5,44	5,44	5,44	5,44	5,44	5,44	5,44
	2	4,89	5,17	4,89	4,89	4,89	4,89	4,89	4,89	4,56	4,89	4,56	4,56	5,17	4,85
	3	5,38	5,21	5,21	5,21	5,55	5,55	5,38	5,21	5,21	5,21	5,21	5,21	5,55	5,31
	4	6,11	6,11	6,11	6,11	6,11	6,11	6,11	6,11	6,11	6,11	6,11	6,11	6,11	6,11
	5	5,47	5,47	5,47	5,47	5,47	5,47	5,47	5,47	5,47	5,47	5,47	5,47	5,47	5,47
	6	5,64	5,8	5,8	5,64	5,64	5,8	5,92	5,47	5,92	5,92	5,92	5,47	5,92	5,75
	7	6,32	6,32	6,71	6,37	6,82	6,32	6,65	6,32	6,32	6,71	6,32	6,32	6,71	6,49
	8	5,41	5,91	5,41	5,91	5,91	6,25	5,41	5,91	5,91	5,91	5,41	6,25	5,91	5,79
	9	5,98	5,98	5,98	5,98	5,98	5,98	5,98	5,98	5,98	5,92	5,98	5,92	5,98	5,97
	10	6,76	6,76	6,76	6,76	6,76	6,76	6,76	6,76	6,76	6,76	6,76	6,76	6,76	6,76
	11	5,47	5,13	5,13	5,13	5,13	5,13	5,47	5,13	5,13	5,13	5,13	5,13	5,47	5,20
	12	4,61	5,4	4,61	5,4	4,61	4,61	5,34	4,61	5,12	5,4	4,61	5,40	4,61	4,97
	13	6,11	6,44	6,11	6,11	6,11	6,11	6,22	6,11	6,44	6,44	6,11	6,44	6,44	6,22
	14	5,18	5,45	5,45	5,45	5,45	5,18	5,45	5,4	5,45	5,45	5,18	5,45	5,45	5,39
	15	6,09	6,09	6,09	6,09	6,09	6,09	6,09	6,09	6,09	6,09	6,09	6,09	6,09	6,09
m=12 n=120	1	5,29	5,63	5,29	5,29	5,01	5,18	5,01	4,9	5,18	5,18	4,90	5,63	5,20	
	2	6,41	6,35	6,58	6,35	6,41	6,13	6,24	6,35	6,24	6,41	6,13	6,58	6,35	
	3	5,51	5,51	6,01	5,9	5,51	5,51	5,51	6,01	5,9	5,9	5,51	6,01	5,73	
	4	5,04	4,87	5,04	5,04	4,82	4,93	4,71	4,71	4,87	4,93	4,71	5,04	4,90	
	5	5,11	5	4,72	5,45	5,28	5,17	5,17	5,33	5,28	4,72	4,72	5,45	5,12	
	6	5,76	5,76	5,76	5,7	5,7	5,76	5,31	5,76	5,76	5,76	5,31	5,76	5,70	
	7	6,09	6,48	5,59	6,09	6,09	6,09	6,48	6,37	6,48	5,59	5,59	6,48	6,13	
	8	5,25	5,37	5,53	5,09	5,53	5,65	5,31	5,59	5,42	4,64	4,64	5,65	5,34	
	9	5,31	5,76	5,71	5,54	5,59	5,54	5,31	5,31	5,71	5,54	5,31	5,76	5,53	
	10	5,54	5,65	5,65	5,54	5,65	5,65	5,65	5,54	5,65	5,76	5,54	5,76	5,63	
	11	5,52	4,91	5,52	4,91	5,69	5,52	5,69	5,58	5,13	5,52	4,91	5,69	5,40	
	12	4,83	4,94	5,34	5,17	4,94	4,94	4,89	5,05	5	4,83	4,83	5,34	4,99	
	13	6,18	6,23	5,95	6,18	6,23	5,84	5,95	6,23	6,18	6,23	5,84	6,23	6,12	
	14	5,43	5,27	5,88	5,1	5,43	5,43	5,43	5,38	5,27	5,6	5,10	5,88	5,42	
	15	5,59	5,93	5,59	5,59	5,99	5,59	5,93	5,59	5,93	5,93	5,59	5,99	5,77	

Tabla A.2.10. Diferencia porcentual respecto a la cota inferior para GRASP-3 con parámetro $\alpha=0.0$

Diferencia %		GRASP-3 $\alpha=0.1$										Mejor	Peor	Promedio	
Tamaño	Instancia	Réplica													
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10				
m=2 n=20	1	4,08	4,08	4,08	4,08	4,08	4,08	4,08	4,08	4,08	4,08	4,08	4,08	4,08	4,08
	2	4,79	4,79	4,79	4,79	4,79	4,79	4,79	4,79	4,79	4,79	4,79	4,79	4,79	4,79
	3	3,56	4,08	3,56	3,56	3,98	3,56	3,56	3,56	3,56	3,56	3,56	3,56	4,08	3,65
	4	5,4	5,4	5,71	5,71	5,71	5,86	5,71	5,71	5,4	5,66	5,40	5,86	5,63	5,63
	5	4,16	4,16	4,16	4,16	4,16	4,16	4,16	4,16	4,16	4,16	4,16	4,16	4,16	4,16
	6	5,15	5,05	5,05	5,05	5,05	5,05	5,05	5,05	5,1	5,05	5,05	5,05	5,15	5,06
	7	5,56	5,19	5,56	5,56	5,56	5,19	5,56	5,56	5,56	5,56	5,19	5,56	5,56	5,48
	8	3,14	3,56	3,56	3,56	3,14	3,5	3,56	3,56	3,56	3,56	3,14	3,56	3,56	3,47
	9	2,77	2,77	2,77	2,77	2,77	2,77	2,77	2,77	2,77	2,77	2,77	2,77	2,77	2,77
	10	4,52	4,52	4,52	4,52	4,52	4,52	4,52	4,52	4,52	4,52	4,52	4,52	4,52	4,52
	11	5,47	5,47	5,47	5,47	5,47	5,47	5,47	5,47	5,47	5,47	5,47	5,47	5,47	5,47
	12	4,01	4,01	4,01	4,01	4,12	4,01	4,01	4,01	4,01	4,01	4,01	4,12	4,03	4,03
	13	3,6	3,86	3,86	3,86	3,6	3,6	3,86	3,86	3,6	3,86	3,60	3,86	3,76	3,76
	14	4,5	4,71	4,55	4,55	4,5	4,55	4,82	4,5	4,55	4,55	4,50	4,82	4,58	4,58
	15	4,35	4,35	4,35	4,35	4,35	4,35	4,35	4,35	4,35	4,35	4,35	4,35	4,35	4,35
m=4 n=40	1	4,62	4,56	4,51	4,51	3,97	4,35	4,13	4,35	4,45	4,29	3,97	4,62	4,37	4,37
	2	5,29	5,39	4,86	5,66	5,5	4,64	4,7	5,13	5,71	5,77	4,64	5,77	5,26	5,26
	3	5,19	4,92	5,09	4,98	5,41	4,71	4,98	4,87	5,14	4,92	4,71	5,41	5,02	5,02
	4	4,76	5,41	4,98	5,2	5,2	5,31	5,14	5,31	5,09	5,14	4,76	5,41	5,15	5,15
	5	4,21	4,21	4,16	4,21	4,53	4,27	4,74	4,59	4,37	4,48	4,16	4,74	4,38	4,38
	6	4,92	4,22	4,98	4,76	4,92	3,47	4,71	4,65	4,44	4,6	3,47	4,98	4,57	4,57
	7	5,55	5,06	5,66	5,11	5,06	5,33	4,95	4,63	5,82	5,49	4,63	5,82	5,27	5,27
	8	5,17	6,08	5,81	6,03	5,44	5,49	5,81	5,81	5,81	5,6	5,17	6,08	5,71	5,71
	9	4,68	4,57	4,9	4,74	4,74	4,57	4,9	4,9	4,9	4,9	4,57	4,90	4,78	4,78
	10	4,14	3,87	4,57	3,65	3,65	3,87	4,25	3,65	3,76	3,98	3,65	4,57	3,94	3,94
	11	5,51	4,87	5,03	5,35	5,46	4,98	5,41	5,67	5,35	5,09	4,87	5,67	5,27	5,27
	12	6,53	6,16	4,81	6,32	6,37	6,05	5,62	6,32	6,53	6,27	4,81	6,53	6,10	6,10
	13	5,84	5,73	5,46	5,41	5,95	5,73	5,19	5,46	5,73	5,78	5,19	5,95	5,63	5,63
	14	5,4	4,81	4,65	5,08	5,18	4,92	5,4	5,13	5,18	5,02	4,65	5,40	5,08	5,08
	15	5,44	5,28	5,28	5,28	5,28	5,28	5,28	5,28	5,87	5,28	5,28	5,87	5,36	5,36
m=6 n=60	1	5,73	5,84	5,46	5,73	5,79	5,29	6,11	6	5,57	5,4	5,29	6,11	5,69	5,69
	2	6,59	6,43	6,1	5,71	6,43	6,37	6,32	6,26	6,21	6,21	5,71	6,59	6,26	6,26
	3	5,59	5,48	5,76	5,59	5,37	5,7	5,26	5,92	5,43	5,7	5,26	5,92	5,58	5,58
	4	6,17	6,28	6,12	5,62	6,34	6,34	5,84	5,68	5,73	6,17	5,62	6,34	6,03	6,03
	5	6,08	6,46	5,97	6,13	5,91	6,3	6,19	5,8	5,36	6,08	5,36	6,46	6,03	6,03
	6	5,23	5,72	5,56	5,23	5,23	5,56	5,83	5,78	5,39	5,34	5,23	5,83	5,48	5,48
	7	5,85	5,79	5,36	5,85	5,79	5,74	5,9	5,74	5,74	5,36	5,36	5,90	5,71	5,71
	8	5,9	5,47	5,58	5,41	5,47	5,14	5,36	5,85	5,63	5,47	5,14	5,90	5,53	5,53
	9	6,03	5,98	6,2	5,54	5,54	6,03	6,2	5,92	6,09	5,65	5,54	6,20	5,92	5,92
	10	6,15	5,93	6,04	4,73	5,99	5,93	6,26	6,15	6,1	5,82	4,73	6,26	5,91	5,91
	11	6,38	6,77	6,6	6,77	6,6	6,66	6,49	6,16	6,49	6,71	6,16	6,77	6,56	6,56
	12	6,1	5,55	6,15	6,1	6,15	6,26	6,15	6,37	6,48	5,93	5,55	6,48	6,12	6,12
	13	5,04	5,31	5,64	5,15	5,15	4,44	5,26	5,42	5,04	5,26	4,44	5,64	5,17	5,17
	14	6,03	6,14	5,97	6,19	5,81	5,81	6,47	6,3	5,75	6,3	5,75	6,47	6,08	6,08
	15	5,25	5,03	5,36	5,53	5,31	5,09	5,09	5,47	5,03	5,42	5,03	5,53	5,26	5,26

Tabla A.2.11. Diferencia porcentual respecto a la cota inferior para GRASP-3 con parámetro $\alpha=0.1$

Diferencia %		GRASP-3 $\alpha=0.1$										Mejor	Peor	Promedio
Tamaño	Instancia	Réplica												
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10			
m=8 n=80	1	6,47	6,47	6,14	6,25	5,86	6,41	5,31	6,03	6,3	6,25	5,31	6,47	6,15
	2	5,83	6	6,5	5,83	5,83	5,5	6	5,78	6,05	5,83	5,50	6,50	5,91
	3	5,72	5,61	4,33	5,22	5,83	5,66	4,6	5,16	5,27	5,61	4,33	5,83	5,30
	4	5,89	5,78	5,89	5,39	5,89	5,67	5,78	6,11	6,28	5,89	5,39	6,28	5,86
	5	5,42	5,97	5,31	5,31	5,7	6,19	5,37	5,53	5,86	5,81	5,31	6,19	5,65
	6	5,19	5,14	5,41	5,03	5,25	5,03	5,3	5,03	5,14	5,19	5,03	5,41	5,17
	7	6,18	5,74	6,29	5,74	5,41	5,85	6,07	5,85	5,3	5,91	5,30	6,29	5,83
	8	6,19	6,19	5,69	5,97	5,8	6,14	5,92	6,3	6,03	6,14	5,69	6,30	6,04
	9	6,74	6,01	6,24	6,35	6,57	6,51	5,79	6,35	6,46	6,18	5,79	6,74	6,32
	10	6,07	5,46	5,68	5,41	5,63	5,68	5,85	5,74	5,52	5,85	5,41	6,07	5,69
	11	5,7	5,76	6,32	6,09	5,98	5,87	5,37	6,04	5,65	6,2	5,37	6,32	5,90
	12	6,17	6	6,39	6	6,17	5,5	6,22	5,95	6	6,11	5,50	6,39	6,05
	13	5,35	5,85	5,24	5,57	5,68	5,41	5,96	5,41	5,18	5,46	5,18	5,96	5,51
	14	6,04	5,93	6,37	6,48	6,43	6,09	6,09	6,15	6,65	6,32	5,93	6,65	6,25
	15	5,14	5,86	6,03	5,64	5,81	5,7	5,97	5,92	5,86	5,42	5,14	6,03	5,73
m=10 n=100	1	5,44	5,94	5,83	6,11	5,66	5,94	5,66	5,83	5,5	5,66	5,44	6,11	5,76
	2	5,28	5,4	5,23	5,12	5,45	5,45	5,45	5,12	5,06	5,12	5,06	5,45	5,27
	3	5,77	6	5,88	5,44	5,72	5,83	5,72	5,83	5,77	5,72	5,44	6,00	5,77
	4	5,83	5,89	5,27	5,72	5,89	5,94	5,61	5,94	6	5,61	5,27	6,00	5,77
	5	6,2	6,09	5,92	6,2	5,92	5,92	6,03	5,92	6,09	6,14	5,92	6,20	6,04
	6	6,25	6,41	5,64	6,36	6,19	5,92	5,86	5,97	6,41	6,08	5,64	6,41	6,11
	7	6,37	6,32	6,15	6,15	5,98	5,65	6,6	6,26	6,43	6,26	5,65	6,60	6,22
	8	6,08	6,08	6,47	6,3	6,36	5,85	6,41	5,85	5,91	6,02	5,85	6,47	6,13
	9	5,87	5,7	6,32	6,32	6,32	6,32	5,92	6,2	5,98	6,2	5,70	6,32	6,11
	10	6,09	6,37	6,37	6,04	6,76	6,43	6,6	6,2	6,48	6,26	6,04	6,76	6,36
	11	5,58	5,08	5,24	5,24	4,91	5,47	4,96	5,41	5,52	5,24	4,91	5,58	5,26
	12	5,06	5,73	5,45	6,01	6,18	6,29	5,84	5,9	6,18	5,68	5,06	6,29	5,83
	13	6,22	6,05	5,89	6	5,5	5,5	5,5	5,83	6,28	6,11	5,50	6,28	5,89
	14	6,07	5,45	5,34	5,9	6,07	5,34	6,07	5,29	5,73	5,51	5,29	6,07	5,68
	15	5,42	5,48	5,81	5,42	5,81	5,87	5,65	5,81	5,42	5,76	5,42	5,87	5,65
m=12 n=120	1	5,85	5,91	6,13	5,46	5,74	5,69	5,57	5,85	5,41	6,02	5,41	6,13	5,76
	2	5,85	5,85	6,13	5,79	6,02	6,24	6,02	6,24	5,57	6,07	5,57	6,24	5,98
	3	5,85	6,01	5,96	6,07	6,13	5,73	5,9	5,9	5,96	5,79	5,73	6,13	5,93
	4	5,27	5,66	5,38	5,89	5,21	5,6	5,49	5,72	5,55	5,83	5,21	5,89	5,56
	5	5,67	5,28	5,61	5,45	5,78	4,94	4,83	5,56	5,45	5,5	4,83	5,78	5,41
	6	5,92	5,7	6,48	6,04	5,98	6,54	5,92	5,59	5,36	6,04	5,36	6,54	5,96
	7	6,31	6,48	6,09	6,76	6,15	6,48	6,2	6,26	6,03	6,31	6,03	6,76	6,31
	8	5,98	5,87	5,87	5,93	5,87	5,65	5,65	5,93	5,87	6,04	5,65	6,04	5,87
	9	5,54	5,48	4,92	5,48	5,09	5,65	5,2	5,31	4,98	5,2	4,92	5,65	5,29
	10	6,04	6,04	5,87	5,54	6,15	5,82	5,71	5,54	5,87	5,76	5,54	6,15	5,83
	11	5,63	5,8	5,63	5,69	5,8	5,35	5,86	5,69	5,69	5,35	5,35	5,86	5,65
	12	5,73	5,56	5,84	5,28	5,9	5,67	5,73	5,45	5,78	5,84	5,28	5,90	5,68
	13	5,84	6,62	6,4	5,89	6,06	6,34	5,78	6,01	6,29	5,95	5,78	6,62	6,12
	14	6,5	5,71	5,77	6,27	6,44	5,82	6,5	6,27	6,16	6,27	5,71	6,50	6,17
	15	6,15	5,15	6,27	5,82	6,04	5,71	5,76	5,71	5,71	5,93	5,15	6,27	5,82

Tabla A.2.12. Diferencia porcentual respecto a la cota inferior para GRASP-3 con parámetro $\alpha=0.1$

GRASP-4

Diferencia %		GRASP-4 $\alpha=0$										Mejor	Peor	Promedio
Tamaño	Instancia	Réplica												
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10			
m=2 n=20	1	2,4	2,4	2,4	2,4	2,4	2,4	2,4	2,4	2,4	2,4	2,40	2,40	2,40
	2	2,93	2,93	2,93	2,93	2,93	2,93	2,93	2,93	2,93	2,93	2,93	2,93	2,93
	3	2,99	2,99	2,99	2,99	2,99	2,99	2,99	2,99	2,99	2,99	2,99	2,99	2,99
	4	4,1	4,1	4,1	4,1	4,1	4,1	4,1	4,1	4,1	4,1	4,10	4,10	4,10
	5	2,67	2,67	2,67	2,67	2,67	2,67	2,67	2,67	2,67	2,67	2,67	2,67	2,67
	6	3,07	3,07	3,07	3,07	3,07	3,07	3,07	3,07	3,07	3,07	3,07	3,07	3,07
	7	3,97	3,97	3,97	3,97	3,97	3,97	3,97	3,97	3,97	3,97	3,97	3,97	3,97
	8	2,41	2,41	2,41	2,41	2,41	2,41	2,41	2,41	2,41	2,41	2,41	2,41	2,41
	9	1,87	1,87	1,87	1,87	1,87	1,87	1,87	1,87	1,87	1,87	1,87	1,87	1,87
	10	2,86	2,86	2,86	2,86	2,86	2,86	2,86	2,86	2,86	2,86	2,86	2,86	2,86
	11	2,31	2,16	2,16	2,16	2,16	2,16	2,16	2,16	2,16	2,16	2,16	2,31	2,17
	12	3,54	3,54	3,54	3,54	3,54	3,54	3,54	3,54	3,54	3,54	3,54	3,54	3,54
	13	2,97	2,97	2,97	2,97	2,97	2,97	2,97	2,97	2,97	2,97	2,97	2,97	2,97
	14	3,8	3,8	3,8	3,8	3,8	3,8	3,8	3,8	3,8	3,8	3,80	3,80	3,80
	15	3,47	3,47	3,47	3,47	3,47	3,47	3,47	3,47	3,47	3,47	3,47	3,47	3,47
m=4 n=40	1	2,99	2,99	2,94	2,99	2,99	2,99	3,1	3,05	3,1	2,88	2,88	3,10	3,00
	2	3,41	3,63	3,41	3,73	3,2	3,36	3,52	2,98	3,41	3,31	2,98	3,73	3,40
	3	2,83	3,05	2,67	2,88	3,1	2,88	2,88	3,15	2,83	2,62	2,62	3,15	2,89
	4	4	3,84	4	3,62	3,84	3,84	3,62	3,84	3,62	3,89	3,62	4,00	3,81
	5	3,37	3,26	3,15	3,15	3,31	3,37	3,31	3,15	3,37	3,21	3,15	3,37	3,27
	6	3,2	3,03	3,2	3,03	3,47	3,3	3,3	3,3	3,47	3,03	3,03	3,47	3,23
	7	3,22	3,38	3,65	3,76	3,22	3,54	3,49	3,49	3,7	3,38	3,22	3,76	3,48
	8	3,72	3,72	3,83	3,72	3,29	3,78	3,78	3,83	3,4	3,51	3,29	3,83	3,66
	9	3,44	3,44	3,44	3,44	3,5	3,66	3,44	3,44	3,44	3,39	3,39	3,66	3,47
	10	3,17	3,17	3,12	3,17	3,33	3,22	3,22	2,96	3,12	3,12	2,96	3,33	3,16
	11	3,91	3,8	3,64	3,64	3,85	3,8	3,96	3,75	3,8	3,91	3,64	3,96	3,81
	12	3,95	3,74	3,85	3,9	3,95	3,74	3,74	3,85	3,74	3,9	3,74	3,95	3,83
	13	3,89	3,78	3,95	3,84	3,89	3,73	3,73	3,62	3,84	3,95	3,62	3,95	3,82
	14	2,73	2,62	2,78	2,67	2,73	2,57	2,57	2,46	2,67	2,78	2,46	2,78	2,66
	15	3,35	3,45	3,13	3,24	3,35	3,51	3,29	3,45	3,29	3,18	3,13	3,51	3,32
m=6 n=60	1	4,58	4,03	4,47	4,47	4,25	4,47	4,36	4,52	4,63	4,25	4,03	4,63	4,40
	2	4,4	4,67	4,45	4,4	4,51	4,4	4,51	4,56	4,34	4,45	4,34	4,67	4,47
	3	3,9	4,06	4,01	4,06	4,01	3,9	4,01	3,84	3,95	3,95	3,84	4,06	3,97
	4	4,75	4,2	4,75	4,8	4,75	4,64	4,75	4,42	4,42	4,36	4,20	4,80	4,58
	5	4,86	4,7	4,75	4,75	4,64	4,86	4,75	4,59	4,64	4,7	4,59	4,86	4,73
	6	4,02	4,07	4,24	3,8	4,18	4,02	4,07	4,07	4,02	4,13	3,80	4,24	4,06
	7	4,64	4,75	4,26	4,59	4,48	4,75	4,64	4,7	4,48	4,64	4,26	4,75	4,60
	8	4,26	4,26	4,31	4,48	4,31	4,26	4,42	4,37	4,31	4,15	4,15	4,48	4,31
	9	4,16	4,16	3,78	4,27	4,16	4,27	3,94	3,89	4,38	4,38	3,78	4,38	4,14
	10	4,18	4,18	4,18	3,79	4,18	4,18	4,18	3,9	4,12	4,18	3,79	4,18	4,10
	11	4,9	4,9	4,9	5,06	4,95	4,79	4,74	4,68	4,68	4,63	4,63	5,06	4,82
	12	4,41	4,47	4,52	4,14	4,52	4,52	4,57	4,57	4,52	4,63	4,14	4,63	4,49
	13	3,85	4,07	3,79	3,96	3,9	3,9	3,9	3,74	3,9	3,85	3,74	4,07	3,89
	14	4,87	5,09	4,98	4,7	4,76	4,92	4,87	4,92	4,92	4,59	4,59	5,09	4,86
	15	3,99	3,93	3,82	3,93	3,99	3,93	3,66	3,82	3,82	3,77	3,66	3,99	3,87

Tabla A.2.13. Diferencia porcentual respecto a la cota inferior para GRASP-4 con parámetro $\alpha=0.0$

CPU[s]		GRASP-4 $\alpha=0$												
Tamaño	Instancia	Réplica										Mejor	Peor	Promedio
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10			
m=8 n=80	1	24,33	22,77	26,43	26,40	26,24	26,84	24,86	27,20	27,48	27,26	22,77	27,48	25,98
	2	29,65	23,97	22,98	23,55	23,39	23,42	23,58	23,82	22,77	23,26	22,77	29,65	24,04
	3	39,62	22,50	23,44	23,39	23,71	23,38	23,84	24,03	23,65	23,36	22,50	39,62	25,09
	4	33,05	18,08	19,87	23,75	23,01	23,45	23,14	23,62	23,49	23,37	18,08	33,05	23,48
	5	25,72	23,53	23,18	22,77	23,61	23,92	23,11	22,94	23,15	23,34	22,77	25,72	23,52
	6	22,12	25,40	26,33	26,21	26,51	25,62	26,59	26,63	27,39	24,56	22,12	27,39	25,73
	7	21,56	23,45	23,72	24,09	23,88	23,61	23,62	23,95	23,65	21,86	21,56	24,09	23,34
	8	23,11	23,63	23,77	23,44	23,44	23,90	23,77	23,48	23,37	18,34	18,34	23,90	23,02
	9	20,66	18,16	23,01	23,54	23,96	23,51	23,14	23,08	24,02	20,82	18,16	24,02	22,39
	10	20,61	23,56	23,99	23,68	23,60	23,79	23,86	23,58	23,93	21,89	20,61	23,99	23,25
	11	26,48	27,00	26,69	26,63	25,27	26,58	27,16	27,14	21,31	20,58	20,58	27,16	25,48
	12	23,04	23,72	23,64	23,34	23,75	23,49	23,88	24,05	23,34	18,02	18,02	24,05	23,03
	13	23,86	23,19	23,49	23,14	23,73	22,70	23,38	23,36	21,11	20,93	20,93	23,86	22,89
	14	23,60	23,67	23,42	24,02	23,93	23,77	23,52	19,62	20,71	17,34	17,34	24,02	22,36
	15	23,06	23,18	23,90	23,46	22,94	23,22	24,07	23,48	22,92	18,45	18,45	24,07	22,87
m=10 n=100	1	27,04	22,48	25,62	25,61	25,55	25,66	25,81	25,52	25,66	25,80	22,48	27,04	25,47
	2	34,42	25,05	25,82	26,41	25,79	28,40	28,13	26,68	28,54	28,52	25,05	34,42	27,78
	3	33,59	25,82	25,85	25,85	25,74	25,83	26,06	26,31	26,06	25,91	25,74	33,59	26,70
	4	33,45	26,19	25,88	26,12	25,96	26,11	26,37	26,32	28,16	27,02	25,88	33,45	27,16
	5	30,21	26,01	25,77	26,21	25,96	26,14	26,07	26,40	26,36	26,34	25,77	30,21	26,54
	6	21,67	23,74	25,84	25,70	25,84	25,84	25,74	25,67	25,94	24,36	21,67	25,94	25,03
	7	24,00	25,54	26,27	25,44	26,21	29,35	27,02	27,11	30,39	25,77	24,00	30,39	26,71
	8	26,95	25,91	25,93	25,88	26,25	25,97	25,92	26,15	26,17	25,15	25,15	26,95	26,03
	9	26,56	26,01	26,00	25,98	26,01	26,10	26,23	26,68	28,27	25,69	25,69	28,27	26,35
	10	24,81	26,48	26,32	26,19	26,30	26,13	26,64	26,21	26,60	25,00	24,81	26,64	26,07
	11	25,56	25,46	25,89	25,57	25,66	25,59	25,81	25,65	22,07	18,63	18,63	25,89	24,59
	12	25,65	25,40	26,12	25,49	28,98	27,86	26,73	28,78	28,48	21,44	21,44	28,98	26,49
	13	26,10	25,98	26,03	26,21	25,87	26,25	26,39	26,15	26,34	22,05	22,05	26,39	25,74
	14	26,11	26,13	26,24	25,78	26,25	26,49	26,14	27,64	27,39	33,94	25,78	33,94	27,21
	15	26,27	26,22	26,39	26,30	26,05	26,27	26,60	26,53	26,45	20,04	20,04	26,60	25,71
m=12 n=120	1	21,18	26,13	25,12	27,13	24,41	24,82	24,59	25,40	25,24	27,39	21,18	27,39	25,14
	2	26,35	28,97	28,44	29,53	29,94	25,52	25,04	25,24	25,15	25,04	25,04	29,94	26,92
	3	40,12	24,63	24,87	24,88	25,30	25,05	24,77	24,77	25,09	25,32	24,63	40,12	26,48
	4	30,28	25,71	25,96	25,09	25,34	25,46	24,65	24,27	24,73	25,15	24,27	30,28	25,66
	5	40,01	22,20	25,05	24,96	24,91	25,44	24,85	25,34	25,26	25,21	22,20	40,01	26,32
	6	21,61	26,58	26,69	24,32	26,18	25,96	24,77	25,43	26,08	24,66	21,61	26,69	25,23
	7	27,05	29,09	28,19	29,53	27,94	24,85	24,23	24,98	24,76	23,56	23,56	29,53	26,42
	8	24,98	25,18	24,76	25,49	24,98	25,29	25,32	24,90	24,79	23,32	23,32	25,49	24,90
	9	25,44	25,88	25,43	25,62	25,04	25,15	25,10	25,24	25,10	23,42	23,42	25,88	25,14
	10	23,24	24,09	24,95	24,96	25,01	24,74	24,66	24,74	24,60	23,26	23,24	25,01	24,42
	11	27,11	26,60	26,19	25,62	23,95	25,85	24,70	25,55	26,24	20,03	20,03	27,11	25,18
	12	29,20	28,28	29,17	29,44	25,63	25,18	24,73	24,76	24,43	19,24	19,24	29,44	26,01
	13	25,35	25,12	25,35	24,06	24,48	24,48	24,88	25,16	24,68	20,23	20,23	25,35	24,38
	14	26,01	25,65	25,43	25,57	25,44	25,35	25,44	25,04	25,07	19,41	19,41	26,01	24,84
	15	25,12	24,88	24,94	25,16	25,09	25,26	25,48	24,71	21,51	17,77	17,77	25,48	23,99

Tabla A.2.14. Diferencia porcentual respecto a la cota inferior para GRASP-4 con parámetro $\alpha=0.0$

Diferencia %		GRASP-4 $\alpha=0.1$										Mejor	Peor	Promedio
Tamaño	Instancia	Réplica												
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10			
m=2 n=20	1	2,4	2,4	2,4	2,4	2,4	2,4	2,4	2,4	2,4	2,4	2,40	2,40	2,40
	2	2,93	2,93	2,93	2,93	2,93	2,93	2,93	2,93	2,93	2,93	2,93	2,93	2,93
	3	2,99	2,99	2,99	2,99	2,99	2,99	2,99	2,99	2,99	2,99	2,99	2,99	2,99
	4	4,1	4,1	4,1	4,1	4,1	4,1	4,1	4,1	4,1	4,1	4,10	4,10	4,10
	5	2,67	2,67	2,67	2,67	2,67	2,67	2,67	2,67	2,67	2,67	2,67	2,67	2,67
	6	3,07	3,07	3,07	3,07	3,07	3,07	3,07	3,07	3,07	3,07	3,07	3,07	3,07
	7	3,97	3,65	3,97	3,65	3,65	3,97	3,65	3,65	3,97	3,97	3,65	3,97	3,81
	8	2,41	2,41	2,41	2,41	2,41	2,41	2,41	2,41	2,41	2,41	2,41	2,41	2,41
	9	1,87	1,87	1,87	1,87	1,87	1,87	1,87	1,87	1,87	1,87	1,87	1,87	1,87
	10	2,86	2,86	2,86	2,86	2,86	2,86	2,86	2,86	2,86	2,86	2,86	2,86	2,86
	11	2,16	2,16	2,16	2,16	2,16	2,16	2,16	2,16	2,16	2,16	2,16	2,16	2,16
	12	3,54	3,54	3,54	3,54	3,54	3,54	3,54	3,54	3,54	3,54	3,54	3,54	3,54
	13	2,97	2,97	2,97	2,97	2,97	2,97	2,97	2,97	2,97	2,97	2,97	2,97	2,97
	14	3,8	3,8	3,8	3,8	3,8	3,8	3,8	3,8	3,8	3,8	3,80	3,80	3,80
	15	3,47	3,47	3,47	3,47	3,47	3,47	3,47	3,47	3,47	3,47	3,47	3,47	3,47
m=4 n=40	1	2,94	3,05	2,99	2,99	2,94	2,99	2,99	2,88	2,99	3,05	2,88	3,05	2,98
	2	3,63	3,41	3,73	3,84	3,57	3,41	3,36	3,63	3,79	3,73	3,36	3,84	3,61
	3	2,88	2,72	2,99	2,78	2,83	2,62	2,83	2,51	2,51	2,88	2,51	2,99	2,76
	4	3,62	3,56	3,56	3,51	3,62	3,62	3,62	3,4	3,51	3,56	3,40	3,62	3,56
	5	3,21	3,15	3,15	3,1	3,21	3,21	3,26	3,21	3,21	3,15	3,10	3,26	3,19
	6	2,87	3,2	3,25	3,25	3,2	3,2	3,36	3,3	3,36	3,14	2,87	3,36	3,21
	7	3,54	3,27	3,54	3,7	3,38	3,27	3,27	3,22	3,38	3,27	3,22	3,70	3,38
	8	3,62	3,78	3,72	3,46	3,56	3,94	3,83	3,78	3,67	3,88	3,46	3,94	3,72
	9	3,66	3,66	3,5	3,71	3,66	3,44	3,61	3,66	3,77	3,61	3,44	3,77	3,63
	10	3,17	3,01	3,17	3,01	2,9	3,12	3,01	3,06	3,12	3,06	2,90	3,17	3,06
	11	3,85	3,85	3,8	4,07	3,75	3,75	3,69	4,01	3,75	3,85	3,69	4,07	3,84
	12	3,85	3,95	3,74	3,95	3,79	3,95	3,95	3,85	3,79	3,9	3,74	3,95	3,87
	13	3,73	3,73	3,78	3,95	3,95	3,62	3,89	3,78	3,78	3,78	3,62	3,95	3,80
	14	3,69	3,63	3,53	3,47	3,69	3,69	3,53	3,63	3,58	3,58	3,47	3,69	3,60
	15	3,4	3,35	3,29	3,18	3,51	3,51	3,13	3,56	3,29	3,45	3,13	3,56	3,37
m=6 n=60	1	4,41	4,3	3,87	4,25	4,14	4,3	4,36	4,14	3,59	4,14	3,59	4,41	4,15
	2	4,34	4,51	4,62	4,4	4,23	4,29	4,4	4,56	4,18	4,45	4,18	4,62	4,40
	3	4,11	4,17	4,11	4,22	4,06	4,22	4,17	4,28	4,17	4,28	4,06	4,28	4,18
	4	4,2	4,04	4,15	4,47	3,87	4,26	4,31	4,2	4,15	4,15	3,87	4,47	4,18
	5	4,37	4,75	4,64	4,75	4,48	4,31	4,75	4,64	4,75	4,59	4,31	4,75	4,60
	6	3,91	4,18	4,02	3,8	3,85	3,85	4,07	3,85	3,58	4,18	3,58	4,18	3,93
	7	4,04	4,15	4,32	3,99	4,21	4,1	4,15	3,93	4,26	4,15	3,93	4,32	4,13
	8	4,37	4,26	4,31	4,04	4,15	3,98	4,26	4,37	3,98	4,2	3,98	4,37	4,19
	9	4,38	4,49	4,49	4,16	4,05	4,49	4,33	4,44	4,55	4,22	4,05	4,55	4,36
	10	3,96	4,07	4,12	4,01	4,18	4,18	4,12	4,23	4,01	4,12	3,96	4,23	4,10
	11	4,79	4,9	4,84	4,63	4,24	5,01	4,63	4,95	5,01	4,95	4,24	5,01	4,80
	12	4,63	4,63	4,79	4,47	4,68	4,52	4,52	4,47	4,63	4,68	4,47	4,79	4,60
	13	3,85	3,52	3,96	3,52	3,52	3,79	3,58	3,79	3,52	3,52	3,52	3,96	3,66
	14	4,76	4,87	4,65	4,59	4,43	4,54	4,59	4,54	4,76	4,7	4,43	4,87	4,64
	15	3,93	4,04	3,93	3,88	3,93	4,1	3,77	3,99	3,99	4,04	3,77	4,10	3,96

Tabla A.2.15. Diferencia porcentual respecto a la cota inferior para GRASP-4 con parámetro $\alpha=0.1$

CPU[s]		GRASP-4 $\alpha=0.1$												
		Réplica												
Tamaño	Instancia	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	Mejor	Peor	Promedio
m=8 n=80	1	36,19	23,81	23,70	23,67	23,34	23,12	23,46	23,40	23,38	23,31	23,12	36,19	24,74
	2	30,59	21,70	25,26	25,15	24,92	25,12	25,20	25,29	25,06	25,39	21,70	30,59	25,37
	3	47,69	19,94	24,45	24,97	25,19	25,11	25,43	25,28	25,23	25,57	19,94	47,69	26,89
	4	31,16	20,04	19,89	19,81	19,84	19,79	19,59	19,96	19,69	19,76	19,59	31,16	20,95
	5	25,55	24,97	24,99	24,75	25,06	24,92	25,14	23,22	20,11	19,86	19,86	25,55	23,86
	6	23,57	23,28	23,12	23,04	23,46	23,77	23,14	23,46	22,90	21,89	21,89	23,77	23,16
	7	25,08	24,70	25,12	25,27	24,94	25,20	25,29	24,99	21,64	61,52	21,64	61,52	28,37
	8	25,10	25,08	24,95	25,05	25,55	24,80	24,93	24,91	32,34	50,22	24,80	50,22	28,29
	9	23,36	18,37	29,24	24,83	24,92	24,87	25,02	24,86	25,01	24,96	18,37	29,24	24,54
	10	32,20	24,83	18,92	18,04	18,02	18,03	18,06	18,04	18,07	18,09	18,02	32,20	20,23
	11	23,10	23,13	23,06	23,60	23,60	23,37	23,65	23,62	23,93	22,12	22,12	23,93	23,32
	12	21,03	25,08	24,93	25,03	24,74	25,38	24,88	25,15	25,24	21,81	21,03	25,38	24,33
	13	22,22	22,63	25,03	25,15	25,02	25,22	25,35	25,53	25,01	22,28	22,22	25,53	24,34
	14	23,37	20,03	19,85	19,77	19,79	19,69	19,65	19,81	19,76	19,47	19,47	23,37	20,12
	15	25,09	24,97	25,10	24,97	25,27	24,86	25,20	20,51	20,09	19,25	19,25	25,27	23,53
m=10 n=100	1	31,26	20,65	20,66	21,22	22,39	25,89	25,86	26,45	26,01	26,16	20,65	31,26	24,65
	2	31,12	25,69	26,02	25,93	25,64	26,68	26,23	26,20	28,37	29,34	25,64	31,12	27,12
	3	28,60	22,87	26,74	28,67	28,06	26,79	26,87	27,82	26,24	26,40	22,87	28,67	26,90
	4	30,40	25,83	25,97	26,02	26,17	26,18	28,74	27,62	27,36	25,78	25,78	30,40	27,01
	5	28,41	26,32	25,92	26,17	26,31	27,37	26,79	27,35	29,33	28,86	25,92	29,33	27,28
	6	20,61	20,65	20,90	21,30	26,10	26,04	25,83	25,66	25,92	22,50	20,61	26,10	23,55
	7	23,72	25,71	25,84	26,18	25,78	26,14	26,21	27,35	27,34	28,15	23,72	28,15	26,24
	8	21,70	24,57	26,24	28,21	28,38	26,04	27,62	26,78	26,08	25,04	21,70	28,38	26,07
	9	25,01	26,04	25,92	25,92	25,85	26,66	29,47	27,39	27,25	25,01	25,01	29,47	26,45
	10	24,16	25,80	25,86	25,99	26,41	27,81	26,52	27,54	29,49	27,46	24,16	29,49	26,70
	11	25,87	25,79	26,26	26,05	26,23	22,48	27,86	22,00	21,97	21,93	21,93	27,86	24,64
	12	26,44	25,85	26,36	26,35	26,31	26,01	26,32	28,39	28,95	20,90	20,90	28,95	26,19
	13	25,94	28,26	27,96	27,72	26,23	28,12	26,30	26,30	33,88	33,14	25,94	33,88	28,39
	14	25,76	26,03	25,96	26,06	26,02	28,98	27,58	27,35	26,03	21,24	21,24	28,98	26,10
	15	26,40	25,84	25,89	26,14	27,32	26,77	27,11	29,22	28,68	22,45	22,45	29,22	26,58
m=12 n=120	1	33,96	24,51	25,18	25,07	24,93	25,80	24,99	25,21	25,05	25,23	24,51	33,96	25,99
	2	33,01	24,91	25,23	25,04	24,99	25,29	25,15	25,13	25,34	25,23	24,91	33,01	25,93
	3	31,78	25,44	24,93	25,10	24,46	24,57	25,23	24,73	24,98	25,05	24,46	31,78	25,63
	4	33,99	24,76	25,27	25,02	25,18	25,32	24,80	25,32	25,44	25,16	24,76	33,99	26,03
	5	34,77	24,24	25,23	25,63	24,98	24,96	25,38	24,96	25,04	25,23	24,24	34,77	26,04
	6	24,13	25,29	25,33	24,98	25,27	24,95	25,46	24,80	25,30	24,01	24,01	25,46	24,95
	7	26,24	25,05	25,34	24,63	25,23	25,41	25,30	25,19	24,95	24,20	24,20	26,24	25,15
	8	24,34	25,18	25,29	24,99	25,41	25,46	25,26	25,23	24,94	23,12	23,12	25,46	24,92
	9	25,60	25,18	25,65	25,19	24,76	25,23	25,10	25,27	24,54	24,26	24,26	25,65	25,08
	10	24,34	25,18	24,71	24,77	25,37	25,29	25,29	25,26	25,24	23,56	23,56	25,37	24,90
	11	25,27	25,38	25,35	25,41	25,33	25,15	25,29	25,04	24,10	18,14	18,14	25,41	24,45
	12	24,88	24,98	24,87	25,43	24,27	24,84	24,98	25,12	24,57	22,46	22,46	25,43	24,64
	13	24,68	24,65	24,90	25,72	24,95	24,80	25,04	25,41	25,35	18,89	18,89	25,72	24,44
	14	25,30	24,34	24,71	24,98	24,93	24,63	24,70	24,74	25,09	21,22	21,22	25,30	24,46
	15	25,15	24,68	24,94	24,87	24,85	24,66	25,02	25,24	24,85	19,27	19,27	25,24	24,35

Tabla A.2.16. Diferencia porcentual respecto a la cota inferior para GRASP-4 con parámetro $\alpha=0.1$

Anexo 3: Tiempos CPU(s) incurridos con heurística GRASP

GRASP-1

CPU[s]		GRASP-1 $\alpha=0$											Mejor	Peor	Promedio
Tamaño	Instancia	Réplica													
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10				
m=2 n=20	1	1,58	1,67	1,67	1,64	1,69	1,60	1,64	1,75	1,63	1,60	1,58	1,75	1,65	
	2	1,58	1,56	1,58	1,57	1,58	1,55	1,59	1,63	1,59	1,57	1,55	1,63	1,58	
	3	0,71	0,70	0,72	0,76	0,71	0,68	0,67	0,71	0,65	0,67	0,65	0,76	0,70	
	4	0,94	0,91	0,97	0,96	0,96	0,93	0,94	0,94	0,95	0,95	0,91	0,97	0,95	
	5	0,81	0,78	0,78	0,78	0,78	0,81	0,80	0,80	0,79	0,79	0,78	0,81	0,79	
	6	0,96	0,99	0,99	0,98	0,97	0,97	0,98	0,98	0,97	0,97	0,96	0,99	0,98	
	7	0,54	0,54	0,55	0,56	0,55	0,54	0,56	0,55	0,55	0,54	0,54	0,56	0,55	
	8	1,42	1,39	1,38	1,39	1,47	1,46	1,41	1,42	1,51	1,47	1,38	1,51	1,43	
	9	0,74	0,74	0,76	0,73	0,74	0,75	0,76	0,75	0,74	0,74	0,73	0,76	0,75	
	10	1,06	1,05	1,04	1,07	1,08	1,07	1,06	1,07	1,08	1,06	1,04	1,08	1,06	
	11	1,46	1,51	1,51	1,46	1,53	1,53	1,56	1,54	1,52	1,48	1,46	1,56	1,51	
	12	1,09	1,10	1,09	1,09	1,11	1,09	1,10	1,12	1,13	1,11	1,09	1,13	1,10	
	13	0,98	0,99	0,98	0,99	0,99	1,00	1,00	1,02	1,01	1,00	0,98	1,02	0,99	
	14	1,58	1,63	1,61	1,60	1,61	1,57	1,56	1,64	1,52	1,60	1,52	1,64	1,59	
	15	0,75	0,77	0,74	0,76	0,77	0,73	0,76	0,75	0,77	0,77	0,73	0,77	0,76	
m=4 n=40	1	6,33	6,44	6,49	6,44	6,47	6,65	6,56	6,40	6,54	6,36	6,33	6,65	6,47	
	2	16,13	16,14	15,55	16,06	16,00	15,91	15,60	15,69	15,68	16,10	15,55	16,14	15,89	
	3	13,56	13,90	13,65	14,06	13,65	14,06	14,20	13,64	14,12	13,86	13,56	14,20	13,87	
	4	12,96	12,94	13,38	13,12	13,17	13,02	13,48	13,02	13,44	12,64	12,64	13,48	13,12	
	5	10,93	10,99	10,95	11,06	11,08	11,09	10,99	10,91	10,97	10,99	10,91	11,09	11,00	
	6	11,27	11,52	11,67	11,46	11,40	11,66	11,49	11,37	11,82	11,83	11,27	11,83	11,55	
	7	13,69	13,96	14,58	14,73	14,36	14,53	14,09	13,34	13,66	14,10	13,34	14,73	14,10	
	8	7,05	7,56	7,53	7,52	7,54	7,23	7,49	7,38	7,44	7,19	7,05	7,56	7,39	
	9	12,93	12,71	12,40	12,66	12,84	12,96	12,79	12,66	12,96	12,49	12,40	12,96	12,74	
	10	8,88	8,60	9,35	8,89	8,72	9,29	9,02	9,11	9,10	8,83	8,60	9,35	8,98	
	11	10,78	10,46	10,81	10,74	10,76	10,72	10,62	10,81	10,93	11,16	10,46	11,16	10,78	
	12	13,86	14,03	13,69	13,72	13,83	14,05	14,07	14,00	13,92	14,08	13,69	14,08	13,92	
	13	10,44	10,56	10,45	10,52	10,32	10,15	10,11	10,22	10,28	10,27	10,11	10,56	10,33	
	14	9,18	9,26	9,13	9,16	9,14	9,26	9,27	9,16	9,20	9,22	9,13	9,27	9,20	
	15	7,29	7,30	7,30	7,34	7,42	7,28	7,36	7,28	7,29	7,34	7,28	7,42	7,32	
m=6 n=60	1	62,53	61,71	61,71	62,31	58,85	59,57	60,78	61,17	60,19	58,80	58,80	62,53	60,76	
	2	39,87	39,27	40,34	41,09	41,18	41,17	40,13	40,36	41,09	41,91	39,27	41,91	40,64	
	3	56,57	56,75	56,20	56,50	54,59	55,38	57,59	55,46	56,61	54,36	54,36	57,59	56,00	
	4	44,12	46,46	46,29	45,21	43,86	44,23	44,98	47,24	45,48	44,84	43,86	47,24	45,27	
	5	63,34	63,29	62,37	60,57	62,11	61,69	61,89	61,96	63,22	63,19	60,57	63,34	62,36	
	6	29,80	29,34	28,22	29,75	30,79	29,71	28,95	30,42	29,50	29,75	28,22	30,79	29,62	
	7	45,85	46,01	45,65	46,67	47,58	56,14	45,44	46,74	46,32	45,56	45,44	56,14	47,20	
	8	40,42	39,95	40,08	40,59	39,27	40,24	40,81	38,56	40,58	4,94	4,94	40,81	36,54	
	9	34,50	34,31	34,98	34,26	34,31	34,90	34,53	34,13	35,47	34,70	34,13	35,47	34,61	
	10	50,28	52,42	51,63	49,54	51,81	51,30	50,96	52,40	51,65	51,55	49,54	52,42	51,35	
	11	48,97	49,35	47,74	50,77	48,88	49,36	50,01	48,22	47,86	53,57	47,74	53,57	49,47	
	12	49,69	48,82	49,52	49,12	48,85	47,98	48,81	50,30	49,50	49,16	47,98	50,30	49,18	
	13	44,51	42,65	45,56	44,74	43,95	43,24	42,88	43,82	42,53	42,42	42,42	45,56	43,63	
	14	46,20	45,48	47,36	44,80	46,81	44,96	44,78	44,84	47,80	44,19	44,19	47,80	45,72	
	15	35,10	34,39	34,88	33,94	33,41	33,84	34,84	34,00	33,71	33,32	33,32	35,10	34,14	

Tabla A.3.1. Tiempos CPU(s) incurridos en heurística GRASP-1 con parámetro $\alpha=0.0$

CPU[s]		GRASP-1 $\alpha=0$											Mejor	Peor	Promedio
Tamaño	Instancia	Réplica													
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10				
m=8 n=80	1	122,3	123,7	120,1	126,4	125,6	129,4	123,5	127,5	121,0	124,0	120,1	129,4	124,4	
	2	138,0	140,9	139,0	141,9	133,8	135,1	137,5	133,9	139,3	138,3	133,8	141,9	137,8	
	3	134,8	130,5	132,9	129,9	128,8	127,2	129,0	132,6	131,4	126,2	126,2	134,8	130,3	
	4	122,0	120,5	123,6	119,1	113,0	119,9	123,4	123,5	123,2	121,6	113,0	123,6	121,0	
	5	117,1	118,0	119,6	116,7	120,5	118,5	119,6	120,2	115,0	115,8	115,0	120,5	118,1	
	6	112,3	115,3	113,0	115,2	112,8	116,1	113,2	115,8	112,3	115,9	112,3	116,1	114,2	
	7	121,3	122,7	125,8	127,0	123,8	118,1	121,0	123,2	121,2	125,8	118,1	127,0	123,0	
	8	66,8	68,6	68,4	68,7	67,8	68,2	67,2	69,6	70,1	66,3	66,3	70,1	68,2	
	9	117,6	126,2	125,9	119,4	123,3	119,7	123,0	126,4	121,4	127,7	117,6	127,7	123,1	
	10	127,4	129,2	127,1	128,6	125,6	125,5	129,1	126,7	131,0	130,5	125,5	131,0	128,1	
	11	121,3	116,2	121,6	118,8	122,7	122,5	119,5	120,5	117,6	118,0	116,2	122,7	119,9	
	12	135,2	128,7	132,5	133,8	137,1	131,1	133,4	134,8	131,2	135,5	128,7	137,1	133,3	
	13	146,0	146,8	146,4	141,5	145,7	147,0	144,6	144,1	139,9	145,1	139,9	147,0	144,7	
	14	110,9	115,3	114,6	112,7	115,1	120,0	113,4	115,2	114,8	115,8	110,9	120,0	114,8	
	15	124,5	125,8	125,9	133,9	124,8	127,6	125,0	121,6	124,7	127,2	121,6	133,9	126,1	
m=10 n=100	1	219,4	227,6	224,4	216,7	238,6	217,4	225,6	225,2	227,6	227,3	216,7	238,6	225,0	
	2	250,0	255,0	248,4	257,3	260,8	260,8	257,6	259,3	252,5	247,4	247,4	260,8	254,9	
	3	274,8	280,0	277,7	284,8	279,4	285,7	279,6	269,0	277,6	285,2	269,0	285,7	279,4	
	4	318,1	292,5	291,8	276,9	287,2	284,1	279,9	286,9	284,2	286,5	276,9	318,1	288,8	
	5	267,8	265,6	261,3	263,5	256,3	271,7	264,9	263,5	257,5	256,5	256,3	271,7	262,9	
	6	297,7	289,7	290,4	276,8	288,9	287,6	280,1	286,7	276,8	292,5	276,8	297,7	286,7	
	7	245,5	251,0	243,7	238,2	241,4	244,6	251,8	254,4	244,3	251,8	238,2	254,4	246,7	
	8	274,2	269,5	276,8	271,4	261,0	266,4	269,4	275,9	273,3	269,2	261,0	276,8	270,7	
	9	268,9	256,9	273,5	264,1	260,4	267,9	263,9	265,9	274,4	252,0	252,0	274,4	264,8	
	10	259,3	263,8	263,0	261,5	261,5	255,4	250,8	241,3	244,4	243,3	241,3	263,8	254,4	
	11	265,7	274,3	272,5	280,8	271,2	273,9	279,2	276,8	269,8	276,7	265,7	280,8	274,1	
	12	264,1	271,0	266,7	264,0	255,0	267,4	253,4	257,2	252,5	251,7	251,7	271,0	260,3	
	13	273,7	278,8	287,8	280,4	278,1	282,1	278,0	276,4	265,4	276,3	265,4	287,8	277,7	
	14	284,3	297,5	283,1	290,2	292,9	282,0	284,6	275,6	289,7	291,9	275,6	297,5	287,2	
	15	253,2	255,3	254,0	259,3	239,1	252,3	268,5	253,4	251,5	256,8	239,1	268,5	254,4	
m=12 n=120	1	577,1	553,2	555,8	564,0	571,0	577,5	557,3	583,5	538,9	573,5	538,9	583,5	565,2	
	2	675,0	632,9	623,8	630,9	647,8	627,0	638,7	637,7	630,8	632,4	623,8	675,0	637,7	
	3	596,9	595,0	612,6	606,8	614,0	635,2	604,6	631,7	607,8	603,2	595,0	635,2	610,8	
	4	603,5	603,3	587,0	628,2	610,0	585,3	586,0	556,0	571,5	576,0	556,0	628,2	590,7	
	5	573,2	570,4	560,7	558,8	567,5	568,0	549,9	559,5	557,0	592,1	549,9	592,1	565,7	
	6	546,4	542,5	494,9	486,3	499,0	514,5	488,8	502,8	507,8	503,4	486,3	546,4	508,7	
	7	627,0	631,1	629,2	625,6	631,9	617,7	631,3	608,6	601,9	605,7	601,9	631,9	621,0	
	8	590,9	588,1	599,2	592,9	607,0	605,8	548,2	555,8	534,6	537,5	534,6	607,0	576,0	
	9	567,8	549,1	565,0	545,2	566,1	566,4	545,1	546,8	557,8	564,4	545,1	567,8	557,4	
	10	619,4	641,6	634,5	635,6	646,1	632,9	616,0	624,9	602,0	595,4	595,4	646,1	624,8	
	11	579,8	603,3	574,1	581,9	582,3	584,8	573,1	573,4	588,7	589,3	573,1	603,3	583,1	
	12	504,7	513,1	511,2	512,1	519,8	513,5	499,8	462,4	489,2	491,5	462,4	519,8	501,7	
	13	497,6	488,0	497,6	493,9	496,7	497,0	455,9	472,3	474,2	451,7	451,7	497,6	482,5	
	14	572,0	571,5	573,2	562,4	553,2	566,4	547,3	556,8	553,0	574,4	547,3	574,4	563,0	
	15	542,6	521,9	527,4	541,0	516,8	553,1	537,0	530,6	531,7	531,4	516,8	553,1	533,3	

Tabla A.3.2. Tiempos CPU(s) incurridos en heurística GRASP-1 con parámetro $\alpha=0.0$

CPU (s)		GRASP-1 $\alpha=0.1$										Mejor	Peor	Promedio
Tamaño	Instancia	Réplica												
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10			
m=2 n=20	1	1,21	1,28	1,19	1,28	1,26	1,22	1,27	1,22	1,26	1,26	1,19	1,28	1,24
	2	1,16	1,13	1,14	1,15	1,16	1,15	1,19	1,18	1,21	1,18	1,13	1,21	1,16
	3	1,05	1,09	1,09	1,08	1,15	1,12	1,11	1,11	1,07	1,12	1,05	1,15	1,10
	4	1,16	1,28	1,20	1,20	1,22	1,26	1,16	1,20	1,20	1,17	1,16	1,28	1,21
	5	1,52	1,41	1,48	1,57	1,55	1,53	1,50	1,55	1,48	1,49	1,41	1,57	1,51
	6	1,20	1,17	1,16	1,20	1,16	1,22	1,25	1,20	1,19	1,25	1,16	1,25	1,20
	7	1,26	1,25	1,23	1,30	1,24	1,25	1,31	1,35	1,33	1,32	1,23	1,35	1,28
	8	1,36	1,36	1,37	1,29	1,27	1,34	1,33	1,27	1,31	1,24	1,24	1,37	1,31
	9	1,16	1,19	1,14	1,16	1,16	1,13	1,17	1,19	1,13	1,20	1,13	1,20	1,16
	10	0,99	1,05	1,04	1,05	1,02	1,01	1,04	1,02	1,01	1,00	0,99	1,05	1,02
	11	1,25	1,25	1,34	1,32	1,23	1,19	1,23	1,18	1,18	1,24	1,18	1,34	1,24
	12	1,04	1,05	1,06	1,04	1,06	1,09	1,08	1,09	1,06	1,10	1,04	1,10	1,07
	13	1,22	1,23	1,27	1,30	1,32	1,28	1,29	1,27	1,27	1,30	1,22	1,32	1,27
	14	1,30	1,23	1,30	1,20	1,24	1,33	1,29	1,31	1,25	1,28	1,20	1,33	1,27
	15	1,12	1,13	1,24	1,14	1,28	1,18	1,14	1,12	1,13	1,10	1,10	1,28	1,16
m=4 n=40	1	10,11	9,83	9,92	10,22	9,59	9,78	9,87	9,91	9,65	9,26	9,26	10,22	9,81
	2	11,67	11,90	11,71	11,83	11,47	11,94	12,09	11,60	12,12	11,80	11,47	12,12	11,81
	3	12,44	12,59	12,50	12,72	12,46	12,49	12,25	12,32	12,60	12,89	12,25	12,89	12,53
	4	10,32	10,19	10,00	9,90	10,40	9,93	10,34	10,04	10,24	10,06	9,90	10,40	10,14
	5	10,57	10,42	10,55	10,60	10,78	10,29	10,76	10,81	10,58	10,85	10,29	10,85	10,62
	6	10,23	10,08	9,78	10,34	10,11	10,37	10,27	9,82	9,87	9,92	9,78	10,37	10,08
	7	10,43	10,58	10,94	10,80	10,94	10,71	11,37	10,42	11,17	10,79	10,42	11,37	10,82
	8	10,08	10,16	10,17	10,71	10,49	10,04	10,39	10,21	10,04	10,13	10,04	10,71	10,24
	9	11,38	11,04	10,93	10,99	11,33	11,34	11,18	11,27	11,46	11,60	10,93	11,60	11,25
	10	9,50	9,46	10,18	10,10	9,72	9,54	9,83	9,45	10,05	9,90	9,45	10,18	9,77
	11	11,01	10,85	11,32	10,56	10,96	10,90	11,21	11,10	10,64	11,39	10,56	11,39	10,99
	12	10,84	11,34	11,00	11,37	10,99	11,10	11,13	11,08	11,06	10,87	10,84	11,37	11,08
	13	11,10	10,57	10,51	10,88	11,54	11,09	10,64	10,61	11,48	11,06	10,51	11,54	10,95
	14	9,50	9,84	9,66	9,71	9,66	9,71	9,80	9,72	9,63	9,61	9,50	9,84	9,68
	15	11,77	11,86	11,37	11,88	11,71	11,48	11,69	11,79	11,33	11,49	11,33	11,88	11,64
m=6 n=60	1	39,66	41,62	40,95	40,39	40,47	40,70	41,08	41,90	39,83	40,06	39,66	41,90	40,66
	2	43,37	44,74	43,85	44,63	44,66	45,61	43,48	43,17	43,71	45,79	43,17	45,79	44,30
	3	37,92	39,06	39,06	38,17	38,25	38,53	37,52	39,53	37,55	38,31	37,52	39,53	38,39
	4	54,51	55,61	53,02	54,63	54,65	52,90	53,79	54,21	54,24	53,80	52,90	55,61	54,14
	5	41,81	41,81	42,34	40,90	41,26	42,07	41,06	41,20	40,19	42,79	40,19	42,79	41,54
	6	41,89	41,81	42,40	40,84	41,36	42,20	41,04	41,08	40,16	42,79	40,16	42,79	41,56
	7	43,51	44,18	42,67	43,07	42,96	42,23	42,31	42,43	42,99	43,68	42,23	44,18	43,00
	8	40,32	40,00	41,74	39,24	41,92	40,74	41,31	42,13	40,62	39,59	39,24	42,13	40,76
	9	36,21	35,90	37,03	36,19	36,03	36,24	35,36	36,72	35,78	34,73	34,73	37,03	36,02
	10	45,10	45,03	43,37	45,04	42,64	42,93	44,20	44,36	43,63	42,53	42,53	45,10	43,88
	11	42,32	43,71	42,50	42,38	42,62	41,34	42,11	43,32	43,40	42,38	41,34	43,71	42,61
	12	47,48	47,20	49,15	47,81	45,62	47,10	47,99	46,94	47,82	46,26	45,62	49,15	47,34
	13	43,03	44,76	43,57	44,94	45,46	44,21	45,16	45,35	46,36	44,55	43,03	46,36	44,74
	14	35,95	37,92	38,97	37,46	37,97	36,99	35,78	38,37	39,03	38,81	35,78	39,03	37,73
	15	40,11	41,28	39,34	39,55	42,81	40,30	39,66	41,35	41,26	40,48	39,34	42,81	40,61

Tabla A.3.3. Tiempos CPU(s) incurridos en heurística GRASP-1 con parámetro $\alpha=0.1$

CPU (s)		GRASP-1 $\alpha=0.1$										Mejor	Peor	Promedio
Tamaño	Instancia	Réplica												
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10			
m=8 n=80	1	124,6	124,9	122,8	120,4	123,6	124,1	120,2	125,8	124,7	127,1	120,2	127,1	123,8
	2	119,5	117,7	116,8	114,7	117,3	118,4	123,5	119,6	114,1	112,6	112,6	123,5	117,4
	3	115,0	114,7	117,3	113,8	111,4	114,0	117,1	114,4	113,5	116,6	111,4	117,3	114,8
	4	119,4	117,0	118,3	118,8	119,7	118,3	117,7	120,8	119,2	118,4	117,0	120,8	118,7
	5	118,4	121,0	122,2	122,7	120,9	125,3	124,6	121,8	124,1	127,1	118,4	127,1	122,8
	6	120,3	123,3	126,0	124,3	121,3	125,2	121,7	122,5	124,6	123,8	120,3	126,0	123,3
	7	114,9	118,3	112,2	112,6	115,8	111,2	115,3	118,5	116,8	109,3	109,3	118,5	114,5
	8	116,5	115,9	112,9	112,9	114,8	112,1	113,4	112,6	117,1	113,4	112,1	117,1	114,2
	9	131,4	128,2	129,4	130,8	130,1	124,5	129,2	128,3	128,2	126,6	124,5	131,4	128,7
	10	125,8	122,0	120,2	123,6	124,4	121,3	122,4	123,5	119,4	123,8	119,4	125,8	122,6
	11	120,6	117,7	126,6	120,3	120,0	114,8	117,7	119,9	121,2	116,1	114,8	126,6	119,5
	12	129,7	123,9	127,8	129,3	126,4	131,0	128,8	125,5	130,1	129,6	123,9	131,0	128,2
	13	133,9	128,6	124,5	130,6	119,3	131,0	133,1	128,6	134,8	131,4	119,3	134,8	129,6
	14	103,5	111,0	110,1	109,7	104,9	107,0	111,9	109,7	104,8	112,4	103,5	112,4	108,5
	15	119,4	123,9	123,7	127,8	125,0	127,4	120,6	120,5	122,1	122,7	119,4	127,8	123,3
m=10 n=100	1	279,6	274,7	280,5	278,6	269,9	277,6	279,5	284,1	268,8	273,7	268,8	284,1	276,7
	2	270,5	262,6	261,9	269,8	267,6	275,4	266,0	267,7	259,7	260,7	259,7	275,4	266,2
	3	297,7	277,9	270,6	282,5	278,1	281,2	290,4	284,7	293,6	282,9	270,6	297,7	284,0
	4	291,5	276,6	280,7	279,7	288,8	301,2	274,2	271,6	264,9	268,0	264,9	301,2	279,7
	5	237,9	240,8	237,7	237,4	242,8	236,6	239,4	243,0	233,7	243,9	233,7	243,9	239,3
	6	276,9	265,6	267,7	281,3	271,6	276,0	268,2	279,3	271,6	261,4	261,4	281,3	272,0
	7	240,3	247,3	244,1	249,9	243,1	239,3	234,7	243,3	240,4	250,2	234,7	250,2	243,3
	8	263,0	274,9	260,0	258,7	270,5	263,3	259,5	265,1	266,5	259,9	258,7	274,9	264,2
	9	273,4	265,7	261,3	266,7	268,0	259,1	260,5	268,3	269,4	269,0	259,1	273,4	266,1
	10	285,2	278,5	278,4	284,2	291,0	283,2	294,1	291,8	279,9	274,5	274,5	294,1	284,1
	11	264,3	273,5	274,0	274,5	277,5	283,0	272,4	272,7	276,1	276,0	264,3	283,0	274,4
	12	285,7	287,1	295,2	288,6	288,4	284,0	289,3	287,5	301,0	284,9	284,0	301,0	289,2
	13	289,2	283,9	280,6	264,2	275,0	274,9	271,8	274,5	268,7	262,3	262,3	289,2	274,5
	14	285,2	286,4	280,0	290,5	289,0	286,1	300,9	288,1	287,0	279,6	279,6	300,9	287,3
	15	274,3	270,4	277,1	268,0	283,2	276,6	271,4	268,9	260,1	260,0	260,0	283,2	271,0
m=12 n=120	1	594,9	560,9	575,6	575,4	568,1	604,9	575,9	578,7	588,2	574,0	560,9	604,9	579,7
	2	612,9	607,9	611,4	632,5	612,4	619,4	611,5	610,2	579,8	571,6	571,6	632,5	606,9
	3	585,9	566,2	570,3	568,2	574,6	593,9	581,0	583,5	584,6	599,7	566,2	599,7	580,8
	4	592,4	618,2	595,6	585,4	593,0	573,9	564,8	547,6	588,2	608,6	547,6	618,2	586,8
	5	559,2	566,5	593,6	564,0	556,5	566,0	550,8	571,9	539,4	546,9	539,4	593,6	561,5
	6	596,7	597,3	613,9	588,3	594,9	577,1	596,8	566,7	569,7	596,6	566,7	613,9	589,8
	7	661,6	641,0	633,2	634,4	625,2	637,3	628,4	639,6	633,3	628,8	625,2	661,6	636,3
	8	586,4	571,2	598,8	599,3	577,7	574,0	593,0	562,7	580,4	581,4	562,7	599,3	582,5
	9	590,3	564,5	559,3	577,9	552,1	579,4	585,2	572,7	541,9	540,6	540,6	590,3	566,4
	10	608,2	584,5	595,1	593,0	598,3	581,5	595,0	580,8	545,1	570,9	545,1	608,2	585,2
	11	572,2	563,2	551,2	539,9	558,4	537,7	540,4	543,1	532,7	562,0	532,7	572,2	550,1
	12	536,9	531,2	531,8	540,6	553,0	546,3	551,1	579,4	528,5	551,1	528,5	579,4	545,0
	13	537,9	540,1	553,0	542,7	559,3	540,2	548,7	537,6	533,4	557,8	533,4	559,3	545,1
	14	617,9	622,4	627,1	592,3	597,3	612,5	615,4	604,9	580,3	568,5	568,5	627,1	603,9
	15	580,8	578,9	563,4	573,0	538,6	554,5	536,3	514,2	537,8	516,8	514,2	580,8	549,4

Tabla A.3.4 Tiempos CPU(s) incurridos en heurística GRASP-1 con parámetro $\alpha=0.1$

GRASP-2

CPU[s]		GRASP-2 $\alpha=0$												
		Réplica												
Tamaño	Instancia	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	Mejor	Peor	Promedio
m=2 n=20	1	5,63	7,41	5,88	2,92	2,75	2,71	2,89	3,64	3,81	3,73	2,71	7,41	4,14
	2	5,90	6,88	8,36	5,15	3,39	2,79	2,79	2,86	2,75	2,65	2,65	8,36	4,35
	3	5,35	3,26	2,78	3,03	3,07	2,87	2,54	2,40	2,39	2,59	2,39	5,35	3,03
	4	3,96	3,74	2,90	2,76	2,87	2,46	2,37	2,40	2,37	2,57	2,37	3,96	2,84
	5	3,78	3,81	3,67	3,78	2,90	2,76	2,78	2,70	2,90	2,79	2,70	3,81	3,19
	6	5,74	2,92	2,73	2,70	2,89	4,10	3,63	3,64	2,89	2,79	2,70	5,74	3,40
	7	5,69	3,64	2,81	2,79	2,87	2,71	2,64	2,81	2,75	3,29	2,64	5,69	3,20
	8	4,34	7,46	8,46	4,93	3,07	2,87	2,90	2,84	3,68	3,53	2,84	8,46	4,41
	9	7,93	8,63	8,56	7,57	6,83	7,39	8,77	8,30	8,21	7,68	6,83	8,77	7,99
	10	7,77	8,11	7,71	7,94	7,83	5,63	8,27	7,52	8,03	8,33	5,63	8,33	7,71
	11	3,09	3,68	3,56	3,24	2,78	5,37	8,33	6,85	7,33	7,71	2,78	8,33	5,19
	12	2,79	3,01	3,34	6,82	3,70	2,92	2,86	3,18	2,96	2,81	2,79	6,82	3,44
	13	5,57	3,06	2,87	2,89	2,92	3,68	3,92	2,92	2,67	2,86	2,67	5,57	3,33
	14	5,79	3,21	2,95	2,78	2,68	2,79	4,02	3,93	3,62	3,62	2,68	5,79	3,54
	15	5,46	2,83	2,87	2,76	2,82	3,09	3,15	3,11	2,96	2,67	2,67	5,46	3,17
m=4 n=40	1	10,38	11,90	5,55	3,99	3,82	4,01	3,92	4,04	3,90	3,93	3,82	11,90	5,55
	2	10,67	7,60	3,87	4,23	4,60	4,81	4,98	4,95	5,07	4,65	3,87	10,67	5,54
	3	8,44	10,69	4,35	4,04	4,24	5,29	5,15	5,21	5,13	5,13	4,04	10,69	5,77
	4	11,78	8,33	4,18	3,93	4,10	5,18	5,26	5,15	5,07	4,91	3,93	11,78	5,79
	5	9,89	12,07	4,98	3,98	4,18	5,18	5,10	5,26	5,23	5,23	3,98	12,07	6,11
	6	7,44	4,03	3,84	3,98	3,96	3,99	3,96	3,98	6,76	5,29	3,84	7,44	4,72
	7	6,41	3,90	4,21	5,01	5,24	5,19	5,20	4,93	4,95	4,20	3,90	6,41	4,92
	8	6,82	4,03	3,96	4,66	5,26	5,07	5,21	5,04	4,68	3,99	3,96	6,82	4,87
	9	6,29	4,13	3,99	4,51	5,01	5,07	5,02	5,12	4,87	4,10	3,99	6,29	4,81
	10	6,94	4,10	4,13	4,91	5,02	4,96	5,16	5,12	4,45	4,04	4,04	6,94	4,88
	11	6,33	3,62	3,48	3,48	3,48	3,48	3,48	3,50	3,48	3,50	3,48	6,33	3,78
	12	5,21	5,26	4,91	5,19	5,26	4,62	4,06	3,62	3,81	9,86	3,62	9,86	5,18
	13	5,23	4,95	5,18	4,77	5,24	4,52	4,63	12,04	12,82	12,81	4,52	12,82	7,22
	14	5,07	4,99	5,30	5,04	5,15	4,13	3,76	3,46	3,49	3,50	3,46	5,30	4,39
	15	5,02	5,02	4,96	4,88	4,99	4,42	4,01	3,51	3,46	3,43	3,43	5,02	4,37
m=6 n=60	1	16,32	10,66	6,24	6,21	6,49	6,04	6,90	7,81	8,02	7,27	6,04	16,32	8,19
	2	6,44	6,43	6,27	7,46	6,44	7,38	9,56	9,03	7,70	7,86	6,27	9,56	7,46
	3	8,65	5,63	6,16	6,20	7,05	7,31	7,34	7,79	7,12	7,72	5,63	8,65	7,10
	4	6,96	6,25	6,82	5,79	6,77	6,12	7,13	7,47	7,90	7,84	5,79	7,90	6,90
	5	6,25	6,30	7,09	6,62	5,90	7,43	7,12	7,29	7,01	7,72	5,90	7,72	6,87
	6	11,64	6,16	6,20	6,51	6,01	7,10	7,75	7,82	7,53	6,72	6,01	11,64	7,34
	7	7,22	6,35	8,18	8,66	8,93	7,85	7,73	5,95	5,92	6,16	5,92	8,93	7,30
	8	6,41	6,09	7,24	7,35	7,32	7,24	7,67	7,04	6,36	6,79	6,09	7,67	6,95
	9	6,68	5,89	6,80	6,16	6,62	7,77	7,26	7,24	6,67	6,22	5,89	7,77	6,73
	10	7,41	5,98	6,23	7,88	7,93	7,71	7,54	6,89	6,29	6,18	5,98	7,93	7,00
	11	7,83	8,12	7,71	7,22	6,32	5,38	6,44	6,43	6,32	7,41	5,38	8,12	6,92
	12	8,37	9,12	8,11	7,70	7,61	5,93	5,91	6,22	9,75	6,90	5,91	9,75	7,56
	13	7,46	7,41	7,75	7,62	7,74	6,96	6,52	6,72	6,70	6,66	6,52	7,75	7,15
	14	7,49	7,18	7,25	6,91	6,43	6,12	5,95	6,17	6,17	7,55	5,95	7,55	6,72
	15	7,89	7,36	7,55	7,23	6,66	6,29	6,32	5,91	10,87	14,57	5,91	14,57	8,07

Tabla A.3.5. Tiempos CPU(s) incurridos en heurística GRASP-2 con parámetro $\alpha=0.0$

CPU[s]		GRASP-2 $\alpha=0$												
Tamaño	Instancia	Réplica										Mejor	Peor	Promedio
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10			
m=8 n=80	1	15,36	8,47	10,90	12,92	12,93	14,21	11,54	11,02	11,29	10,61	8,47	15,36	11,93
	2	23,36	11,56	8,55	11,41	13,39	13,09	12,67	11,25	10,92	10,89	8,55	23,36	12,71
	3	23,41	12,11	11,46	10,94	13,40	11,44	12,83	11,31	10,96	12,02	10,94	23,41	12,99
	4	21,21	8,80	10,59	11,58	10,81	11,17	11,04	10,37	11,33	10,51	8,80	21,21	11,74
	5	11,37	8,39	8,49	9,88	10,95	10,93	11,15	10,67	10,74	10,84	8,39	11,37	10,34
	6	9,25	9,89	11,57	13,66	14,39	12,31	11,19	11,22	10,84	9,39	9,25	14,39	11,37
	7	11,34	8,53	10,98	13,40	13,28	12,67	11,08	11,03	10,79	8,99	8,53	13,40	11,21
	8	16,28	11,22	10,87	12,02	13,32	11,91	11,89	11,12	11,08	10,80	10,80	16,28	12,05
	9	11,35	9,53	11,41	11,06	10,67	10,39	10,40	10,94	11,62	10,26	9,53	11,62	10,76
	10	8,92	8,85	10,44	10,95	10,47	10,98	11,05	10,75	9,66	8,82	8,82	11,05	10,09
	11	10,79	13,57	12,81	14,27	11,57	11,26	10,94	10,99	8,92	8,14	8,14	14,27	11,33
	12	12,25	13,44	13,31	12,47	11,44	11,29	10,69	9,12	8,80	8,62	8,62	13,44	11,14
	13	11,40	10,84	12,24	12,67	12,50	11,68	11,21	10,78	11,86	17,07	10,78	17,07	12,23
	14	11,76	11,43	11,22	11,31	10,41	11,24	10,85	10,68	9,15	14,32	9,15	14,32	11,24
	15	10,65	10,27	10,74	10,37	11,30	10,33	10,32	8,42	8,57	13,25	8,42	13,25	10,42
m=10 n=100	1	24,26	11,13	14,93	16,24	15,07	14,87	15,54	14,40	15,25	14,97	11,13	24,26	15,66
	2	13,22	13,06	16,75	14,96	14,61	13,56	15,06	14,71	14,82	13,66	13,06	16,75	14,44
	3	15,70	15,67	14,65	15,52	14,51	14,97	15,30	14,49	11,21	14,91	11,21	15,70	14,69
	4	12,19	11,43	14,27	15,48	14,91	14,84	15,03	15,33	14,85	14,71	11,43	15,48	14,30
	5	11,50	15,54	14,93	14,22	15,24	14,91	14,48	15,02	14,26	11,14	11,14	15,54	14,12
	6	15,70	14,69	14,50	15,08	14,75	14,17	14,56	12,82	10,78	10,61	10,61	15,70	13,76
	7	24,41	13,93	14,62	14,91	15,01	14,59	15,10	14,72	14,63	15,05	13,93	24,41	15,70
	8	15,01	14,96	14,76	13,82	14,96	14,93	14,56	14,97	14,54	13,63	13,63	15,01	14,61
	9	14,92	14,60	14,64	14,73	14,80	14,55	14,55	14,59	14,25	10,91	10,91	14,92	14,25
	10	22,08	12,80	14,02	14,69	15,00	14,84	14,99	14,23	14,62	15,00	12,80	22,08	15,23
	11	13,61	14,28	15,04	15,27	14,10	14,49	14,70	14,94	14,40	13,70	13,61	15,27	14,45
	12	15,02	14,58	14,38	15,32	14,78	15,19	14,70	14,78	12,69	11,38	11,38	15,32	14,28
	13	22,96	13,49	15,24	14,63	14,84	15,03	14,84	14,64	14,56	14,84	13,49	22,96	15,51
	14	13,93	15,05	14,28	14,84	14,30	14,68	14,94	14,71	14,65	13,65	13,65	15,05	14,50
	15	14,25	15,12	14,75	14,94	14,64	14,78	14,57	15,29	13,31	10,72	10,72	15,29	14,24
m=12 n=120	1	26,22	19,93	21,67	21,82	18,88	19,23	19,69	21,08	20,28	20,58	18,88	26,22	20,94
	2	16,94	16,79	19,33	20,42	21,08	21,23	20,81	20,48	19,34	20,69	16,79	21,23	19,71
	3	25,93	19,84	22,06	20,65	20,95	20,00	20,37	18,72	21,22	20,97	18,72	25,93	21,07
	4	28,02	20,25	21,75	19,67	20,59	21,09	19,88	20,59	20,31	19,24	19,24	28,02	21,14
	5	35,52	20,11	20,00	20,56	18,32	18,74	20,34	20,11	19,84	20,50	18,32	35,52	21,40
	6	18,13	21,12	20,83	21,09	20,95	20,14	21,59	21,12	21,93	18,49	18,13	21,93	20,54
	7	16,82	20,92	20,11	19,70	20,05	20,48	19,94	20,31	18,60	17,13	16,82	20,92	19,40
	8	19,84	20,83	21,62	21,98	21,40	19,38	20,50	19,77	19,36	18,08	18,08	21,98	20,28
	9	21,06	19,28	19,88	20,51	20,12	20,06	20,70	19,95	20,94	19,25	19,25	21,06	20,18
	10	18,60	21,08	20,58	21,48	20,31	19,59	20,20	20,09	18,50	15,98	15,98	21,48	19,64
	11	21,61	20,76	19,53	20,97	21,09	19,38	20,48	19,72	19,69	20,22	19,38	21,61	20,34
	12	19,97	20,34	19,11	19,42	19,47	19,38	20,08	20,94	18,38	13,98	13,98	20,34	19,11
	13	21,45	20,42	22,23	21,22	20,44	21,05	20,69	20,12	18,97	14,13	14,13	22,23	20,07
	14	20,98	19,09	20,17	20,00	19,55	19,67	19,16	20,84	20,28	15,65	15,65	20,98	19,54
	15	18,89	19,38	21,01	21,64	20,12	20,37	20,47	20,05	15,72	13,68	13,68	21,64	19,13

Tabla A.3.6. Tiempos CPU(s) incurridos en heurística GRASP-2 con parámetro $\alpha=0.0$

CPU[s]		GRASP-2 $\alpha=0.1$										Mejor	Peor	Promedio
Tamaño	Instancia	Réplica												
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10			
m=2 n=20	1	6,33	8,35	5,82	2,93	2,62	2,76	2,75	3,51	3,62	4,04	2,62	8,35	4,27
	2	2,84	2,82	2,86	2,59	8,41	5,71	3,03	2,85	3,03	2,84	2,59	8,41	3,70
	3	5,58	2,98	2,75	2,75	3,14	3,73	3,14	2,95	2,75	2,65	2,65	5,58	3,24
	4	2,98	2,87	2,96	8,13	5,30	2,86	2,89	2,75	2,64	2,76	2,64	8,13	3,61
	5	3,04	2,70	2,82	2,84	2,51	2,37	2,39	2,40	2,47	2,79	2,37	3,04	2,63
	6	5,41	2,89	2,64	2,78	2,79	3,90	3,64	3,56	3,10	3,18	2,64	5,41	3,39
	7	5,26	2,95	2,86	3,01	2,86	2,57	2,50	5,21	4,09	3,17	2,50	5,26	3,45
	8	3,53	3,56	2,98	2,73	2,65	2,57	3,23	2,92	3,21	3,09	2,57	3,56	3,05
	9	5,98	2,98	2,76	2,82	2,67	2,76	2,79	3,03	2,98	3,29	2,67	5,98	3,21
	10	2,78	2,57	2,45	2,61	2,39	2,39	2,39	2,61	3,12	2,68	2,39	3,12	2,60
	11	3,45	4,04	3,60	3,04	3,14	2,48	2,43	2,89	2,81	2,92	2,43	4,04	3,08
	12	5,10	3,40	2,75	7,35	3,53	2,87	2,70	2,75	3,53	3,96	2,70	7,35	3,79
	13	3,25	2,92	3,20	3,07	2,47	2,42	2,43	2,96	2,86	3,01	2,42	3,25	2,86
	14	2,87	2,98	3,21	2,95	2,48	2,42	3,07	2,71	2,90	2,76	2,42	3,21	2,84
	15	2,89	2,87	2,64	2,40	2,40	2,67	2,53	2,48	2,47	2,42	2,40	2,89	2,58
m=4 n=40	1	10,53	9,75	4,76	3,79	4,52	5,30	5,20	5,35	5,24	5,19	3,79	10,53	5,96
	2	10,34	12,87	5,90	3,99	4,48	4,98	4,85	5,35	5,27	5,12	3,99	12,87	6,31
	3	12,53	9,47	4,15	3,87	4,57	5,27	4,95	4,85	5,26	5,30	3,87	12,53	6,02
	4	10,64	12,25	5,93	3,90	4,03	5,24	5,10	5,27	5,35	5,05	3,90	12,25	6,28
	5	11,29	9,64	4,24	3,98	3,98	4,96	5,15	5,30	4,91	5,15	3,98	11,29	5,86
	6	6,97	3,84	3,93	5,04	5,13	4,81	5,44	5,13	4,76	4,17	3,84	6,97	4,92
	7	7,32	4,06	4,37	5,35	5,40	4,82	4,95	4,81	4,38	4,12	4,06	7,32	4,96
	8	6,82	3,95	3,84	5,16	4,84	5,30	5,09	4,74	4,59	3,95	3,84	6,82	4,83
	9	8,63	4,21	3,88	4,40	5,48	4,93	5,10	4,95	5,01	4,15	3,88	8,63	5,07
	10	6,21	4,18	3,90	4,24	5,37	4,88	5,23	5,15	4,81	4,26	3,90	6,21	4,82
	11	4,91	5,16	4,99	4,77	4,88	4,73	4,06	3,85	3,46	3,48	3,46	5,16	4,43
	12	5,21	5,29	5,13	4,87	5,20	4,70	4,07	3,67	3,48	3,45	3,45	5,29	4,51
	13	4,90	5,12	4,95	5,09	5,34	4,93	3,92	3,50	3,46	3,46	3,46	5,34	4,46
	14	5,10	4,77	5,20	4,81	5,02	4,34	4,04	3,48	3,46	3,46	3,46	5,20	4,37
	15	4,81	4,90	4,88	5,15	4,99	4,18	3,82	3,46	3,48	3,45	3,45	5,15	4,31
m=6 n=60	1	15,29	7,71	6,79	7,68	7,45	7,84	7,02	7,94	7,21	7,56	6,79	15,29	8,25
	2	13,02	11,68	6,00	6,40	7,69	7,38	7,33	7,55	7,33	7,34	6,00	13,02	8,17
	3	6,22	6,07	5,53	5,54	6,23	6,07	6,17	7,29	7,26	7,21	5,53	7,29	6,36
	4	7,53	6,43	6,21	10,04	9,01	6,05	5,68	7,57	7,70	7,82	5,68	10,04	7,40
	5	6,17	9,94	6,18	5,94	6,89	8,03	7,63	7,71	9,47	8,16	5,94	9,94	7,61
	6	8,84	6,74	7,67	7,83	7,95	7,71	7,73	7,64	7,55	6,34	6,34	8,84	7,60
	7	8,05	5,82	7,09	7,09	7,17	7,67	7,19	7,67	7,59	6,37	5,82	8,05	7,17
	8	6,35	6,20	6,87	7,41	7,83	6,99	6,74	6,34	6,13	7,66	6,13	7,83	6,85
	9	7,35	5,88	6,52	7,62	8,05	6,89	5,94	5,85	5,85	6,05	5,85	8,05	6,60
	10	6,51	6,02	6,52	8,14	7,46	7,81	8,97	8,44	7,04	6,43	6,02	8,97	7,33
	11	7,69	7,70	8,03	7,15	7,79	7,62	7,56	6,97	6,30	5,67	5,67	8,03	7,25
	12	7,44	7,69	7,69	7,50	7,34	7,43	6,65	6,38	6,00	6,25	6,00	7,69	7,04
	13	7,59	7,56	7,20	6,82	6,27	5,89	7,07	6,91	6,22	5,83	5,83	7,59	6,74
	14	7,48	8,25	7,46	6,02	5,90	5,85	5,97	9,16	6,05	6,13	5,85	9,16	6,83
	15	7,61	8,17	7,84	8,08	9,23	7,49	6,45	9,38	5,72	7,84	5,72	9,38	7,78

Tabla A.3.7. Tiempos CPU(s) incurridos en heurística GRASP-2 con parámetro $\alpha=0.1$

CPU[s]		GRASP-2 $\alpha=0.1$										Mejor	Peor	Promedio
Tamaño	Instancia	Réplica												
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10			
m=8 n=80	1	18,68	8,80	11,13	11,43	10,88	10,93	11,32	11,22	11,13	10,51	8,80	18,68	11,60
	2	11,14	8,35	8,98	10,04	10,84	11,03	10,75	10,78	10,86	10,84	8,35	11,14	10,36
	3	11,82	8,58	8,65	9,49	10,65	10,32	10,41	10,92	10,60	9,97	8,58	11,82	10,14
	4	16,91	10,06	10,37	10,79	10,62	10,55	10,82	10,78	10,73	10,50	10,06	16,91	11,21
	5	13,08	12,95	8,75	11,03	10,54	10,65	10,67	10,71	10,39	11,09	8,75	13,08	10,98
	6	11,55	10,42	10,45	10,98	11,41	10,40	10,61	11,16	11,22	9,93	9,93	11,55	10,81
	7	9,20	9,85	10,22	10,53	10,99	10,19	10,57	11,01	9,51	8,39	8,39	11,01	10,05
	8	8,94	8,72	10,99	10,98	11,11	10,51	11,03	10,88	8,95	8,60	8,60	11,11	10,07
	9	10,87	9,94	11,15	11,28	10,69	10,70	10,64	11,56	10,58	8,77	8,77	11,56	10,62
	10	10,91	9,61	10,90	10,67	10,61	10,42	10,90	10,92	10,02	8,30	8,30	10,92	10,32
	11	10,97	10,27	10,83	10,18	10,73	10,42	10,39	9,92	10,27	11,13	9,92	11,13	10,51
	12	11,22	10,87	10,91	11,09	10,30	10,83	10,19	8,53	15,56	9,04	8,53	15,56	10,85
	13	10,46	11,09	10,19	11,03	10,35	11,00	9,65	8,35	8,37	7,85	7,85	11,09	9,83
	14	10,92	11,73	11,17	10,89	10,52	10,93	10,95	10,14	8,54	10,50	8,54	11,73	10,63
	15	10,81	10,87	10,64	10,76	10,84	10,95	10,65	8,89	8,14	7,89	7,89	10,95	10,04
m=10 n=100	1	15,85	15,69	17,97	17,39	17,16	18,63	18,05	18,36	15,68	14,87	14,87	18,63	16,97
	2	20,78	12,11	17,25	16,52	15,27	15,79	15,65	16,09	17,09	16,64	12,11	20,78	16,32
	3	21,22	13,79	14,60	14,62	15,34	15,09	15,00	14,95	14,82	14,66	13,79	21,22	15,41
	4	16,08	15,82	18,10	18,58	17,67	16,60	15,59	15,89	15,44	17,89	15,44	18,58	16,76
	5	24,86	11,52	15,79	16,17	16,69	15,95	14,62	14,93	15,74	14,97	11,52	24,86	16,12
	6	15,34	18,03	16,52	16,30	17,96	19,31	18,78	16,65	14,27	12,36	12,36	19,31	16,55
	7	14,17	15,64	15,55	16,66	15,10	15,19	15,80	15,85	15,82	14,94	14,17	16,66	15,47
	8	14,48	14,82	15,19	14,36	14,55	14,49	14,45	14,96	15,03	13,61	13,61	15,19	14,59
	9	15,59	18,00	18,66	17,92	16,55	16,31	15,75	15,41	17,35	16,47	15,41	18,66	16,80
	10	13,87	13,41	14,70	15,19	16,91	15,47	16,18	15,48	15,17	15,06	13,41	16,91	15,14
	11	18,05	17,05	16,80	17,89	16,94	17,14	17,05	15,23	13,56	26,27	13,56	26,27	17,60
	12	17,48	16,50	15,57	15,26	15,85	15,62	15,54	16,16	13,17	11,47	11,47	17,48	15,26
	13	14,89	14,80	15,26	15,40	15,63	15,07	14,90	14,77	13,70	14,21	13,70	15,63	14,86
	14	17,69	18,44	17,74	17,44	15,41	15,99	15,82	16,37	17,57	13,96	13,96	18,44	16,64
	15	16,14	15,55	16,81	15,96	15,05	16,42	16,04	15,33	12,22	11,16	11,16	16,81	15,07
m=12 n=120	1	29,22	18,25	19,17	18,92	20,55	21,04	19,89	21,08	18,24	20,03	18,24	29,22	20,64
	2	29,41	17,21	18,39	21,67	20,55	20,31	21,98	20,65	19,97	19,92	17,21	29,41	21,01
	3	28,07	18,67	19,05	20,95	19,95	20,75	20,20	21,23	18,63	19,77	18,63	28,07	20,73
	4	27,39	18,97	20,70	20,78	19,56	21,09	20,73	19,53	20,23	20,95	18,97	27,39	20,99
	5	29,38	16,44	20,89	22,74	24,78	22,71	25,77	25,76	26,42	26,45	16,44	29,38	24,13
	6	17,88	20,97	20,44	20,02	20,48	19,35	21,26	21,22	21,68	17,15	17,15	21,68	20,04
	7	17,66	18,91	20,78	20,87	20,42	19,25	19,80	19,59	20,95	18,92	17,66	20,95	19,72
	8	17,91	20,56	20,58	20,36	19,56	20,36	19,89	20,12	21,65	17,66	17,66	21,65	19,87
	9	19,67	20,81	20,80	20,73	20,30	20,16	20,12	20,62	19,86	19,16	19,16	20,81	20,22
	10	17,63	17,85	19,91	24,52	24,61	23,36	26,33	26,10	26,71	24,03	17,63	26,71	23,10
	11	19,47	20,56	21,29	19,94	19,95	20,12	18,94	20,05	18,08	14,04	14,04	21,29	19,24
	12	21,50	18,39	19,09	20,30	19,78	20,30	20,20	21,47	16,33	13,90	13,90	21,50	19,13
	13	19,44	19,70	20,12	20,30	19,22	20,22	18,83	20,75	19,53	13,93	13,93	20,75	19,20
	14	19,31	18,97	19,27	20,36	19,17	19,53	20,92	20,28	20,09	15,37	15,37	20,92	19,33
	15	20,55	22,37	24,98	23,47	25,39	26,06	26,44	26,22	20,54	18,49	18,49	26,44	23,45

Tabla A.3.8. Tiempos CPU(s) incurridos en heurística GRASP-2 con parámetro $\alpha=0.1$

GRASP-3

CPU[s]		GRASP-3 $\alpha=0$														
		Réplica														
Tamaño	Instancia	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	Mejor	Peor	Promedio		
m=2 n=20	1	38,97	35,16	38,52	36,39	36,90	35,20	20,72	14,56	14,50	14,54	14,50	38,97	28,55		
	2	35,54	42,44	40,83	39,33	33,46	36,81	38,14	23,60	17,67	16,18	16,18	42,44	32,40		
	3	36,70	23,39	23,01	18,47	17,23	16,08	15,49	15,74	15,85	16,04	15,49	36,70	19,80		
	4	22,28	15,97	14,31	14,63	16,82	16,35	16,63	16,90	17,99	21,22	14,31	22,28	17,31		
	5	21,06	19,94	16,68	18,63	21,26	21,03	19,05	17,05	16,69	21,42	16,68	21,42	19,28		
	6	21,08	18,46	17,00	19,58	20,78	16,51	16,49	21,23	19,95	20,50	16,49	21,23	19,16		
	7	20,37	16,88	18,80	20,09	18,47	15,85	17,22	19,55	20,02	19,86	15,85	20,37	18,71		
	8	20,81	20,11	18,10	15,85	19,50	20,11	19,83	18,58	16,83	22,45	15,85	22,45	19,22		
	9	19,81	17,49	16,58	19,80	19,52	18,30	15,94	19,78	19,81	20,37	15,94	20,37	18,74		
	10	19,28	18,04	16,77	15,88	15,79	16,01	16,13	28,92	26,96	16,26	15,79	28,92	19,00		
	11	16,71	15,93	16,32	16,93	16,82	20,19	18,30	16,68	19,48	19,89	15,93	20,19	17,72		
	12	20,69	20,67	20,64	16,80	16,41	18,78	18,38	18,30	20,47	20,27	16,41	20,69	19,14		
	13	21,14	20,70	20,48	17,58	18,17	19,80	17,49	18,83	20,48	20,27	17,49	21,14	19,49		
	14	20,53	20,56	20,08	16,27	15,82	16,07	14,85	26,75	15,01	14,87	14,85	26,75	18,08		
	15	20,78	20,83	18,39	16,66	20,48	20,33	19,89	16,46	15,93	16,43	15,93	20,83	18,62		
m=4 n=40	1	17,58	15,30	15,27	15,31	15,39	15,28	15,32	15,29	15,24	15,23	15,23	17,58	15,52		
	2	18,33	15,08	15,10	15,10	15,07	15,12	15,09	15,09	14,89	15,02	14,89	18,33	15,39		
	3	18,29	15,06	14,85	14,85	14,81	14,87	14,76	14,83	14,84	14,74	14,74	18,29	15,19		
	4	21,29	15,12	15,10	15,15	15,13	15,15	19,09	28,97	15,19	15,18	15,10	28,97	17,54		
	5	20,87	15,27	15,25	15,23	15,26	15,20	15,19	15,15	15,42	15,23	15,15	20,87	15,81		
	6	17,10	14,58	14,64	14,73	14,65	14,65	14,65	14,71	14,72	14,66	14,58	17,10	14,91		
	7	24,75	15,10	15,10	15,18	15,13	15,19	15,18	15,20	15,16	15,14	15,10	24,75	16,11		
	8	50,84	40,48	49,00	51,75	51,45	46,95	14,85	14,56	14,49	14,26	14,26	51,75	34,86		
	9	21,13	17,02	17,16	17,02	17,08	17,04	17,05	30,86	19,13	18,48	17,02	30,86	19,20		
	10	51,50	49,11	48,61	29,87	15,63	25,47	30,38	18,40	14,96	15,54	14,96	51,50	29,94		
	11	49,14	45,24	16,37	16,30	18,61	16,69	16,41	16,40	41,71	43,71	16,30	49,14	28,06		
	12	35,34	34,08	17,76	31,96	42,02	46,67	40,64	27,83	15,37	17,29	15,37	46,67	30,90		
	13	36,94	28,65	34,11	36,77	27,91	36,75	29,09	14,73	14,78	14,78	14,73	36,94	27,45		
	14	39,22	35,91	43,92	32,89	39,83	40,59	37,53	31,40	40,52	36,30	31,40	43,92	37,81		
	15	29,15	15,10	15,32	15,12	15,12	15,07	15,10	15,11	15,12	15,11	15,07	29,15	16,53		
m=6 n=60	1	19,76	15,01	15,00	15,03	15,04	15,05	14,99	15,00	14,98	15,02	14,98	19,76	15,49		
	2	19,96	15,13	15,19	15,16	15,20	15,14	15,18	15,25	15,56	15,18	15,13	19,96	15,69		
	3	18,18	14,78	14,85	14,85	14,83	14,90	14,86	14,85	14,81	14,81	14,78	18,18	15,17		
	4	30,46	14,54	14,63	14,55	14,51	14,56	14,58	14,55	14,52	14,52	14,51	30,46	16,14		
	5	19,75	14,90	14,93	14,89	14,86	14,86	14,85	14,87	18,05	23,19	14,85	23,19	16,51		
	6	23,39	15,30	14,94	15,00	14,98	15,05	15,01	14,99	15,01	14,82	14,82	23,39	15,85		
	7	17,29	15,05	14,99	14,99	14,97	15,05	14,96	15,02	15,00	15,04	14,96	17,29	15,24		
	8	25,44	15,44	15,46	15,47	15,47	15,47	15,44	15,41	15,41	15,46	15,41	25,44	16,45		
	9	20,15	15,33	15,13	15,08	15,11	15,08	15,20	15,13	15,13	15,06	15,06	20,15	15,64		
	10	26,22	14,78	14,81	14,82	14,79	21,72	15,84	14,86	14,77	15,03	14,77	26,22	16,76		
	11	19,51	15,27	15,19	15,21	15,21	15,21	15,26	15,25	15,20	15,20	15,19	19,51	15,65		
	12	27,21	15,14	15,26	15,12	15,10	15,09	15,11	15,12	15,09	15,08	15,08	27,21	16,33		
	13	24,86	15,42	15,24	15,22	21,14	16,88	15,25	15,27	15,22	15,28	15,22	24,86	16,98		
	14	18,36	14,67	14,68	14,70	14,70	14,74	14,73	14,67	14,67	14,83	14,67	18,36	15,08		
	15	18,58	14,75	14,81	14,80	14,73	14,79	14,77	14,83	14,78	14,77	14,73	18,58	15,16		

Tabla A.3.9. Tiempos CPU(s) incurridos en heurística GRASP-3 con parámetro $\alpha=0.0$

CPU[s]		GRASP-3 $\alpha=0$													
Tamaño	Instancia	Réplica										Mejor	Peor	Promedio	
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10				
m=8 n=80	1	21,94	15,17	15,54	18,81	44,07	37,45	16,76	15,19	15,11	15,13	15,11	44,07	21,52	
	2	47,99	51,56	44,84	47,77	50,80	49,48	49,23	43,72	51,63	36,90	36,90	51,63	47,39	
	3	43,72	37,10	24,18	24,75	15,79	15,68	15,33	15,48	36,14	29,24	15,33	43,72	25,74	
	4	45,90	50,38	47,03	45,79	50,85	43,25	50,86	43,39	52,54	40,01	40,01	52,54	47,00	
	5	43,40	46,84	49,43	41,96	27,73	14,98	15,01	14,87	14,85	15,41	14,85	49,43	28,45	
	6	28,64	15,14	15,87	24,08	14,96	14,93	14,97	14,98	14,99	15,02	14,93	28,64	17,36	
	7	22,28	15,29	15,36	15,31	22,73	17,23	15,30	15,25	15,29	15,28	15,25	22,73	16,93	
	8	19,42	15,35	15,37	15,44	15,40	15,45	15,39	15,47	15,41	15,57	15,35	19,42	15,83	
	9	22,87	15,35	15,32	15,35	15,36	15,38	15,36	15,33	15,74	15,36	15,32	22,87	16,14	
	10	24,84	16,04	15,99	15,99	15,92	15,96	15,97	15,94	15,94	16,00	15,92	24,84	16,86	
	11	21,46	15,16	15,19	15,15	15,20	15,19	15,21	15,26	15,18	15,19	15,15	21,46	15,82	
	12	18,46	15,14	15,52	15,41	15,13	15,14	15,12	15,11	15,16	15,17	15,11	18,46	15,54	
	13	18,85	15,38	15,44	15,39	15,37	15,61	15,38	15,46	15,42	15,43	15,37	18,85	15,77	
	14	18,85	15,16	15,13	15,13	15,13	15,15	15,16	21,40	15,90	15,09	15,09	21,40	16,21	
	15	20,38	15,06	15,05	15,03	15,01	15,09	15,03	15,12	15,03	15,03	15,01	20,38	15,58	
m=10 n=100	1	19,06	16,75	17,40	17,11	17,09	17,13	30,26	16,05	16,22	15,89	15,89	30,26	18,30	
	2	18,47	16,01	18,14	34,03	40,10	19,65	15,98	15,99	16,06	16,04	15,98	40,10	21,05	
	3	41,28	43,96	37,37	35,34	28,21	16,40	17,41	34,15	36,79	20,43	16,40	43,96	31,13	
	4	18,11	15,62	16,30	17,28	35,75	36,19	41,78	38,65	41,58	40,25	15,62	41,78	30,15	
	5	19,70	16,43	37,78	41,50	39,51	42,36	21,77	17,34	22,18	41,52	16,43	42,36	30,01	
	6	20,57	33,70	38,14	35,90	34,48	41,17	42,04	41,25	32,96	36,13	20,57	42,04	35,63	
	7	19,39	20,89	31,45	29,01	19,08	16,10	16,69	17,98	18,04	31,10	16,10	31,45	21,97	
	8	18,28	16,00	19,57	43,34	28,11	24,64	46,86	41,32	44,73	40,46	16,00	46,86	32,33	
	9	18,73	15,64	15,39	15,40	16,24	16,16	16,30	30,20	45,30	38,98	15,39	45,30	22,83	
	10	23,54	37,19	38,20	43,34	24,29	15,93	15,96	15,96	15,95	16,02	15,93	43,34	24,64	
	11	17,95	15,22	15,18	20,11	15,23	15,25	15,24	15,61	16,10	16,04	15,18	20,11	16,19	
	12	20,23	33,41	34,27	25,84	17,53	17,15	17,34	17,61	17,59	17,67	17,15	34,27	21,86	
	13	18,73	16,09	16,23	16,16	16,39	17,39	38,71	44,94	33,03	17,63	16,09	44,94	23,53	
	14	18,55	24,59	41,94	15,66	15,17	15,22	15,18	15,20	15,19	15,18	15,17	41,94	19,19	
	15	30,20	42,09	36,26	48,28	41,49	16,20	20,09	17,59	34,53	15,12	15,12	48,28	30,19	
m=12 n=120	1	34,11	15,52	15,95	16,07	15,41	27,88	40,28	37,75	45,44	45,89	15,41	45,89	29,43	
	2	40,57	38,85	26,77	15,65	15,95	15,82	15,80	15,81	15,62	15,42	15,42	40,57	21,63	
	3	23,99	15,43	15,50	19,63	18,42	23,06	15,53	15,84	15,98	15,84	15,43	23,99	17,92	
	4	42,15	29,07	17,29	16,22	15,16	15,23	15,16	15,26	30,90	37,45	15,16	42,15	23,39	
	5	29,04	35,17	20,07	15,47	33,42	22,08	15,43	15,39	19,00	18,27	15,39	35,17	22,33	
	6	23,05	19,31	15,95	16,75	15,92	31,44	44,13	25,55	43,21	39,57	15,92	44,13	27,49	
	7	36,80	29,27	27,29	16,01	15,61	27,82	23,05	16,06	17,41	16,42	15,61	36,80	22,57	
	8	18,74	16,26	32,40	53,54	18,85	49,23	34,29	32,35	17,26	16,52	16,26	53,54	28,94	
	9	24,35	17,77	16,99	16,65	16,55	16,61	16,61	17,40	17,92	18,03	16,55	24,35	17,89	
	10	22,68	16,98	16,79	17,12	16,73	15,58	16,30	17,83	18,33	20,75	15,58	22,68	17,91	
	11	22,56	18,80	20,04	18,73	18,55	21,77	18,91	18,86	18,72	18,02	18,02	22,56	19,50	
	12	27,29	21,98	23,52	20,87	20,10	23,27	17,46	17,26	16,87	15,95	15,95	27,29	20,46	
	13	54,00	22,32	15,63	15,60	15,60	15,58	15,57	15,67	16,98	16,57	15,57	54,00	20,35	
	14	31,15	15,27	15,37	15,23	15,20	15,16	15,24	15,15	15,19	15,16	15,15	31,15	16,81	
	15	28,72	21,36	17,69	28,89	43,88	22,85	17,19	29,31	39,77	35,74	17,19	43,88	28,54	

Tabla A.3.10. Tiempos CPU(s) incurridos en heurística GRASP-3 con parámetro $\alpha=0.0$

CPU[s]		GRASP-3 $\alpha=0.1$										Mejor	Peor	Promedio
Tamaño	Instancia	Réplica												
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10			
m=2 n=20	1	36,74	16,52	20,64	20,45	20,47	20,84	20,84	20,69	20,66	21,12	16,52	36,74	21,90
	2	34,57	16,57	20,64	20,79	20,13	20,64	20,94	20,92	20,44	20,69	16,57	34,57	21,63
	3	19,52	16,52	18,14	20,72	20,84	20,72	20,48	20,56	20,64	21,04	16,52	21,04	19,92
	4	16,50	19,39	19,14	20,78	21,04	21,28	20,76	21,00	21,47	21,15	16,50	21,47	20,25
	5	17,21	14,90	16,27	20,95	21,33	20,39	20,34	20,75	20,64	20,75	14,90	21,33	19,35
	6	19,34	18,58	20,70	20,22	20,87	21,00	21,25	20,89	21,73	18,32	18,32	21,73	20,29
	7	18,25	19,34	20,30	20,84	20,31	19,91	20,61	20,23	20,19	18,75	18,25	20,84	19,87
	8	16,93	17,52	20,42	20,55	20,95	20,78	20,48	20,37	19,75	17,43	16,93	20,95	19,52
	9	18,33	19,45	20,42	20,48	20,12	20,02	19,67	21,15	20,03	17,25	17,25	21,15	19,69
	10	16,69	20,62	20,31	20,33	20,44	20,33	20,98	19,92	16,58	16,19	16,19	20,98	19,24
	11	20,20	20,70	20,17	19,98	20,11	19,78	20,59	21,36	16,32	25,30	16,32	25,30	20,45
	12	20,78	20,56	20,64	21,05	20,87	20,97	20,67	20,25	27,91	21,05	20,25	27,91	21,47
	13	20,78	20,42	19,80	20,05	20,05	20,58	20,64	19,00	15,97	16,21	15,97	20,78	19,35
	14	20,70	19,72	20,03	21,00	20,00	21,45	20,66	19,91	17,10	16,79	16,79	21,45	19,73
	15	22,03	21,28	21,22	20,75	21,12	20,55	18,19	16,65	15,29	14,80	14,80	22,03	19,19
m=4 n=40	1	33,81	16,63	20,45	20,41	20,20	20,20	20,53	20,36	20,37	20,39	16,63	33,81	21,33
	2	18,69	15,94	17,75	20,66	20,55	20,87	20,33	20,26	21,08	20,65	15,94	21,08	19,68
	3	18,00	16,46	16,68	20,59	20,90	20,69	20,58	20,48	20,44	20,73	16,46	20,90	19,55
	4	14,79	15,96	17,30	20,78	20,61	20,37	21,47	20,56	20,76	20,59	14,79	21,47	19,32
	5	16,33	16,33	20,70	20,75	20,37	19,95	20,67	20,50	20,11	20,36	16,33	20,75	19,61
	6	19,55	18,89	19,83	20,50	20,67	20,22	19,95	20,86	20,53	19,27	18,89	20,86	20,03
	7	16,58	19,44	20,33	21,14	20,58	21,04	21,37	20,84	19,38	18,80	16,58	21,37	19,95
	8	16,69	18,00	20,31	20,17	20,17	20,34	20,30	20,02	19,53	16,10	16,10	20,34	19,16
	9	16,83	18,95	20,53	21,65	20,81	20,02	20,84	20,81	19,41	17,15	16,83	21,65	19,70
	10	17,00	20,03	20,53	20,22	20,59	20,41	20,47	20,55	20,09	16,58	16,58	20,59	19,65
	11	21,25	20,66	20,90	20,55	21,00	20,61	20,70	20,00	22,45	31,70	20,00	31,70	21,98
	12	21,20	20,51	20,59	20,06	20,61	20,77	20,66	18,16	19,15	16,38	16,38	21,20	19,81
	13	20,81	20,34	20,59	20,39	20,66	20,72	20,78	17,35	15,21	14,81	14,81	20,81	19,16
	14	21,25	20,11	20,47	21,36	21,14	20,05	20,34	18,03	16,08	16,30	16,08	21,36	19,51
	15	20,76	20,28	20,95	20,89	21,42	20,53	20,95	20,02	16,72	14,93	14,93	21,42	19,74
m=6 n=60	1	31,78	17,53	21,03	20,14	20,55	20,14	20,70	20,73	20,64	20,94	17,53	31,78	21,42
	2	29,82	16,13	19,81	21,00	20,25	20,89	20,76	20,69	20,53	20,78	16,13	29,82	21,07
	3	19,63	16,36	20,39	22,10	21,48	22,08	20,84	20,26	20,73	20,73	16,36	22,10	20,46
	4	41,70	16,94	19,00	20,33	20,25	20,41	20,44	20,81	23,08	21,49	16,94	41,70	22,44
	5	16,55	16,32	16,47	20,33	20,42	20,48	20,61	20,47	20,97	20,31	16,32	20,97	19,29
	6	20,06	19,98	20,72	20,87	20,94	20,65	20,98	20,87	21,70	18,08	18,08	21,70	20,49
	7	18,18	17,52	20,69	20,44	21,33	20,30	20,61	20,61	20,78	18,99	17,52	21,33	19,94
	8	16,63	20,17	22,38	22,40	22,05	20,73	20,62	20,66	20,76	16,05	16,05	22,40	20,25
	9	20,50	18,86	20,23	20,06	20,83	20,92	20,00	22,92	21,83	17,91	17,91	22,92	20,41
	10	16,54	16,58	19,81	20,58	20,53	20,09	20,37	19,94	19,94	16,46	16,46	20,58	19,08
	11	20,87	21,01	21,03	21,14	21,11	20,55	20,84	21,87	16,88	14,31	14,31	21,87	19,96
	12	20,16	20,89	20,34	20,51	20,67	20,53	21,25	19,83	29,95	21,03	19,83	29,95	21,52
	13	20,95	22,75	21,58	21,72	20,72	20,84	20,28	20,08	15,79	14,43	14,43	22,75	19,91
	14	20,94	21,14	20,67	20,64	20,36	21,88	22,79	19,59	15,76	16,55	15,76	22,79	20,03
	15	20,36	21,06	20,17	20,92	20,47	20,72	20,37	16,27	14,62	21,11	14,62	21,11	19,61

Tabla A.3.11. Tiempos CPU(s) incurridos en heurística GRASP-3 con parámetro $\alpha=0.1$

CPU[s]		GRASP-3 $\alpha=0.1$										Mejor	Peor	Promedio
Tamaño	Instancia	Réplica												
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10			
m=8 n=80	1	26,47	19,48	21,11	22,20	21,00	21,33	20,94	20,97	20,66	20,92	19,48	26,47	21,51
	2	43,67	16,99	18,49	20,98	20,45	20,92	20,41	20,55	20,70	20,55	16,99	43,67	22,37
	3	16,66	19,28	17,47	21,08	20,75	20,56	20,75	20,78	20,41	20,44	16,66	21,08	19,82
	4	18,73	17,80	17,63	20,45	21,04	20,80	20,59	20,94	20,58	20,72	17,63	21,04	19,93
	5	16,72	16,15	17,41	21,14	20,70	20,86	20,55	20,53	21,37	20,23	16,15	21,37	19,57
	6	19,44	21,03	20,30	21,15	20,47	20,51	20,62	20,89	21,08	19,31	19,31	21,15	20,48
	7	19,64	17,68	20,37	21,17	20,48	21,12	21,12	20,75	20,87	18,36	17,68	21,17	20,16
	8	19,64	18,44	20,27	21,26	20,87	20,65	21,39	20,92	20,06	19,75	18,44	21,39	20,32
	9	17,96	21,09	21,06	20,58	20,78	20,89	20,53	20,69	17,94	17,30	17,30	21,09	19,88
	10	16,99	18,80	21,29	20,65	20,95	20,28	20,75	21,12	20,03	16,68	16,68	21,29	19,75
	11	20,78	20,95	21,58	20,95	20,73	21,05	20,62	20,84	19,81	25,24	19,81	25,24	21,26
	12	21,25	21,29	21,00	20,95	21,00	20,94	21,37	19,25	16,71	19,61	16,71	21,37	20,34
	13	21,08	20,48	21,03	20,80	20,90	20,55	21,34	18,99	18,86	17,64	17,64	21,34	20,17
	14	21,01	20,81	21,19	21,15	21,06	20,90	21,39	17,49	16,96	16,80	16,80	21,39	19,88
	15	20,28	20,34	20,61	21,36	20,89	20,53	20,76	17,86	15,74	14,42	14,42	21,36	19,28
m=10 n=100	1	27,50	21,03	21,58	21,17	21,26	21,45	21,54	22,03	21,40	21,11	21,03	27,50	22,01
	2	15,02	16,90	19,73	20,84	23,43	24,03	21,48	22,33	23,15	22,81	15,02	24,03	20,97
	3	17,76	17,70	25,30	23,10	23,84	22,93	21,15	22,61	25,17	23,37	17,70	25,30	22,29
	4	18,31	18,55	16,81	17,24	20,77	22,70	22,83	22,34	23,44	23,65	16,81	23,65	20,66
	5	17,15	21,09	22,60	18,61	18,93	22,73	22,25	21,95	22,91	22,70	17,15	22,91	21,09
	6	21,83	21,12	21,37	21,37	21,42	21,33	20,87	20,80	21,25	20,61	20,61	21,83	21,20
	7	17,35	20,55	21,62	25,34	22,01	22,05	24,33	22,31	22,12	18,23	17,35	25,34	21,59
	8	19,45	23,68	25,20	22,47	22,76	21,87	22,95	24,80	22,31	19,00	19,00	25,20	22,45
	9	18,10	16,91	17,17	20,87	22,96	22,45	22,48	23,23	23,50	17,74	16,91	23,50	20,54
	10	22,51	22,49	17,31	20,46	22,22	23,12	22,74	22,34	21,52	16,64	16,64	23,12	21,13
	11	21,11	20,94	21,26	20,94	21,11	21,01	21,12	21,01	21,51	16,99	16,99	21,51	20,70
	12	21,68	21,17	25,21	22,54	21,78	23,72	22,75	20,65	18,43	17,51	17,51	25,21	21,54
	13	24,22	24,35	21,82	22,38	21,66	23,00	25,40	22,50	18,77	18,69	18,69	25,40	22,28
	14	22,97	22,80	22,56	23,03	22,05	21,47	17,57	17,32	22,52	22,17	17,32	23,03	21,45
	15	22,64	22,42	22,15	22,07	22,26	20,05	16,21	15,61	15,63	15,55	15,55	22,42	19,46
m=12 n=120	1	29,73	22,50	21,37	22,00	21,95	21,72	21,84	21,98	21,73	21,87	21,37	29,73	22,67
	2	33,78	18,08	21,24	21,83	22,53	23,34	21,94	21,59	21,95	21,85	18,08	33,78	22,81
	3	37,16	22,26	21,94	21,49	21,86	21,94	22,50	21,98	23,05	22,27	21,49	37,16	23,64
	4	31,31	20,28	21,60	22,71	22,48	22,59	21,75	22,51	21,92	21,92	20,28	31,31	22,91
	5	37,63	22,70	22,08	23,11	22,26	22,27	22,27	21,93	22,44	22,28	21,93	37,63	23,89
	6	22,04	22,38	22,02	21,96	21,72	22,47	21,87	22,35	22,67	20,19	20,19	22,67	21,97
	7	20,02	21,09	22,19	21,31	22,53	22,22	22,30	22,12	21,89	19,27	19,27	22,53	21,49
	8	26,82	22,05	22,38	22,21	22,12	21,75	22,06	22,13	23,50	20,19	20,19	26,82	22,52
	9	20,13	21,94	21,91	22,84	22,35	21,51	21,50	21,54	21,70	20,40	20,13	22,84	21,58
	10	26,88	21,86	21,91	22,99	21,62	21,92	22,15	22,27	21,87	20,42	20,42	26,88	22,39
	11	22,05	22,44	21,85	22,28	22,01	21,97	21,69	21,73	21,81	16,99	16,99	22,44	21,48
	12	22,11	22,11	22,43	22,67	21,63	21,93	22,04	22,05	17,83	15,59	15,59	22,67	21,04
	13	21,39	21,69	21,65	21,94	22,13	21,93	21,85	23,16	22,10	31,45	21,39	31,45	22,93
	14	21,58	22,11	22,79	22,06	21,96	22,37	21,74	22,12	20,72	15,71	15,71	22,79	21,32
	15	21,81	22,05	22,94	22,19	22,31	21,73	21,61	21,99	22,03	16,98	16,98	22,94	21,56

Tabla A.3.12. Tiempos CPU(s) incurridos en heurística GRASP-3 con parámetro $\alpha=0.1$

GRASP-4

CPU[s]		GRASP-4 $\alpha=0$														
		Réplica														
Tamaño	Instancia	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	Mejor	Peor	Promedio		
m=2 n=20	1	31,50	16,52	19,74	21,48	22,13	21,88	21,95	21,42	21,81	21,67	16,52	31,50	22,01		
	2	17,99	16,85	17,57	19,18	22,06	22,11	22,08	22,59	22,73	21,58	16,85	22,73	20,47		
	3	22,38	17,64	17,42	17,84	22,43	22,14	22,15	22,63	22,28	21,56	17,42	22,63	20,85		
	4	22,48	18,45	19,54	18,36	22,06	21,68	22,01	21,96	21,64	23,01	18,36	23,01	21,12		
	5	22,78	18,53	18,68	21,69	22,32	22,31	22,06	22,11	22,44	22,81	18,53	22,81	21,57		
	6	20,89	17,80	22,18	21,81	22,11	21,74	22,02	22,04	21,76	19,72	17,80	22,18	21,21		
	7	17,24	20,42	22,34	21,23	21,59	22,16	21,11	21,61	17,75	22,71	17,24	22,71	20,82		
	8	17,76	19,54	22,03	22,75	22,27	20,58	22,85	20,50	18,50	22,25	17,76	22,85	20,90		
	9	20,09	20,10	23,10	21,83	22,38	22,01	22,25	20,79	17,17	22,10	17,17	23,10	21,18		
	10	19,14	21,80	22,20	21,94	22,17	22,06	22,03	21,32	18,90	17,19	17,19	22,20	20,88		
	11	22,02	21,49	21,73	21,49	21,88	21,58	21,67	20,57	17,13	17,23	17,13	22,02	20,68		
	12	21,96	22,05	22,44	21,90	21,52	22,03	19,71	19,32	20,62	17,52	17,52	22,44	20,91		
	13	21,57	22,06	21,93	22,91	22,10	22,58	19,21	20,80	19,58	19,80	19,21	22,91	21,25		
	14	21,90	21,07	21,72	21,58	21,96	22,49	19,01	17,92	21,33	18,70	17,92	22,49	20,77		
	15	22,32	21,80	21,93	21,81	22,37	22,10	21,94	18,12	16,97	17,22	16,97	22,37	20,66		
m=4 n=40	1	53,52	18,38	22,84	22,28	21,72	22,97	22,10	22,48	23,19	22,13	18,38	53,52	25,16		
	2	17,59	18,13	19,73	23,69	22,83	23,65	22,41	22,51	23,79	22,89	17,59	23,79	21,72		
	3	19,03	19,94	22,56	22,46	23,16	22,65	23,16	23,24	22,57	23,12	19,03	23,24	22,19		
	4	17,81	18,26	20,27	22,60	22,45	22,41	22,22	23,05	22,00	23,35	17,81	23,35	21,44		
	5	17,71	19,61	21,72	24,11	22,45	22,64	22,85	22,70	22,72	22,75	17,71	24,11	21,92		
	6	20,67	22,89	22,63	22,57	22,67	23,30	22,68	21,98	22,60	18,24	18,24	23,30	22,02		
	7	18,17	19,33	22,54	23,62	22,94	23,28	22,94	23,00	22,77	19,14	18,17	23,62	21,77		
	8	21,16	22,06	23,17	22,41	23,13	22,83	23,13	23,36	23,09	18,64	18,64	23,36	22,30		
	9	18,37	20,40	23,34	22,44	23,02	22,80	23,20	23,47	21,81	18,25	18,25	23,47	21,71		
	10	19,75	20,96	23,89	23,09	22,54	23,12	22,97	23,04	23,02	17,87	17,87	23,89	22,03		
	11	21,83	22,84	23,55	22,19	22,74	22,41	23,25	22,74	18,27	17,61	17,61	23,55	21,74		
	12	22,43	21,77	22,67	21,68	22,64	21,82	22,85	21,54	18,36	20,93	18,36	22,85	21,67		
	13	22,87	23,08	22,95	22,73	22,81	22,62	22,77	22,44	18,23	17,72	17,72	23,08	21,82		
	14	23,20	22,48	23,51	22,78	23,15	23,45	22,38	20,35	17,97	19,05	17,97	23,51	21,83		
	15	24,36	23,28	23,29	22,63	23,03	23,02	22,23	21,27	17,53	16,86	16,86	24,36	21,75		
m=6 n=60	1	25,60	24,34	23,52	24,14	24,03	23,80	24,55	23,06	25,19	22,89	22,89	25,60	24,11		
	2	26,85	26,75	27,35	27,57	25,47	23,33	23,36	22,81	22,40	22,88	22,40	27,57	24,88		
	3	28,89	23,13	23,30	23,38	23,04	22,25	22,86	23,02	23,47	23,16	22,25	28,89	23,65		
	4	32,99	23,11	22,75	22,87	23,13	22,50	23,77	23,16	23,35	22,97	22,50	32,99	24,06		
	5	29,96	24,00	27,26	26,86	26,58	27,20	22,45	23,18	22,80	23,17	22,45	29,96	25,34		
	6	21,38	23,92	25,45	22,99	25,42	24,37	24,68	25,34	24,24	22,28	21,38	25,45	24,01		
	7	24,79	25,88	27,36	27,76	23,66	22,50	22,77	23,26	23,59	20,78	20,78	27,76	24,23		
	8	26,04	23,09	23,02	23,51	23,55	23,46	22,96	23,09	23,42	21,29	21,29	26,04	23,34		
	9	26,65	23,93	22,89	22,31	22,90	22,86	23,98	22,94	22,66	21,91	21,91	26,65	23,30		
	10	23,49	25,46	27,20	27,46	28,27	26,39	22,89	22,80	22,54	21,05	21,05	28,27	24,76		
	11	25,33	25,19	25,06	25,10	23,95	25,19	23,38	24,83	22,94	20,59	20,59	25,33	24,16		
	12	27,19	26,65	27,83	25,66	22,70	22,98	23,27	23,31	22,64	17,46	17,46	27,83	23,97		
	13	22,92	23,22	22,75	22,49	23,29	23,33	22,99	22,68	22,88	18,99	18,99	23,33	22,55		
	14	22,74	22,84	23,90	22,93	22,79	23,46	23,51	22,90	23,02	25,74	22,74	25,74	23,38		
	15	27,56	27,14	26,49	26,92	24,43	22,93	22,86	22,58	25,07	25,19	22,58	27,56	25,12		

Tabla A.3.13. Tiempos CPU(s) incurridos en heurística GRASP-4 con parámetro $\alpha=0.0$

Diferencia %		GRASP-4 $\alpha=0$										Mejor	Peor	Promedio
Tamaño	Instancia	Réplica												
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10			
m=8 n=80	1	4,75	4,75	4,64	4,86	4,81	4,86	4,81	4,75	4,81	4,86	4,64	4,86	4,79
	2	5,22	5,28	5,06	5,22	5,28	5,33	5,22	5,11	5,22	5,28	5,06	5,33	5,22
	3	4,44	4,49	4,33	4,6	4,33	4,55	4,33	4,27	4,6	4,55	4,27	4,60	4,45
	4	4,51	4,51	4,23	4,29	4,4	4,4	4,34	4,23	4,4	4,18	4,18	4,51	4,35
	5	4,48	4,43	4,48	4,48	4,7	4,04	4,54	4,54	4,59	4,32	4,04	4,70	4,46
	6	4,14	4,14	4,2	3,92	4,14	4,14	4,03	4,09	4,14	4,09	3,92	4,20	4,10
	7	4,58	4,58	4,52	4,41	4,52	4,47	4,58	4,47	4,63	4,63	4,41	4,63	4,54
	8	4,81	4,69	4,69	4,64	4,75	4,75	4,86	4,92	4,69	4,81	4,64	4,92	4,76
	9	4,96	4,96	4,79	4,79	4,79	4,85	4,79	4,85	4,96	5,01	4,79	5,01	4,88
	10	4,41	4,41	4,24	4,52	4,41	4,35	4,35	3,96	4,41	4,3	3,96	4,52	4,34
	11	4,32	4,32	4,26	4,37	4,48	4,21	4,09	4,54	4,32	4,26	4,09	4,54	4,32
	12	4,67	4,67	4,67	4,78	4,67	4,84	4,45	4,56	4,51	4,51	4,45	4,84	4,63
	13	4,13	4,18	4,07	3,68	4,35	4,18	4,46	4,46	3,91	3,85	3,68	4,46	4,13
	14	4,76	4,6	4,76	4,6	4,38	4,76	4,6	4,71	4,6	4,71	4,38	4,76	4,65
	15	4,36	4,25	4,36	4,25	4,31	4,42	4,31	4,36	4,25	4,08	4,08	4,42	4,30
m=10 n=100	1	4,21	4,21	3,99	4,21	4,16	4,16	4,1	4,1	4,21	4,1	3,99	4,21	4,14
	2	4,05	4,28	4,05	4,22	4,28	4,22	4	4,05	4,22	4,05	4,00	4,28	4,14
	3	4,49	4,6	4,6	4,6	4,6	4,65	4,6	4,38	4,65	4,65	4,38	4,65	4,58
	4	4,72	4,72	4,77	4,72	4,66	4,72	4,77	4,66	4,77	4,77	4,66	4,77	4,73
	5	4,58	4,52	4,58	4,47	4,41	4,52	4,52	4,47	4,52	4,52	4,41	4,58	4,51
	6	4,58	4,8	4,69	4,69	4,75	4,75	4,75	4,75	4,69	4,36	4,36	4,80	4,68
	7	5,26	5,03	5,15	4,81	5,15	5,09	5,2	5,09	4,81	5,09	4,81	5,26	5,07
	8	4,68	4,46	4,57	4,68	4,46	4,63	4,46	4,46	4,57	4,57	4,46	4,68	4,55
	9	4,92	4,52	4,64	4,86	4,86	4,92	4,97	5,08	4,69	4,75	4,52	5,08	4,82
	10	5,03	4,92	4,86	4,86	4,69	4,86	4,86	5,03	4,97	5,03	4,69	5,03	4,91
	11	4,24	4,35	4,52	4,41	4,35	4,46	4,35	4,63	4,24	4,35	4,24	4,63	4,39
	12	4,17	4,17	4,39	4,39	4,39	4,33	4,5	4,28	4,17	4,33	4,17	4,50	4,31
	13	4,66	4,83	4,83	4,5	4,77	4,66	4,66	4,5	4,83	4,72	4,50	4,83	4,70
	14	4,51	4,51	4,28	4,34	4,23	4,34	4,39	4,34	4,45	4,45	4,23	4,51	4,38
	15	4,47	4,53	4,42	4,42	4,42	4,53	4,31	3,97	4,53	4,53	3,97	4,53	4,41
m=12 n=120	1	4,51	4,45	4,18	4,4	4,4	4,29	4,51	4,45	4,62	4,29	4,18	4,62	4,41
	2	4,79	4,84	4,9	4,96	4,9	4,73	4,73	4,9	4,73	4,96	4,73	4,96	4,84
	3	4,95	5,12	4,95	4,89	4,84	5,06	5	4,84	4,89	4,78	4,78	5,12	4,93
	4	4,26	4,37	4,26	4,2	4,37	4,37	4,37	4,2	4,15	4,15	4,15	4,37	4,27
	5	4,05	4,22	4,55	4,27	4,44	4,22	4,33	4,1	4,38	4,44	4,05	4,55	4,30
	6	4,52	4,8	4,86	4,92	4,69	4,97	4,92	4,75	4,92	4,58	4,52	4,97	4,79
	7	5,03	5,08	5,03	5,19	4,8	4,86	5,03	5,03	5,08	5,08	4,80	5,19	5,02
	8	4,75	4,58	4,69	4,75	4,53	4,53	4,58	4,47	4,64	4,53	4,47	4,75	4,60
	9	4,81	4,31	4,36	4,47	4,47	4,47	4,53	4,75	4,53	4,36	4,31	4,81	4,51
	10	4,92	4,92	4,92	4,64	4,76	4,7	4,81	4,76	4,92	4,76	4,64	4,92	4,81
	11	4,57	4,79	4,63	4,51	4,57	4,74	4,51	4,63	4,51	4,85	4,51	4,85	4,63
	12	4,55	4,55	4,38	4,49	4,33	4,33	4,55	4,16	4,38	4,44	4,16	4,55	4,42
	13	5	5	5	5,05	4,94	5,11	5	5,05	4,88	5,22	4,88	5,22	5,02
	14	4,76	4,6	4,76	4,54	4,71	4,48	4,32	4,71	4,76	4,6	4,32	4,76	4,62
	15	4,87	4,64	4,81	4,81	5,04	4,81	4,64	4,7	4,81	4,64	4,64	5,04	4,78

Tabla A.3.14. Tiempos CPU(s) incurridos en heurística GRASP-4 con parámetro $\alpha=0.0$

CPU[s]		GRASP-4 $\alpha=0.1$										Mejor	Peor	Promedio
Tamaño	Instancia	Réplica												
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10			
m=2 n=20	1	21,83	21,27	20,95	23,03	22,36	21,85	22,37	22,28	20,99	22,21	20,95	23,03	21,91
	2	17,09	17,28	21,18	22,02	22,32	21,90	22,49	22,73	22,29	21,82	17,09	22,73	21,11
	3	17,23	17,36	18,85	21,62	22,82	22,57	22,40	22,34	22,03	21,76	17,23	22,82	20,90
	4	17,30	16,91	17,19	21,78	22,08	22,22	21,92	22,31	21,86	21,83	16,91	22,31	20,54
	5	18,41	22,68	19,18	21,36	22,41	22,49	22,39	22,48	22,58	21,98	18,41	22,68	21,60
	6	19,73	21,95	22,71	22,01	21,54	21,90	21,04	23,52	21,84	18,18	18,18	23,52	21,44
	7	17,20	21,06	22,21	21,52	22,84	20,54	21,54	22,02	21,79	18,04	17,20	22,84	20,88
	8	17,50	20,08	22,06	22,02	21,74	22,67	22,46	21,81	21,46	17,75	17,50	22,67	20,95
	9	17,19	19,05	21,98	22,09	21,46	22,89	22,72	22,45	20,01	19,07	17,19	22,89	20,89
	10	20,00	20,51	21,94	21,82	22,12	21,54	21,04	21,59	21,94	17,44	17,44	22,12	20,99
	11	21,63	20,52	21,96	22,30	21,73	22,27	21,20	22,11	17,92	16,80	16,80	22,30	20,84
	12	21,94	22,34	22,98	21,83	23,18	22,26	22,48	20,74	17,65	17,07	17,07	23,18	21,24
	13	22,66	21,64	22,35	22,06	21,94	22,70	22,35	20,07	17,23	16,89	16,89	22,70	20,99
	14	22,45	22,37	22,59	22,09	21,66	21,82	21,82	17,80	18,48	23,11	17,80	23,11	21,42
	15	22,69	21,67	21,73	21,93	22,17	22,16	21,66	18,99	17,05	18,23	17,05	22,69	20,83
m=4 n=40	1	29,86	19,69	22,45	22,65	23,10	21,67	22,63	22,75	22,40	22,40	19,69	29,86	22,96
	2	24,36	19,70	19,55	23,61	22,22	22,35	23,09	22,83	22,62	22,75	19,55	24,36	22,31
	3	19,78	22,12	19,77	22,59	22,59	22,60	22,79	22,34	22,80	22,50	19,77	22,80	21,99
	4	19,79	18,67	18,01	22,41	22,12	22,81	22,33	22,79	22,59	22,01	18,01	22,81	21,35
	5	20,24	21,85	19,78	22,24	22,25	23,08	22,86	22,90	22,86	23,93	19,78	23,93	22,20
	6	21,61	20,99	22,39	23,01	23,27	23,74	23,32	22,82	22,94	20,87	20,87	23,74	22,50
	7	20,02	19,44	22,62	23,23	22,90	23,03	22,78	22,89	22,42	20,56	19,44	23,23	21,99
	8	23,04	19,62	22,23	22,45	22,35	21,99	22,53	22,68	22,62	19,79	19,62	23,04	21,93
	9	19,53	20,45	22,14	22,41	22,40	22,58	22,33	23,21	19,52	19,93	19,52	23,21	21,45
	10	22,58	19,51	22,88	22,80	23,14	22,97	22,38	22,77	22,63	17,52	17,52	23,14	21,92
	11	22,92	23,19	22,50	21,75	22,63	22,63	22,80	23,07	19,92	17,59	17,59	23,19	21,90
	12	23,18	23,12	23,13	22,65	22,53	22,95	23,64	20,41	19,27	22,07	19,27	23,64	22,30
	13	22,83	22,82	22,13	23,01	23,19	22,13	22,53	19,57	19,44	18,48	18,48	23,19	21,61
	14	23,35	22,76	23,33	23,01	22,53	22,76	22,10	17,86	19,94	22,32	17,86	23,35	22,00
	15	22,62	22,32	23,59	21,49	24,27	23,18	22,74	19,11	17,20	17,33	17,20	24,27	21,38
m=6 n=60	1	26,60	22,28	23,22	23,15	23,32	23,27	22,86	23,17	22,66	23,02	22,28	26,60	23,35
	2	20,86	18,48	23,92	23,20	23,14	22,42	23,08	23,13	22,83	23,57	18,48	23,92	22,46
	3	38,77	21,60	23,37	23,12	22,74	22,92	22,75	23,03	22,82	23,12	21,60	38,77	24,42
	4	31,98	19,01	23,13	23,23	22,26	23,18	22,73	22,92	22,36	23,04	19,01	31,98	23,38
	5	29,11	23,03	22,81	23,14	23,17	23,16	23,34	22,84	22,87	22,98	22,81	29,11	23,65
	6	19,51	22,25	22,93	22,79	22,76	22,58	22,83	23,24	22,96	21,90	19,51	23,24	22,37
	7	22,76	22,83	22,37	22,99	23,40	22,58	22,87	23,08	18,42	16,93	16,93	23,40	21,82
	8	23,00	22,69	22,85	23,49	23,07	23,36	23,31	23,33	21,32	17,34	17,34	23,49	22,38
	9	23,64	23,38	23,26	23,23	22,74	22,99	23,36	23,32	18,78	17,06	17,06	23,64	22,17
	10	23,41	22,79	23,07	23,11	22,83	22,88	22,94	23,08	23,37	18,13	18,13	23,41	22,56
	11	23,14	22,97	22,57	23,08	23,30	23,05	22,66	22,95	22,56	17,13	17,13	23,30	22,34
	12	18,74	22,06	22,76	22,98	23,20	22,75	22,63	23,11	22,20	19,60	18,74	23,20	22,00
	13	22,26	22,99	22,99	23,21	22,97	22,91	22,69	22,33	23,46	19,60	19,60	23,46	22,54
	14	20,20	21,24	22,19	22,98	23,01	22,65	23,52	22,63	23,09	20,39	20,20	23,52	22,19
	15	22,80	23,33	23,01	23,42	23,03	22,87	22,82	22,48	22,92	21,51	21,51	23,42	22,82

Tabla A.3.15. Tiempos CPU(s) incurridos en heurística GRASP-4 con parámetro $\alpha=0.1$

Diferencia %		GRASP-4 $\alpha=0.1$										Mejor	Peor	Promedio
Tamaño	Instancia	Réplica												
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10			
m=8 n=80	1	4,97	5,08	4,92	4,92	4,48	5,08	4,75	4,97	4,97	4,75	4,48	5,08	4,89
	2	4,78	4,28	5	4,72	4,67	4,72	4,72	4,78	4,78	4,72	4,28	5,00	4,72
	3	4,33	4,33	4,55	4,49	4,66	4,33	4,55	4,44	4,33	4,21	4,21	4,66	4,42
	4	4,73	4,73	4,84	4,56	4,67	4,62	4,84	4,56	4,56	4,73	4,56	4,84	4,69
	5	4,76	4,59	4,15	4,43	4,54	4,48	4,59	4,7	4,43	4,65	4,15	4,76	4,53
	6	4,2	4,42	4,42	4,09	4,25	4,09	4,2	4,31	3,97	4,14	3,97	4,42	4,21
	7	4,52	4,47	4,58	4,8	4,63	4,69	4,47	4,69	4,74	4,63	4,47	4,80	4,62
	8	4,97	4,58	4,75	4,92	4,81	4,81	4,97	4,69	4,53	4,92	4,53	4,97	4,79
	9	5,07	5,07	5,07	5,18	5,13	5,29	4,96	4,9	5,13	5,24	4,90	5,29	5,10
	10	4,46	4,35	4,46	4,46	4,57	4,57	4,41	4,69	4,52	4,69	4,35	4,69	4,52
	11	4,54	4,37	4,54	4,82	4,65	4,76	4,54	4,65	4,71	4,59	4,37	4,82	4,62
	12	4,84	4,95	4,51	4,78	4,67	4,56	4,95	4,56	4,73	4,89	4,51	4,95	4,75
	13	4,18	4,18	4,29	3,91	4,24	4,02	4,24	4,18	4,07	4,18	3,91	4,29	4,15
	14	4,99	4,93	5,04	4,21	4,82	4,93	4,54	4,49	4,93	4,99	4,21	5,04	4,79
	15	4,7	4,47	4,58	4,7	4,64	4,42	4,7	4,42	4,58	4,7	4,42	4,70	4,59
m=10 n=100	1	4,77	4,77	4,94	4,6	4,66	4,6	4,32	4,77	4,6	4,77	4,32	4,94	4,68
	2	4,39	4,22	4,39	4,39	4,5	4,39	4,56	4,61	4,61	4,56	4,22	4,61	4,46
	3	4,99	4,82	4,93	4,77	4,65	4,93	5,05	4,82	4,99	4,6	4,60	5,05	4,86
	4	4,72	4,83	4,77	4,77	4,88	5	4,72	4,66	4,88	4,72	4,66	5,00	4,80
	5	4,86	4,69	5,03	5,03	4,97	4,91	5,03	4,86	5,08	4,86	4,69	5,08	4,93
	6	4,92	4,92	4,97	4,97	4,92	4,58	5,08	4,92	4,97	4,97	4,58	5,08	4,92
	7	4,92	4,98	5,37	5,31	5,26	4,92	5,26	4,98	5,09	5,2	4,92	5,37	5,13
	8	5,18	4,74	4,85	4,9	4,68	5,02	5,13	4,74	4,63	5,02	4,63	5,18	4,89
	9	5,42	4,97	5,08	5,14	4,92	5,25	5,36	4,97	4,86	5,25	4,86	5,42	5,12
	10	5,59	5,36	5,42	5,31	5,31	5,2	5,48	5,25	5,31	5,25	5,20	5,59	5,35
	11	4,52	4,46	4,3	4,52	4,57	4,63	4,46	4,46	4,69	4,46	4,30	4,69	4,51
	12	4,78	5	4,39	4,72	4,78	4,5	4,78	4,67	4,72	4,89	4,39	5,00	4,72
	13	5	4,61	4,66	4,77	4,89	4,83	4,77	4,61	5	4,72	4,61	5,00	4,79
	14	4,67	4,56	4,56	4,45	4,51	4,56	4,67	4,73	4,67	4,67	4,45	4,73	4,61
	15	4,64	4,64	4,7	4,47	4,64	4,42	4,81	4,47	4,53	4,58	4,42	4,81	4,59
m=12 n=120	1	4,68	4,85	4,62	4,85	4,62	4,51	4,9	4,57	4,79	4,85	4,51	4,90	4,72
	2	5,01	5,12	5,01	4,84	5,01	4,96	4,96	5,07	5,01	5,07	4,84	5,12	5,01
	3	5,23	4,84	5,06	5,06	4,89	5,06	5,12	5,17	5,29	5,12	4,84	5,29	5,08
	4	4,59	4,82	4,76	4,82	4,65	4,65	4,65	4,54	4,71	4,59	4,54	4,82	4,68
	5	4,66	4,66	4,72	4,55	4,66	4,78	4,22	4,55	4,44	4,61	4,22	4,78	4,59
	6	4,86	4,92	4,75	4,92	5,14	4,8	5,2	5,03	5,08	4,8	4,75	5,20	4,95
	7	5,19	5,14	5,19	5,25	5,42	4,97	5,14	5,08	5,08	5,14	4,97	5,42	5,16
	8	4,81	4,86	4,53	4,86	5,03	4,86	4,81	4,13	4,86	4,92	4,13	5,03	4,77
	9	4,42	4,59	4,36	4,7	4,42	4,47	4,14	4,42	4,31	4,64	4,14	4,70	4,45
	10	4,76	4,76	5,09	4,92	4,76	4,53	4,92	5,04	5,04	4,76	4,53	5,09	4,86
	11	4,63	4,63	4,85	5,02	4,68	4,96	4,85	4,79	4,74	5,02	4,63	5,02	4,82
	12	4,66	4,83	4,66	4,55	4,94	4,66	4,72	4,77	4,89	4,49	4,49	4,94	4,72
	13	5	5,22	5,05	5,33	5,28	5,33	5,22	5,16	5,28	5,22	5,00	5,33	5,21
	14	4,99	4,82	5,15	5,21	4,82	5,27	5,04	5,21	4,87	5,27	4,82	5,27	5,06
	15	4,92	4,76	4,92	5,09	4,92	4,87	4,87	4,98	4,98	4,92	4,76	5,09	4,92

Tabla A.3.16. Tiempos CPU(s) incurridos en heurística GRASP-4 con parámetro $\alpha=0.1$

Anexo 4: Makespan para los resultados obtenidos

Tamaño	Instancia	CI	ECT	Meta RaPs	TS	ACO	GRASP-1	GRASP-4
m=2 n=20	1	1962	2057	1998	2030	1998	2005	2009
	2	1994,5	2145	2051	2075	2045	2067	2053
	3	1923,5	2016	1968	1973	1968	1975	1981
	4	1927	2093	1998	2011	1996	2007	2006
	5	1948	2116	1994	2024	1994	2000	2000
	6	1970,5	2103	2022	2064	2022	2032	2031
	7	1890	1955	1951	2007	1951	1966	1959
	8	1926,5	2039	1964	2001	1964	1975	1973
	9	1896,5	1982	1920	1983	1920	1932	1932
	10	1937,5	2096	1993	2008	1993	2015	1993
	11	1993	2146	2033	2053	2028	2035	2036
	12	1905,5	2007	1968	1976	1968	1972	1973
	13	1903,5	2042	1946	1970	1946	1946	1960
	14	1879,5	2029	1946	1957	1942	1950	1951
	15	1942,5	2096	2002	2017	1995	2012	2010
m=4 n=40	1	1846,75	1974	1913	1946	1906	1918	1900
	2	1868,25	2043	1938	1949	1933	1945	1924
	3	1863,25	2041	1929	1923	1916	1926	1910
	4	1837,5	2053	1912	1933	1909	1906	1900
	5	1886,5	1999	1952	1977	1948	1951	1945
	6	1853,75	1977	1926	1971	1914	1920	1907
	7	1842,75	1972	1918	1924	1909	1918	1902
	8	1866,5	2053	1949	1967	1928	1951	1928
	9	1858	2008	1928	1946	1929	1931	1921
	10	1861	1949	1923	1956	1916	1925	1915
	11	1868	2004	1944	1962	1939	1951	1936
	12	1859,5	2047	1939	2003	1924	1944	1929
	13	1850	2014	1928	1959	1918	1930	1917
	14	1871	2004	1945	1952	1936	1950	1917
	15	1860,75	2021	1931	1960	1927	1938	1919
m=6 n=60	1	1823,5	2017	1902	1932	1904	1906	1889
	2	1822,83	1977	1910	1970	1912	1911	1899
	3	1826,83	1968	1905	1912	1912	1908	1897
	4	1825,33	2010	1909	1946	1916	1908	1896
	5	1812,83	1956	1897	1919	1901	1896	1891
	6	1818	1971	1890	1915	1890	1896	1883
	7	1830	2011	1907	1968	1909	1912	1902
	8	1820,5	1946	1898	1932	1907	1904	1893
	9	1814,5	1970	1894	1908	1890	1898	1883
	10	1820	1983	1900	1938	1903	1898	1889
	11	1819,83	1977	1913	1970	1910	1917	1897
	12	1839,83	2009	1921	1961	1934	1926	1916
	13	1845	1971	1915	1969	1926	1918	1910
	14	1810,83	1971	1894	1954	1895	1899	1891
	15	1817,5	1943	1888	1898	1892	1892	1884

Tabla A.4.1. Valores del makespan para los distintos métodos de solución.

Tamaño	Instancia	Meta						
		CI	ECT	RaPs	TS	ACO	GRASP-1	GRASP-4
m=8 n=80	1	1807,12	1976	1892	1914	1882	1895	1888
	2	1804,75	2003	1887	1896	1887	1892	1882
	3	1797,25	1941	1879	1888	1868	1869	1873
	4	1807,5	1911	1891	1971	1891	1892	1883
	5	1809,88	1951	1888	1945	1899	1893	1883
	6	1805,25	1973	1885	1930	1885	1883	1876
	7	1805,38	1955	1893	1900	1911	1886	1885
	8	1802,38	1975	1886	1914	1885	1887	1884
	9	1799,75	1934	1884	1931	1879	1894	1886
	10	1803,5	1946	1887	1907	1873	1883	1875
	11	1801,25	1932	1888	1915	1875	1883	1875
	12	1805,62	1955	1889	1934	1877	1891	1886
	13	1798,75	1974	1880	1898	1865	1875	1865
	14	1805	1961	1894	1923	1885	1891	1881
	15	1799,5	1928	1879	1900	1893	1881	1873
m=10 n=100	1	1790,6	1927	1883	1883	1874	1871	1862
	2	1788,5	1894	1879	1871	1876	1863	1860
	3	1789,7	1912	1883	1925	1875	1872	1868
	4	1793,4	1910	1889	1910	1881	1878	1877
	5	1791	1949	1883	1929	1874	1872	1870
	6	1800,5	1943	1894	1946	1892	1888	1879
	7	1791,8	1931	1889	1915	1883	1880	1878
	8	1790,2	1964	1884	1911	1880	1872	1870
	9	1786,2	1934	1876	1923	1866	1864	1867
	10	1786,2	1961	1887	1896	1873	1876	1870
	11	1794,9	1923	1888	1904	1893	1872	1871
	12	1788,5	1917	1881	1935	1875	1865	1863
	13	1799,1	1932	1894	1945	1889	1884	1880
	14	1791,3	1922	1884	1892	1876	1869	1867
	15	1790,9	1917	1881	1913	1884	1869	1862
m=12 n=120	1	1788,33	1910	1862	1925	1857	1863	1863
	2	1787,42	2013	1866	1970	1880	1873	1872
	3	1781,83	1922	1858	1905	1847	1865	1867
	4	1781,17	1912	1854	1919	1864	1852	1855
	5	1790,5	1914	1858	1903	1871	1863	1863
	6	1785,25	1918	1866	1897	1881	1867	1866
	7	1787,17	1959	1868	1907	1855	1872	1873
	8	1784,25	1911	1861	1919	1865	1856	1858
	9	1786,08	1913	1851	1860	1862	1861	1860
	10	1790,83	1941	1868	1988	1884	1876	1872
	11	1785,42	1918	1861	1883	1871	1865	1866
	12	1783,83	1887	1859	1898	1874	1858	1858
	13	1780,08	1935	1862	1906	1868	1861	1867
	14	1789,75	1932	1869	1908	1878	1870	1867
	15	1788,92	1924	1867	1893	1877	1871	1872

Tabla A.4.2. Valores del makespan para los distintos métodos de solución.

Anexo 5: Diferencias porcentuales para los resultados obtenidos

Tamaño	Instancia	ECT	Meta RaPs	TS	ACO	GRASP-1	GRASP-4
m=2 n=20	1	4,84	1,83	3,47	1,83	2,19	2,40
	2	7,55	2,83	4,04	2,53	3,63	2,93
	3	4,81	2,31	2,57	2,31	2,68	2,99
	4	8,61	3,68	4,36	3,58	4,15	4,10
	5	8,62	2,36	3,90	2,36	2,67	2,67
	6	6,72	2,61	4,74	2,61	3,12	3,07
	7	3,44	3,23	6,19	3,23	4,02	3,65
	8	5,84	1,95	3,87	1,95	2,52	2,41
	9	4,51	1,24	4,56	1,24	1,87	1,87
	10	8,18	2,86	3,64	2,86	4,00	2,86
	11	7,68	2,01	3,01	1,76	2,11	2,16
	12	5,33	3,28	3,70	3,28	3,49	3,54
	13	7,28	2,23	3,49	2,23	2,23	2,97
	14	7,95	3,54	4,12	3,33	3,75	3,80
	15	7,90	3,06	3,84	2,70	3,58	3,47
m=4 n=40	1	6,89	3,59	5,37	3,21	3,86	2,88
	2	9,35	3,73	4,32	3,47	4,11	2,98
	3	9,54	3,53	3,21	2,83	3,37	2,51
	4	11,73	4,05	5,20	3,89	3,73	3,40
	5	5,96	3,47	4,80	3,26	3,42	3,10
	6	6,65	3,90	6,33	3,25	3,57	2,87
	7	7,01	4,08	4,41	3,60	4,08	3,22
	8	9,99	4,42	5,38	3,29	4,53	3,29
	9	8,07	3,77	4,74	3,82	3,93	3,39
	10	4,73	3,33	5,10	2,96	3,44	2,90
	11	7,28	4,07	5,03	3,80	4,44	3,64
	12	10,08	4,28	7,72	3,47	4,54	3,74
	13	8,86	4,22	5,89	3,68	4,32	3,62
	14	7,11	3,96	4,33	3,47	4,22	2,46
	15	8,61	3,78	5,33	3,56	4,15	3,13
m=6 n=60	1	10,61	4,30	5,95	4,41	4,52	3,59
	2	8,46	4,78	8,07	4,89	4,84	4,18
	3	7,73	4,28	4,66	4,66	4,44	3,84
	4	10,12	4,58	6,61	4,97	4,53	3,87
	5	7,90	4,64	5,86	4,86	4,59	4,31
	6	8,42	3,96	5,34	3,96	4,29	3,58
	7	9,89	4,21	7,54	4,32	4,48	3,93
	8	6,89	4,26	6,12	4,75	4,59	3,98
	9	8,57	4,38	5,15	4,16	4,60	3,78
	10	8,96	4,40	6,48	4,56	4,29	3,79
	11	8,64	5,12	8,25	4,95	5,34	4,24
	12	9,19	4,41	6,59	5,12	4,68	4,14
	13	6,83	3,79	6,72	4,39	3,96	3,52
	14	8,85	4,59	7,91	4,65	4,87	4,43
	15	6,91	3,88	4,43	4,10	4,10	3,66

Tabla A.5.1. Diferencia porcentual sobre la cota inferior para los distintos métodos de solución.

Tamaño	Instancia	ECT	Meta				
			RaPs	TS	ACO	GRASP-1	GRASP-4
m=8 n=80	1	9,35	4,70	5,91	4,14	4,86	4,48
	2	10,98	4,56	5,06	4,56	4,83	4,28
	3	8,00	4,55	5,05	3,94	3,99	4,21
	4	5,73	4,62	9,05	4,62	4,67	4,18
	5	7,80	4,32	7,47	4,92	4,59	4,04
	6	9,29	4,42	6,91	4,42	4,31	3,92
	7	8,29	4,85	5,24	5,85	4,47	4,41
	8	9,58	4,64	6,19	4,58	4,69	4,53
	9	7,46	4,68	7,29	4,40	5,24	4,79
	10	7,90	4,63	5,74	3,85	4,41	3,96
	11	7,26	4,82	6,32	4,09	4,54	4,09
	12	8,27	4,62	7,11	3,95	4,73	4,45
	13	9,74	4,52	5,52	3,68	4,24	3,68
	14	8,64	4,93	6,54	4,43	4,76	4,21
	15	7,14	4,42	5,58	5,20	4,53	4,08
m=10 n=100	1	7,62	5,16	5,16	4,66	4,49	3,99
	2	5,90	5,06	4,61	4,89	4,17	4,00
	3	6,83	5,21	7,56	4,77	4,60	4,38
	4	6,50	5,33	6,50	4,88	4,72	4,66
	5	8,82	5,14	7,71	4,63	4,52	4,41
	6	7,91	5,19	8,08	5,08	4,86	4,36
	7	7,77	5,42	6,88	5,09	4,92	4,81
	8	9,71	5,24	6,75	5,02	4,57	4,46
	9	8,27	5,03	7,66	4,47	4,36	4,52
	10	9,79	5,64	6,15	4,86	5,03	4,69
	11	7,14	5,19	6,08	5,47	4,30	4,24
	12	7,18	5,17	8,19	4,84	4,28	4,17
	13	7,39	5,27	8,11	5,00	4,72	4,50
	14	7,30	5,18	5,62	4,73	4,34	4,23
	15	7,04	5,03	6,82	5,20	4,36	3,97
m=12 n=120	1	6,80	4,12	7,64	3,84	4,18	4,18
	2	12,62	4,40	10,21	5,18	4,79	4,73
	3	7,87	4,27	6,91	3,66	4,67	4,78
	4	7,35	4,09	7,74	4,65	3,98	4,15
	5	6,90	3,77	6,28	4,50	4,05	4,05
	6	7,44	4,52	6,26	5,36	4,58	4,52
	7	9,61	4,52	6,71	3,80	4,75	4,80
	8	7,10	4,30	7,55	4,53	4,02	4,13
	9	7,11	3,63	4,14	4,25	4,19	4,14
	10	8,39	4,31	11,01	5,20	4,76	4,53
	11	7,43	4,23	5,47	4,79	4,46	4,51
	12	5,78	4,21	6,40	5,05	4,16	4,16
	13	8,70	4,60	7,07	4,94	4,55	4,88
	14	7,95	4,43	6,61	4,93	4,48	4,32
	15	7,55	4,36	5,82	4,92	4,59	4,64

Tabla A.5.2. Diferencia porcentual sobre la cota inferior para los distintos métodos de solución.