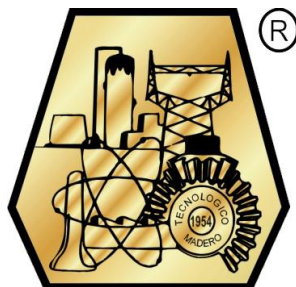


INSTITUTO TECNOLÓGICO DE CIUDAD MADERO  
División de Estudios de Posgrado e Investigación



"POR MI PATRIA Y POR MI BIEN"

**OPTIMIZACIÓN DEL PROBLEMA DE EMPACADO DE  
CONTENEDORES CON COSTO Y TAMAÑO VARIABLE (VCSBPP)**

Titulación integral  
**Tesis**

Que para obtener el Título de  
**Maestro en Ciencias de la Computación**

Presenta  
**I.M. Alejandro Estrada Padilla**  
**G16073001**

Director de Tesis  
**Dr. Juan Frausto Solís**

Co-director  
**Dr. Juan Javier González Barbosa**

Cd. Madero, Tams., a 17 de Abril de 2018

**OFICIO No.:** U5.038/18  
**ÁREA:** DIVISIÓN DE ESTUDIOS  
DE POSGRADO E INVESTIGACIÓN  
**ASUNTO:** AUTORIZACIÓN DE IMPRESIÓN  
DE TESIS.

**C. ING. ALEJANDRO ESTRADA PADILLA**  
**No. DE CONTROL G16073001**  
**PRESENTE**

Me es grato comunicarle que después de la revisión realizada por el Jurado designado para su Examen de Grado de Maestro en Ciencias de la Computación, se acordó autorizar la impresión de su tesis titulada:

**“OPTIMIZACIÓN DEL PROBLEMA DE EMPACADO DE CONTENEDORES CON COSTO Y TAMAÑO VARIABLE (VCSBPP) “**

El Jurado está integrado por los siguientes catedráticos:

PRESIDENTE :	DR.	RODOLFO ABRAHAM PAZOS RANGEL
SECRETARIO:	DRA.	GUADALUPE CASTILLA VALDEZ
VOCAL:	DR.	JUAN FRAUSTO SOLÍS
SUPLENTE:	DR.	JUAN JAVIER GONZÁLEZ BARBOSA
DIRECTOR DE TESIS :	DR.	JUAN FRAUSTO SOLÍS
CO-DIRECTOR DE TESIS:	DR.	JUAN JAVIER GONZÁLEZ BARBOSA

Es muy satisfactorio para la División de Estudios de Posgrado e Investigación compartir con Usted el logro de esta meta. Espero que continúe con éxito su desarrollo profesional y dedique su experiencia e inteligencia en beneficio de México.

**ATENTAMENTE**  
**Excelencia en Educación Tecnológica\***  
**“POR MI PATRIA Y POR MI BIEN”\***



**DR. JOSÉ AARÓN MELO BANDA**  
**ENCARGADO DE LA DIVISIÓN DE ESTUDIOS**  
**DE POSGRADO E INVESTIGACIÓN**



SECRETARÍA DE EDUCACIÓN PÚBLICA  
TECNOLÓGICO NACIONAL  
DE MÉXICO  
INSTITUTO TECNOLÓGICO DE CIUDAD MADERO  
DIVISIÓN DE ESTUDIOS DE POSGRADO  
E INVESTIGACIÓN

c.c.p.- Archivo  
Minuta

JAMB 'JAMF 'mdcoa\*



Av. 1º de Mayo y Sor Juana I. de la Cruz Col. Los Mangos  
C.P. 89440, Cd. Madero, Tam. Tels. (833) 357 48 20, e-mail: itcm@itcm.edu.mx,  
[www.itcm.edu.mx](http://www.itcm.edu.mx)

# Contenido

Capítulo 1. Introducción .....	1
1.1. Planteamiento del problema .....	1
1.2. Objetivos .....	2
1.2.1. Objetivo general .....	2
1.2.2. Objetivos específicos .....	3
1.3. Justificación .....	3
1.4. Alcances y limitaciones .....	3
1.5. Organización del documento .....	4
Capítulo 2. Marco Teórico y trabajos relacionados .....	5
2.1. Problema de optimización .....	5
2.2. Vecindad y óptimos locales .....	6
2.2.1. Óptimo global .....	7
2.2.1. Óptimo local .....	7
2.3. Métodos exactos .....	8
2.4. Algoritmos heurísticos .....	8
2.5. Algoritmos metaheurísticos .....	9
2.6. Algoritmo Adapted Best-Fit Decreasing .....	9
2.7. Metaheurística de búsqueda de vecindad variable .....	11
2.7.1. Operadores de vecindades para el problema VSBPP .....	12
2.7.2. Operadores de búsqueda local para el problema VSBPP .....	13
2.8. Problema VSBPP .....	14
2.9. Problema VCSBPP .....	15
2.10. Trabajos relacionados .....	17
Capítulo 3. Generador de instancias .....	18
3.1. Escenarios de las instancias .....	18
3.2. Formato de las instancias .....	22
3.2.1. Formato de las instancias del generador 1 .....	23
3.2.2. Formato de las instancias del generador 2 .....	24
3.2.3. Formato de las instancias del generador 3 .....	25
Capítulo 4. Métodos de solución propuestos .....	27
4.1. Método de la solución exacta .....	27

4.2. Metaheurística VNS-VSBPP .....	28
4.3. Metaheurística VNS -VCSBPP .....	28
4.3.1. Operadores de VNS .....	29
4.3.2. Operadores de búsqueda local con búsqueda exhaustiva .....	31
Capítulo 5. Resultados experimentales .....	32
5.1. Plataforma de hardware y software .....	32
5.2. Instancias de prueba .....	32
5.3. Evaluación de los algoritmos .....	33
5.4. Experimentos realizados .....	33
5.4.1. Experimento 1: Evaluación de los métodos propuestos con instancias generadas .....	33
5.4.2. Experimento 2: Evaluación de los métodos propuestos con instancias difíciles .....	35
5.4.3. Experimento 3: Comparación del desempeño de la metaheurística propuesta (VNS-VCSBPP) contra la del estado del arte (VNS-VSBPP) .....	47
5.5. Tablas de resúmenes .....	59
5.6. Prueba de hipótesis para determinar diferencias significativas .....	61
Capítulo 6. Conclusiones .....	63
6.1. Principales contribuciones .....	63
6.2. Productos científicos .....	64
6.3. Trabajos futuros .....	64
Referencias Bibliográficas .....	65

# Capítulo 1

## Introducción

---

---

Los métodos heurísticos tienen una aplicación muy amplia y han tenido mucho éxito en problemas muy difíciles y de gran relevancia. Entre las áreas de aplicación de estos métodos se encuentra el problema de empaçado de objetos en contenedores con costo y tamaño variable (VCSBBP, del inglés *Variable and Cost Size Bin Packing Problem*), el cual es una versión modificada del clásico problema de empaçado de objetos en contenedores (BPP, del inglés *Bin Packing Problem*).

Esta versión del problema ha sido utilizada para modelar problemas como la distribución de datos en la computación en la nube (Wiese, 2014)(Omara, Khattab, & Sahal, 2014) y la ubicación de recursos en redes de radio cognitivas (Kim, Le, & Hossain, 2008) (Mitran, Le, Rosenberg, & Girard, 2008); sin embargo, a pesar de que muchos trabajos en la literatura utilizan métodos heurísticos para resolver el problema, no existe ningún trabajo que haga uso de un algoritmo metaheurístico como recocido simulado o aprendizaje por refuerzo para mejorar las soluciones.

Por lo tanto, en este trabajo de tesis se implementa una metaheurística para el problema VCSBBP que producirá soluciones que serán competitivas con las soluciones reportadas en el estado del arte.

### 1.1. Planteamiento del problema

El problema de empaçado de contenedores es uno de los problemas de optimización más estudiados en la literatura (Martello & Toth, 1990). Sin embargo, la versión más conocida del problema tiene muchas limitaciones, tales como el hecho de que todos los contenedores tienen el mismo tamaño, o que los costos de los mismos son fijos. Estas limitaciones son poco prácticas y no pueden ser aplicados en problemas que se presentan en la realidad.

Es por eso a lo largo de los años se han desarrollado nuevos modelos para representar de manera precisa problemas de aplicación práctica. Algunos de estos modelos son el problema VSBPP (*Variable Size Bin Packing Problem*). Este problema modela cuando los contenedores tienen diferentes tamaños; sin embargo, en esta versión del problema se hace el supuesto de que el número de contenedores de diferentes tamaños es ilimitado, y, además, los costos de los contenedores son directamente proporcionales a su tamaño. Estas situaciones no ocurren con frecuencia en problemas prácticos. Es por eso que se desarrolla otro modelo del problema conocido como VCSBPP (*Variable and Cost Size Bin Packing Problem*). Este modelo representa la situación en donde existe un número limitado de contenedores para guardar los objetos. Además, los costos de los contenedores no dependen directamente de su tamaño, ya que en la vida real existen otros factores que influyen en el costo de los contenedores.

De acuerdo con la revisión del estado del arte, no existe ningún metaheurístico que haya sido desarrollado para el problema VCSBPP. Por lo que la pregunta para resolver este problema consiste en ¿es posible desarrollar un método metaheurístico para el problema VCSBPP?

## **1.2. Objetivos**

En esta sección se describe el objetivo general del proyecto. Después se describen cada uno de los objetivos específicos necesarios para poder lograr el objetivo general.

### **1.2.1. Objetivo general**

Desarrollar un método de solución metaheurística para el problema VCSBPP competitivo con las soluciones reportadas en el estado del arte.

### 1.2.2 Objetivos específicos

- Diseñar e implementar un generador de instancias.
- Diseñar e implementar un método exacto para resolver el problema VCSBPP.
- Implementar las cotas y heurísticas del estado del arte de VCSBPP.
- Implementar la solución metaheurística VNS del estado del arte de VSBPP.
- Diseñar e implementar una metaheurística para VCSBPP.
- Realizar un estudio del desempeño de la metaheurística desarrollada para VCSBPP.
- Realizar un estudio comparativo del desempeño de la metaheurística desarrollada para VCSBPP contra la metaheurística VNS para VSBPP.

### 1.3. Justificación

A pesar de que el problema de empaqueo de contenedores ha sido ampliamente estudiado en la literatura. Existen muy pocos trabajos que estudien la versión del problema con tamaños y costos variables. Además, no existe ningún trabajo que explore el problema utilizando un método metaheurístico como los algoritmos evolutivos o el método de búsqueda de vecindades variables. Por lo tanto, al desarrollar un método metaheurístico para el problema VCSBPP, se obtiene una nueva forma de abordar este problema, y, con esto, nuevas formas de obtener buenas soluciones en un tiempo razonable.

### 1.4. Alcances y limitaciones

Entre los alcances del proyecto se encuentran los siguientes puntos:

- Para probar los métodos desarrollados para el problema VCSBPP, se utilizaron instancias generadas en este trabajo.
- El tamaño de las instancias utilizadas para probar la metaheurística fue dependiente del equipo de cómputo disponible.

## 1.5. Organización del documento

A continuación, se hace una descripción de la forma en la que está organizado este documento. Así como una breve explicación de cada uno de los capítulos que lo componen.

El Capítulo 2 contiene el marco teórico, dentro del cual se revisan algunos fundamentos teóricos necesarios para comprender los problemas de optimización. Se explican los algoritmos heurísticos y metaheurísticos que fueron utilizados y se presenta una breve revisión de los trabajos relacionados al problema VCSBPP.

El Capítulo 3 detalla el diseño y la implementación del generador de instancias que fue desarrollado para probar los algoritmos implementados.

El Capítulo 4 describe la implementación de un método exacto para resolver el problema VCSBPP. Este método es probado en el software CPLEX 12.5 de IBM. También se describe la implementación del método heurístico A-BFD (*Adapted-Best Fit Decreasing*).

El Capítulo 5 describe todos los detalles del algoritmo metaheurístico desarrollado. Se explican las modificaciones que se realizaron a la versión original del algoritmo VNS, tanto de los operadores de vecindades como de las búsquedas locales.

El Capítulo 6 muestra los resultados de la experimentación con el metaheurístico desarrollado. Así como un estudio comparativo del desempeño de la metaheurística desarrollada contra una metaheurística del estado del arte.

Finalmente, en el Capítulo 7 se establecen las conclusiones de este trabajo. Así como las aportaciones generadas y el trabajo futuro para próximos proyectos que deseen abordar el tema al que está enfocado este documento.



# Capítulo 2

## Marco Teórico y trabajos relacionados

---

---

En este capítulo se presentan algunos conceptos fundamentales para el desarrollo del trabajo de investigación. Se muestra la descripción de los algoritmos utilizados, los modelos de los problemas estudiados, y finalmente se hace una breve revisión de los trabajos relacionados.

### 2.1. Problema de optimización

Un problema de optimización consiste en encontrar la mejor solución posible dentro de un espacio de soluciones, en donde la mejor solución es considerada con respecto a un criterio (máximo o mínimo).

De acuerdo con (Garey & Johnson, 1979) un problema de optimización es una 7-tupla

$$U = (\Sigma_I, \Sigma_O, L, L_I, M, cost, goal),$$

en donde:

1.  $\Sigma_I$  es un alfabeto, denominado el alfabeto de entrada de  $U$ .
2.  $\Sigma_O$  es un alfabeto, llamado el alfabeto de salida de  $U$ .
3.  $L \subseteq \Sigma_I^*$  es el lenguaje de instancias factibles del problema.
4.  $L_I \subseteq L$  es el lenguaje de la actual instancia del problema de  $U$ .
5.  $M(x)$  es llamado el conjunto de soluciones factibles para  $x$ .

6.  $cost$  es la función de costo que para cada par  $(u,x)$  donde  $u \in M(x)$  para alguna  $x \in L$ , asigna un número real positivo  $cost(u, x)$ .
7.  $goal \in \{minimum, maximum\}$

## 2.2. Vecindad y óptimos locales

Dada una solución  $x$  que pertenece al espacio de soluciones  $SS$ . La vecindad  $N(x)$  de esa solución es un subconjunto del espacio de soluciones que contiene soluciones que están “próximas” de la solución considerada (Duarte Muñoz & Pantrigo Fernandez, Juan Jose Gallego Carrillo, 2007).

En la vecindad de una solución se encuentran todas aquellas soluciones “cercanas” de forma que, dada una solución  $x \in N(x)$ , cada solución de su vecindad  $y \in N(x)$  puede alcanzarse (obtenerse) directamente desde  $x$  mediante una operación llamada *movimiento*.

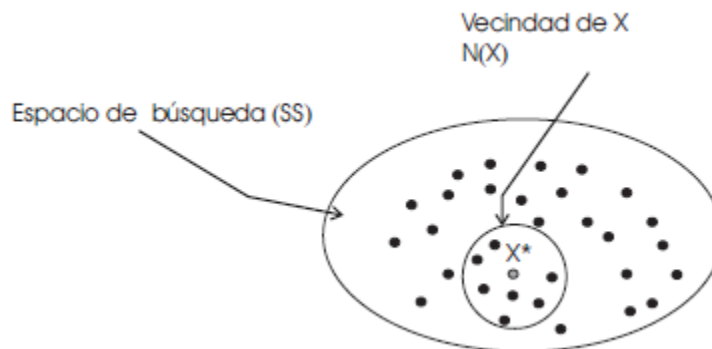


Figura 1.- Vecindad de una solución  $x$  marcada por el área interior de la circunferencia

### 2.2.1. Óptimo global

Dado un problema de optimización  $P = (f, SS, F)$ , en donde se pretende maximizar la función objetivo  $f$ ,  $SS$  es el espacio de búsqueda y  $F$  es el espacio de soluciones factibles, se dice que una solución factible  $x \in F \subseteq SS$  es un óptimo (máximo) global (Duarte Muñoz & Pantrigo Fernandez, Juan Jose Gallego Carrillo, 2007) si:

$$\forall y \in F \quad f(x) \geq f(y).$$

### 2.2.1. Óptimo local

Dado un problema de optimización  $P = (f, SS, F)$  y una estructura de vecindad  $N$ , se dice que una solución factible  $x \in F \subseteq SS$  es un óptimo (máximo) local con respecto a  $N$  si:

$$\forall y \in N(x) \quad f(x) \geq f(y).$$

Por lo tanto, cuando se intenta explorar solo la vecindad para encontrar la mejor solución en el espacio de soluciones, es muy probable que solamente nos encontremos con un óptimo Local. Para encontrar el óptimo global tenemos que asegurarnos de explorar todo el espacio de soluciones y no solamente en las vecindades, sin embargo, esto puede tomar demasiado tiempo.

Las definiciones anteriores se pueden particularizar para problemas de minimización sin más que cambiar " $\geq$ " por " $\leq$ ".

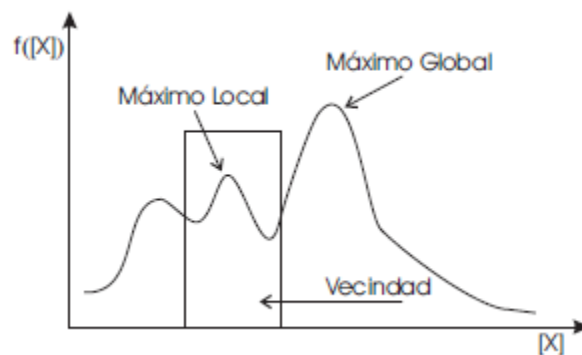


Figura 2.- Función objetivo con máximo global, máximo local y vecindad.

### 2.3. Métodos exactos

Este tipo de métodos tienen la ventaja de que exploran todo el espacio de soluciones de un problema y siempre encontrarán la mejor solución posible. Algunos ejemplos de estos métodos son los algoritmos voraces, algoritmos de divide y vencerás, algoritmos de ramificación y poda, *backtracking* (Duarte Muñoz & Pantrigo Fernandez, Juan Jose Gallego Carrillo, 2007).

Los métodos exactos pueden resolver problemas que pertenecen a la clase  $P$  de forma óptima y en tiempo razonable, esto se debe a que este tipo de problemas tienen la característica de que pueden ser resueltos en tiempo polinomial por un algoritmo determinista (Garey & Johnson, 1979). Sin embargo, existe una clase de problemas para los cuales no se conocen algoritmos exactos deterministas con tiempos de convergencia en tiempo polinómico. Este tipo de problemas pertenecen a la clase  $NP$ , y para ellos es necesario aplicar otro tipo de algoritmos. Debido a que a pesar de que un método exacto va a encontrar la mejor solución, el método tardaría tanto tiempo en encontrarla que lo hace completamente inaplicable.

### 2.4. Algoritmos heurísticos

Muchos problemas de optimización no pueden ser resueltos mediante métodos exactos. Esto es debido a la gran cantidad de tiempo que se requiere para resolver un problema de gran complejidad. Para este tipo de problemas, desde la década de los sesenta se han generado métodos conocidos como heurísticas (Polya, 1945). Estos métodos se caracterizan por su capacidad de encontrar soluciones de buena calidad (aunque no sean las mejores) en un tiempo razonable.

## 2.5. Algoritmos metaheurísticos

Los métodos heurísticos tienen su principal limitación en su incapacidad de escapar de óptimos locales. Esto se debe a que no tienen ningún mecanismo para continuar con la búsqueda del óptimo en caso de quedar atrapado en un óptimo local. Para solventar este problema existen otro tipo de algoritmos llamado metaheurísticos que contienen procedimientos para guiar a los métodos heurísticos, y de esta forma ya no quedar atrapados en óptimos locales (Duarte Muñoz & Pantrigo Fernandez, Juan Jose Gallego Carrillo, 2007).

## 2.6. Algoritmo Adapted Best-Fit Decreasing

El algoritmo *Adapted Best-Fit Decreasing* (BFD) es uno de los algoritmos más populares para el problema de empaqueo de contenedores (Kang & Park, 2003). Su funcionamiento se basa en colocar cada objeto en el “mejor” contenedor disponible (por ejemplo, el contenedor con el mayor espacio libre disponible, calculado mediante la diferencia del volumen total del contenedor menos el volumen de todos los objetos que se encuentran dentro de él) ; En (Crainic, Perboli, Rei, & Tadei, 2011) se propone una versión modificada de este algoritmo para resolver el problema VCSBPP. Este algoritmo, denominado como la heurística Adapted-BFD (A-BFD), primero ordena los objetos de acuerdo con el orden no-creciente de sus volúmenes, y después los va colocando secuencialmente.

Para esta versión del algoritmo, cada objeto se intenta colocar en el “mejor” contenedor ya seleccionado. Esto es, el contenedor que maximice la *función objetivo* que calcula el espacio libre del contenedor como se definió anteriormente, si el objeto ya no puede ser colocado en un contenedor ya seleccionado; entonces se selecciona un nuevo contenedor y el objeto se coloca en ese lugar.

**Tabla 1. Algoritmo A-BFD**

**Entrada  $X$ :** Objetos que van a ser acomodados en los contenedores

**Entrada  $K$ :** Tipos de grupos de contenedores que van a estar disponibles para cargar los objetos.

$S$ : Conjunto de contenedores seleccionados (vacío al principio)

Ordenar los objetos en  $X$  de acuerdo con el orden no-creciente de su volumen

Ordenar los contenedores en  $K$  de acuerdo con el orden no-incremental de su proporción  $c_j/V_j$  (en donde  $c_j$  y  $V_j$  son el costo y el volumen del contenedor  $j$  respectivamente), y en orden no-decreciente de  $V_j$  cuando los costos de la unidad  $c_j$  son iguales.

$S = \{\emptyset\}$

**for all  $i \in X$  do**

**if  $i$  puede ser acomodado en un contenedor en  $S$  then**

Acomodar  $i$  en el mejor contenedor  $b \in S$

**else**

$S = S \cup \{b'\}$ , en donde  $b'$  es el primer contenedor en la lista ordenada  $K$

Acomodar  $i$  en  $b'$

**end if**

**end for**

**for all  $j \in S$  do**

**for all  $k \in K \setminus S$  do**

$$U_j = \sum_{i \text{ cargado en } j} V_i$$

**if  $V_k \geq U_j$  y  $c_k < c_j$  then**

Mover todos los objetos de  $j$  a  $k$

$$S = S \setminus \{j\} \cup \{k\}$$

**end if**

end for

end for

return S

## 2.7. Metaheurística de búsqueda de vecindad variable

La búsqueda de vecindad variable (*Variable Neighbourhood Search*) es una metaheurística que tiene como objetivo evitar quedar atrapado en óptimos locales utilizando el manejo de estructuras de vecindad (Mladenovic & Hansen, 1997). Su funcionamiento consiste en explorar vecindades lejanas de una solución actual, y moverse de esta solución a otra si y sólo si la nueva solución es mejor que la actual.

Una estructura de vecindad se encarga de determinar el perfil (o propiedades topológicas) del espacio de búsqueda (Jones, 2014). Cada una de estas vecindades  $N_k(x)$  se puede construir mediante una o varias métricas (o cuasi-métricas) que lógicamente serán dependientes del problema.

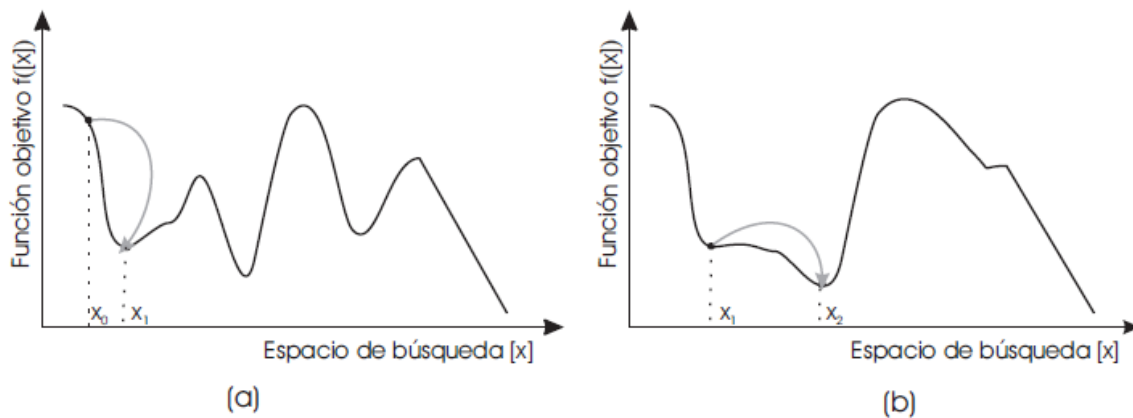


Figura 3. Perfil del espacio de búsqueda para dos estructuras de vecindades distintas.

La metaheurística VNS se basa en los siguientes tres puntos (Duarte Muñoz & Pantrigo Fernandez, Juan Jose Gallego Carrillo, 2007):

1. Un óptimo local con respecto a una vecindad  $N_i(x)$  no tiene por qué serlo con respecto a otra vecindad  $N_j(x)$ .
2. El óptimo global es un óptimo local con respecto a todas las posibles estructuras de vecindad.
3. Para muchos problemas, los óptimos locales con respecto a una o varias estructuras de vecindad, están relativamente próximos.

### 2.7.1. Operadores de vecindades para el problema VSBPP

La metaheurística VNS hace uso de los siguientes operadores para cambiar las estructuras de vecindad (Hemmelmayr, Schmid, & Blum, 2012). Es importante resaltar que solamente se ejecuta uno de los operadores durante cada iteración de la metaheurística.

**Operador  $N_1(x)$ :** Este operador selecciona hasta el 15% de todos los contenedores utilizados por la solución actual  $x$  e intercambia sus tamaños aleatoriamente. Nótese que esto puede resultar en un número de contenedores  $b$  cuya capacidad sea excedida, lo cual puede ocurrir en el caso de que la capacidad del nuevo contenedor asignado sea más pequeña que la capacidad del contenedor original. En este caso, los objetos son removidos aleatoriamente de  $b$  hasta que la capacidad sea suficiente para acomodar los objetos restantes. Este procedimiento puede generar un conjunto de objetos desempacados, los cuales son ordenados de una manera decreciente con respecto a su peso. Después, se intentan insertar los objetos uno tras otro en cualquiera de los contenedores en donde el objeto pueda entrar. Para este propósito, se utiliza una selección por ruleta, en donde la probabilidad de selección para que un contenedor sea seleccionado es inversamente proporcional a la capacidad restante del contenedor. Si el objeto no cabe en ninguno de los contenedores de la solución; entonces se agrega un nuevo contenedor a la misma en donde, adaptando el operador al problema VCSBPP, se realiza una selección por ruleta entre los contenedores que no han sido utilizados. La probabilidad de elección es favorecida por la razón costo/capacidad.

**Operador  $N_2(x)$ :** La primera acción de este operador consiste en la elección de hasta el 5% de todos los contenedores de la solución actual  $x$ , los cuales son eliminados. Todos los



objetos previamente asignados a estos contenedores tienen que volver a empacarse. Esto se hace asignando cada uno de los objetos a un nuevo objeto contenedor que, adaptando el operador al problema VCSBPP, se obtiene aleatoriamente del conjunto de contenedores que no han sido utilizados, y tiene la capacidad suficiente para poder almacenar el objeto.

### 2.7.2. Operadores de búsqueda local para el problema VSBPP

Los operadores de búsqueda local se ejecutan de manera secuencial para obtener la mejor solución de la estructura de vecindad elegida.

**Operador  $N_3(x)$ :** Este operador intenta reducir la capacidad restante de los contenedores moviendo un objeto de su contenedor actual  $a$  a un contenedor diferente  $b$ . Este movimiento sólo puede ser ejecutado si: 1) el empaquetado resultante es factible con respecto a las restricciones de las capacidades de los contenedores  $a$  y  $b$ ; y 2) si la capacidad restante del contenedor  $b$  después del movimiento es más pequeña que la capacidad restante del contenedor  $a$  después del movimiento. Por lo tanto, la intención es llenar aún más los contenedores cuyo nivel de utilización ya es bastante alto, mientras se vacían otros que no están siendo utilizados completamente.

**Operador  $N_4(x)$ :** Con una intención similar a la del operador anterior, el operador  $N_4$  intercambia un objeto  $i$  actualmente empacado en un contenedor  $a$  con un objeto  $j$  actualmente empacado en un contenedor diferente  $b$ . Este intercambio se ejecuta si: 1) la capacidad resultante es factible con respecto a las capacidades de los contenedores; y 2) si la capacidad restante de  $b$  después del intercambio es más pequeña que la capacidad restante de  $a$  antes del intercambio. Como el objetivo es obtener contenedores llenos, un intercambio sólo se considera factible si la capacidad restante de  $b$  se reduce.

**Operador  $N_5(x)$ :** El objetivo de este operador es de quitar contenedores que estén casi vacíos. Por lo tanto, este operador escoge el contenedor con la menor carga. Todos los objetos asignados a este contenedor son tratados de ser insertados en los otros contenedores

basados en un procedimiento de mejor ajuste (*best fit*). Más precisamente, para cada objeto se escoge el contenedor con la menor capacidad disponible entre todos los contenedores que tengan la capacidad restante suficiente para almacenar el objeto. La secuencia en la que los objetos son considerados para ser guardados es la misma que se utilizó en el contenedor que va a ser eliminado. En el caso de que se haya encontrado un contenedor alternativo para cada uno de los objetos, el contenedor considerado puede ser eliminado de la solución.

## 2.8. Problema VSBPP

El problema VSBPP puede ser descrito formalmente de la siguiente manera (Hemmelmayr et al., 2012):

Dado un conjunto  $S$  de  $n$  objetos,  $S = \{1, \dots, n\}$ . Cada objeto  $i \in S$  tiene un peso  $w_i > 0$ . Además, existe un conjunto  $B$  de  $m$  diferentes tipos de contenedores,  $B = \{1, \dots, m\}$ , en donde cada tipo de contenedor  $k \in B$  tiene una capacidad  $W_k > 0$  y un costo  $c_k$ . Sin perder la generalidad asumimos que  $W_1 < \dots < W_m$ . El objetivo es empaquetar los  $n$  objetos en un número de contenedores tal que la suma de los costos de los tipos de contenedores de los contenedores que fueron utilizados sea minimizada. Por lo tanto, el número de contenedores utilizados de cualquier tipo no está limitado.

El número de contenedores está limitado a  $n$ , es decir, el número de objetos, y el modelo incluye dos conjuntos de variables binarias. El primer conjunto de variables  $x_{ij}$  nos dice si el objeto  $i$  es cargado en el contenedor  $j$ , y el segundo conjunto de variables  $y_{jk}$  nos dice si el contenedor  $j$  pertenece al tipo de contenedor  $k$ .

Por lo tanto, el número de contenedores que se utiliza de cualquier tipo no está limitado. Entonces el problema VSBPP puede ser modelado como:

$$\text{Minimizar } \sum_{j=1}^n \sum_{k=1}^m c_k * y_{jk} \quad (1)$$

Sujeto a:

$$\sum_{j=1}^n x_{ij} = 1 \text{ para } i = 1, \dots, n \quad (2)$$

$$\sum_{k=1}^m y_{jk} \leq 1 \text{ para } j = 1, \dots, n \quad (3)$$

$$\sum_{i=1}^n w_i * x_{ij} \leq \sum_{k=1}^m W_k * y_{jk} \text{ para } j = 1, \dots, n \quad (4)$$

$$x_{ij} \in \{0, 1\} \text{ para } i, j = 1, \dots, n \quad (5)$$

$$y_{jk} \in \{0, 1\} \text{ para } j = 1, \dots, n \text{ y } k = 1, \dots, m \quad (6)$$

El conjunto de restricciones (2) se asegura que cada objeto sea asignado exactamente a un contenedor. Además, el conjunto de restricciones (3) se asegura que cada contenedor utilizado pertenezca solamente a un tipo de contenedor. Finalmente, el conjunto de restricciones (4) no permite que algún contenedor sea sobrecargado. Es importante destacar que este problema está identificado como NP-Duro debido a que es una versión modificada del BPP original.

## 2.9. Problema VCSBPP

El problema VCSBPP puede ser descrito formalmente de la siguiente manera (Crainic et al., 2011):

Sea  $\mathcal{X}(|\mathcal{X}| < \infty)$  el conjunto de objetos que van a ser cargados. Cada objeto  $i \in \mathcal{X}$  tiene un volumen  $v_i$ . Sea  $\mathcal{T}(|\mathcal{T}| < \infty)$  el conjunto de contenedores disponibles y sean  $V_j$  y  $c_j$  el volumen y el costo del contenedor  $j \in \mathcal{T}$ , respectivamente. Sin ninguna pérdida de

generalidad, se asumen que los volúmenes y los costos asociados con los contenedores y los objetos son enteros. Sean las variables de *selección-contenedor*  $y = (y_1, y_2, \dots, y_{|\mathcal{T}|})$ , en donde  $y_j = 1$  si el contenedor  $j$  es seleccionado, y  $y_j = 0$  en otro caso. Sean las variables de *asignación objeto-a-contenedor*  $x_{ij}, \forall i \in \mathcal{X}, \forall j \in \mathcal{T}$ , en donde  $x_{ij} = 1$ , si el objeto  $i$  es cargado en el contenedor  $j$  y  $x_{ij} = 0$  en otro caso. Entonces el problema VCSBPP puede ser modelado como:

$$\min \quad z = \sum_{j \in \mathcal{T}} c_j * y_j \quad (1)$$

Sujeto a:

$$\sum_{j \in \mathcal{T}} x_{ij} = 1, \quad \forall i \in \mathcal{X} \quad (2)$$

$$\sum_{i \in \mathcal{X}} v_i x_{ij} \leq V_j y_j, \quad \forall j \in \mathcal{T} \quad (3)$$

$$x_{ij} \in \{0,1\}, \quad \forall i \in \mathcal{X}, \quad \forall j \in \mathcal{T} \quad (4)$$

$$y_j \in \{0,1\}, \quad \forall j \in \mathcal{T} \quad (5)$$

La función objetivo (1) minimiza el costo total de los contenedores seleccionados. El conjunto de restricciones (2) se asegura que cada objeto  $i \in \mathcal{X}$  esté empacado exactamente en un contenedor, mientras que el conjunto de restricciones (3) se asegura que el volumen total de los objetos empacados en el contenedor  $j \in \mathcal{T}$  no excede su volumen  $V_j$ . Las relaciones (4) y (5) son restricciones que exigen que las variables de decisión sean enteras (Crainic et al., 2011).

Es importante destacar que este problema está identificado como NP-Duro (Garey & Johnson, 1979) debido a que es una versión modificada del BPP original.

## 2.10. Trabajos relacionados

A continuación, se presentan algunos trabajos que han estudiado el problema VCSBPP.

En (Monaci, 2003) se presentan cotas inferiores, heurísticas y métodos de solución exactos para VSBPP, el cual es un caso especial de VCSBPP. Estos métodos toman ventaja de la correlación entre los volúmenes de los contenedores y sus costos. Sin embargo, estos métodos necesitan ser modificados para que funcionen con la nueva versión del problema.

En (Seiden, van Stee, & Epstein, 2003) se considera una versión en-línea del problema y se proponen cotas superiores e inferiores. (Kang & Park, 2003) desarrollaron dos algoritmos voraces para el caso especial de VCSBPP en donde el costo de un contenedor no incrementa con el volumen del mismo, y analizan su desempeño con instancias de restricciones de divisibilidad.

En (Pisinger & Sigurd, 2005) proponen una formulación lineal-entera para el VCSBPP de dos dimensiones, con costos de los contenedores proporcionales a los tamaños de los mismos. Además de cotas inferiores basadas en la descomposición Dantzig-Wolfe y en un algoritmo exacto branch-and-price. En (Alves & Valério de Carvalho, 2007) proponen una serie de estrategias enfocadas en acelerar las técnicas de generación de columnas para el mismo problema.

Finalmente, en (Correia, Gouveia, & Saldanha-da-Gama, 2008) se estudia el problema VSBPP introduciendo costos de contenedores que están fuertemente correlacionados con los volúmenes de los mismos, además de mostrar economías de escala. Los autores discretizan la formulación, proponen desigualdades válidas para mejorar la calidad de las cotas inferiores obtenidas de la relajación lineal del modelo resultante, y analizan la calidad de las cotas inferiores con un conjunto grande de instancias.

# Capítulo 3

## Generador de instancias

---

---

El generador de instancias desarrollado se basa en trabajos de (Crainic et al., 2011) y (Hemmelmayr et al., 2012). Estos generados trabajan con tres escenarios diferentes. Las principales características de estos escenarios son [número de objetos, volumen de los objetos, capacidades]. Cada escenario se describe a continuación.

### 3.1. Escenarios de las instancias

Los parámetros de cada uno de los escenarios del generador de instancias se describen a continuación.

**Escenario 1:** Instancias de (Correia et al., 2008). Se generaron 30 instancias para cada combinación de los siguientes parámetros.

- Número de objetos en el conjunto {100, 200, 500, 1000}.
- Volúmenes de los objetos generados aleatoriamente de acuerdo a una distribución uniforme discreta en el conjunto {1, 2, ..., 20}.
- Cinco casos de capacidades de los contenedores: 1) todos los contenedores con la misma capacidad de 150; 2) tres diferentes capacidades, 100, 200, y 300; 3) seis diferentes capacidades, 50-300 por incremento de 50; 4) 12 diferentes capacidades, de 25 a 300 por incremento de 25; 5) Todos los contenedores con diferentes capacidades de 60 a 330 por incremento de 5.

- Conjunto de contenedores con costo fijo a  $100\sqrt{V_j}$  para cada contenedor  $j$ .

**Tabla 2. Parámetros considerados para las instancias del escenario 1. La primera columna son los parámetros. La segunda columna son los valores que puede tener cada parámetro.**

<b>Número de objetos</b>	100, 200, 500, 1000	
<b>Pesos de los objetos</b>	Discretos entre 1 y 20	
<b>Capacidades</b>	Capacidades Iguales	150
	3 diferentes	100, 200, 300
	6 diferentes	50, 100, 150, 200, 250, 300
	12 capacidades diferentes	25, 50, 75, 100, 125, 150, 175, 200, 225, 250, 275, 300
	Totalmente diferentes	60, 65, 70, ..., 300
<b>Costos</b>	Economía de escala: $100\sqrt{V_j}$ para cada contenedor $j$ .	

**Escenario 2:** Instancias derivadas del problema clásico de empaqueo de contenedores y que fueron propuestas en (Monaci, 2003). Se generaron 30 instancias para cada combinación de los siguientes parámetros.

- Volumen de los objetos: Se consideran tres tipos con volúmenes uniformemente distribuidos en  $[1; 100]$ ,  $[20; 100]$ , y  $[50; 100]$ .
- Número de tipos de contenedores: 3 (capacidades iguales a 100, 120 y 150) y 5 (capacidades iguales a 60, 80, 100, 120 y 150).
- Número de objetos: 25, 50, 100, 200, y 500.

**Tabla 3.** Parámetros considerados para las instancias del escenario 2. La primera columna son los parámetros. La segunda columna son los valores que puede tener cada parámetro.

<b>Número de objetos (<math>N</math>):</b>	25, 50, 100, 200 y 500
<b>Pesos de los objetos (<math>v_j</math>):</b>	U ([1; 100], [20; 100], y [50; 100])
<b>Capacidades de los Contenedores (<math>V_j</math>):</b>	U (100, 120, 150)
	U (60, 80, 100, 120, 150)
<b>Costos de los Contenedores (<math>C_j</math>):</b>	Economía de escala $100 \sqrt{V_j}$

**Escenario 3:** Instancias propuestas en (Crainic et al., 2011) y que fueron creadas con el objetivo de proveer las formas de explorar el impacto de correlación entre los costos de selección fijos y los volúmenes de los contenedores. Estas instancias están compuestas por varios niveles de fuerzas de correlación, así como por diferentes composiciones de los conjuntos de objetos. Los parámetros de las nuevas instancias fueron elegidos para reflejar las logísticas de las ciudades y casos de aplicaciones de las cadenas de suministro.

- Número de objetos en el conjunto {100, 200, 500, 1000}.
- Valores de capacidades de los contenedores en el conjunto {50, 100, 120}. Los valores fueron escogidos para representar los volúmenes típicos de los contenedores ISO (20 ft., 40 ft. y 53 ft.).
- Costos de selección de los contenedores generados de acuerdo a las siguientes tres reglas.
  - SC. Los costos de los contenedores son iguales a sus volúmenes.



- IC. Los costos de los contenedores están débilmente correlacionados con los volúmenes. Para introducir una economía de escala, el costo está definido por  $\sqrt{V_j}$ .
- R. Para cada volumen de contenedor, se generan tres tipos de contenedores. El primero tiene un costo de  $\sqrt{V_j}$ , el segundo  $\sqrt{V_j}(1 + \delta)$ , donde  $\delta$  es generado aleatoriamente entre 0.05 y 0.3, y el tercero  $\sqrt{V_j}(1 - \gamma)$ , donde  $\gamma$  es generado aleatoriamente entre 0.05 y 0.3. Este esquema costo-generación simula la situación en donde diferentes operadores de logística están disponibles. Por lo tanto, a pesar de que existen precios básicos para cada tipo de contenedor, es posible que existan cambios en los precios de cada operador debido a factores externos.

**Tabla 4. Parámetros de las instancias del escenario 3 (parte 1)**

<b>Número de objetos (<math>N</math>):</b>	{100, 200, 500, 1000}	
<b>Capacidades de los contenedores (<math>V_j</math>):</b>	{50, 100, 120}	
<b>Costos de los contenedores (<math>C_j</math>):</b>	SC.	Igual a sus volúmenes
	IC.	Economía de escala: $\sqrt{V_j}$
	R.	$\sqrt{V_j}$
		$\sqrt{V_j}(1 + \delta)$
		$\sqrt{V_j}(1 - \gamma)$

- Volúmenes de objetos. Los objetos son agrupados en conjuntos y, después, los tipos de objetos son mezclados para generar los tipos de volúmenes de objetos. Los objetos están agrupados en tres conjuntos:
  - G1. Objetos de tamaño grande con volúmenes generados aleatoriamente en el intervalo [20, 40].
  - G2. Objetos de tamaño mediano con volúmenes generados aleatoriamente en el intervalo [15, 25].

- G3. Objetos de tamaño pequeño con volúmenes generados aleatoriamente en el intervalo [5, 10].
- Tres tipos de volúmenes de objetos son generados combinando los tipos de objetos de la siguiente manera:
  - T1. 80% de los objetos están en G2 y el 20% en G3.
  - T2. 10% de los objetos en G1, 75% en G2 y 15% en G3.
  - T3. 20% de los objetos están en G1, 70% en G2 y 10% en G3.

**Tabla 5. Parámetros de las instancias del escenario 3 (parte 2)**

<b>Pesos de los Objetos (<math>v_j</math>):</b>	G1	Tamaño grande: [20,40]
	G2	Tamaño mediano: [15,25]
	G3	Tamaño pequeño: [5,10]
<b>Tipos de Combinaciones:</b>	T1	80% de G2 y 20% de G3
	T2	10% de G1, 75% de G2 y 15% de G3
	T3	20% de G1, 70% de G2 y 10% de G3

### 3.2. Formato de las instancias

Se desarrolló un algoritmo en lenguaje C en el que se selecciona el escenario de instancias a generar. Cada algoritmo genera archivos de texto con el siguiente formato:

```

N = Número de objetos
M = Número de contenedores
For i = 1 to N
    v[i] = Volumen del objeto i
For j = 1 to M
    V[j] = Volumen del contenedor j
For j = 1 to M
    C[j] = Costo del contenedor j
    
```

Figura 4. Formato de los archivos de texto.

Cada uno de los programas solicita al inicio que se ingresen cada uno de los parámetros, después solicita el número de instancias que se desean generar. Cada instancia se genera con una semilla diferente, por lo tanto, al volver a ejecutar el programa con los mismos parámetros se generarán las mismas instancias.

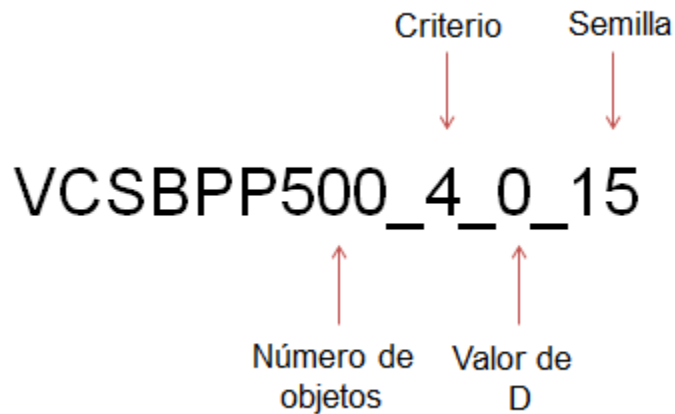
Para determinar el número de contenedores de cada instancia generada, los generadores calculan un valor llamado  $D$ . Este valor se obtiene de la siguiente manera:

- Se divide el volumen total de los objetos entre la opción más pequeña de los tamaños de los contenedores.
- Si la división no es fraccionaria, entonces el resultado de la división es el valor de  $D$ .
- Pero si la división es fraccionaria entonces el resultado se redondea al número siguiente y ese es el valor de  $D$ .

El valor de  $D$  se tomó con valor de 0 (la capacidad más pequeña) para todas las instancias.

### 3.2.1. Formato de las instancias del generador 1

El generador 1 crea archivos de texto con el siguiente formato:



*Figura 5. Formato de las instancias del generador 1.*

En donde:

- El número de objetos puede tomar valores de 100, 200, 500 y 1000.
- El criterio puede tomar valores de 0 a 4, en donde:
  - 0: Capacidades iguales.
  - 1: 3 capacidades diferentes.
  - 2: 6 capacidades diferentes.
  - 3: 12 capacidades diferentes.
  - 4: Capacidades totalmente diferentes.
- El valor de D puede tomar valores de 0 a 2, en donde:
  - 0: Se utiliza el valor de capacidad más pequeño.
  - 1: Se utiliza el valor de capacidad promedio.
  - 2: Se utiliza el valor de capacidad más grande.
- La semilla toma valores de 01 a 30.

### 3.2.2. Formato de las instancias del generador 2

El generador 2 crea archivos de texto con el siguiente formato:



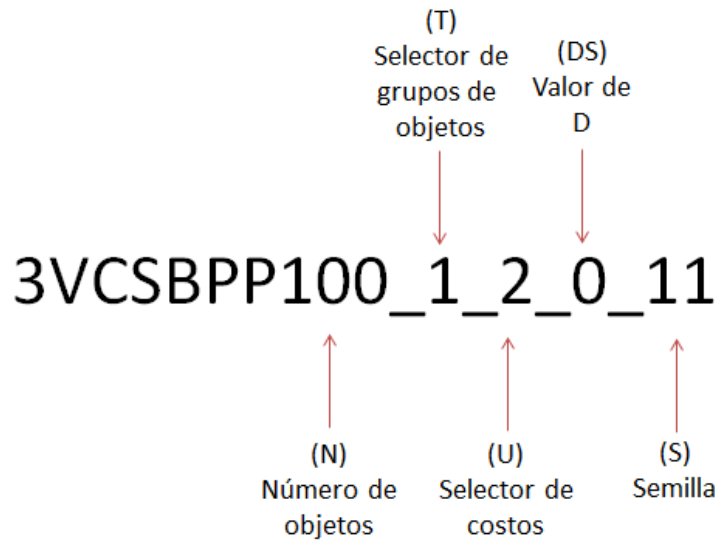


Figura 7. Formato de las instancias del generador 3.

En donde:

- El número de objetos puede tomar valores de 100, 200, 500 y 1000.
- El selector de grupos de objetos puede tomar valores de 0, 1 y 2 para representar las reglas T1, T2 y T3, respectivamente.
- El criterio de selección de costos puede tomar valores de 0, 1 y 2, representando las reglas SC., IC. y R., respectivamente.
- El valor de D puede tomar los mismos valores del conjunto 1.

La semilla toma valores de 01 a 30.

# Capítulo 4

## Métodos de solución propuestos

---

---

Los algoritmos desarrollados son un método de solución exacta (PLE), y dos metaheurísticas VNS-VSBPP y VNS-VCSBPP. Además, se presentan dos operadores para cada metaheurística. La descripción de estos algoritmos se muestra a continuación.

### 4.1. Método de la solución exacta

El método de solución exacta (PLE) se implementó en un programa que hace uso del software CPLEX 12.5 para construir el modelo del problema a partir de la instancia y después resolverlo.

$$\begin{array}{l} 3 (N) \\ 3 (M) \\ 5 \ 5 \ 5 (v[i]) \\ 20 \ 5 \ 5 (V[j]) \\ 4 \ 1 \ 1 (C[j]) \end{array} \quad \begin{array}{l} \text{Minimizar } 4y_1 + y_2 + y_3 \\ \\ \text{Sujeto a:} \\ x_{11} + x_{12} + x_{13} = 1 \\ x_{21} + x_{22} + x_{23} = 1 \\ x_{31} + x_{32} + x_{33} = 1 \\ \\ 5x_{11} + 5x_{21} + 5x_{31} - 20y_1 \leq 0 \\ 5x_{12} + 5x_{22} + 5x_{32} - 5y_2 \leq 0 \\ 5x_{13} + 5x_{23} + 5x_{33} - 5y_3 \leq 0 \\ x_{ij} \in \{0,1\}, \quad \forall i \in \mathcal{X}, \quad \forall j \in \mathcal{T} \\ y_j \in \{0,1\}, \quad \forall j \in \mathcal{T} \end{array}$$

Figura 8. Construcción del modelo a partir de la instancia de entrada.

El programa tiene un tiempo límite de 100 segundos, si no se encuentra la solución exacta en ese tiempo, entonces el programa imprime la mejor solución encontrada. Además, imprime un porcentaje conocido como “gap”. El gap indica que tan alejado se quedó la solución encontrada de la solución exacta. Este valor es representado mediante un porcentaje, en donde un 0% indica que la solución es exacta.

**Tabla 7. Pseudocódigo del método de la solución exacta**

---

	<b>Entrada:</b> Archivo de texto con los datos de la instancia
	<b>Salida:</b> Archivo de texto con los resultados de la solución del modelo
1	Leer el archivo de entrada con la instancia
2	Crear las variables de decisión
3	Construir la función objetivo
4	Construir el primer conjunto de restricciones
5	Construir el segundo conjunto de restricciones
6	Resolver el modelo
7	Imprimir y guardar los resultados

---

## 4.2. Metaheurística VNS-VSBPP

Se implementó la metaheurística VNS que se describe en el marco teórico en el capítulo 2, la implementación comienza con una solución inicial obtenida con la heurística A-BFD, y después el programa entra a la metaheurística para mejorar la solución inicial.

Se realizaron varios cambios a esta metaheurística. Esto se debe a que este algoritmo está diseñado para el problema VSBPP, en el cual el número de contenedores disponible para cada tipo de contenedor es ilimitado. Como se menciona en el marco teórico, en el problema VCSBPP solo se dispone de un número limitado de contenedores, por lo que las instancias creadas con el generador no funcionarían con la metaheurística original.

## 4.3. Metaheurística VNS -VCSBPP

El algoritmo funciona de la siguiente manera: Primero, se genera una solución inicial. Para esto se utiliza la heurística A-BFD, con el objetivo de comenzar con una buena solución que se encuentre cerca de la solución óptima. Después, en cada iteración se escoge una de las dos estructuras de vecindad disponibles. Para el proceso de selección se utiliza la selección por ruleta, en donde siempre serán favorecidas las estructuras de vecindad que resulten más exitosas. Una vez realizado esto, un vecino  $x'$  de la solución actual  $x$  es



elegido aleatoriamente de las vecindades dadas por la estructura de vecindad seleccionada. Después se realiza una búsqueda local a  $x'$  para encontrar un óptimo local  $x''$ , finalmente la mejor solución entre  $x$  y  $x''$  es elegida como la solución actual para la próxima iteración.

**Tabla 8. Algoritmo de la metaheurística VNS**

---

1	<b>Entrada:</b> Una instancia de problema, estructuras de vecindades $N_k$ , $k \in \{1,2\}$
2	$x \leftarrow \text{GenerarSoluciónInicial}()$
3	$c_1 = 1, c_2 = 1$
4	<b>Mientras</b> no se cumpla el criterio de paro <b>hacer</b>
5	$k \leftarrow \text{EscogerVecindad}(c_1, c_2)$
6	$x' \leftarrow \text{Sacudir}(x, k)$
7	$x'' \leftarrow \text{BúsquedaLocal}()$
8	<b>Si</b> $x''$ tiene un valor de costo menor que $x$ <b>entonces</b>
9	$x \leftarrow x''$
10	$c_k \leftarrow c_k + 1$
11	<b>Fin Si</b>
12	<b>Fin Mientras</b>
13	<b>Salida:</b> Mejor solución encontrada

---

### 4.3.1. Operadores de VNS

Esta metaheurística hace uso de seis “operadores” que se encargan de modificar a la solución dentro de la iteración con el objetivo de mejorarla. Los primeros tres operadores se encargan de modificar a la solución actual a una solución vecina dependiendo de la estructura de vecindad que se haya seleccionado, por lo que en cada iteración solamente se ejecutará uno de los dos operadores. Los otros tres operadores conforman el procedimiento de búsqueda local y se ejecutan secuencialmente con un enfoque de primera mejora.

Las diferencias de los operadores en la metaheurística VNS para VSBPP y VCSBPP son las siguientes.

**Operador  $N_1(x)$ :**

VNS para VSBPP:

- Selecciona el 15% de todos los contenedores usados y cambia sus tamaños aleatoriamente.
- Los nuevos contenedores se eligen entre todos los tipos de contenedores disponibles.

VNS para VCSBPP:

- Se intercambian los objetos entre dos contenedores aleatorios sucesivamente hasta cubrir el 15% de los contenedores.
- Los nuevos contenedores se eligen solo de los contenedores que no han sido utilizados.

**Operador  $N_2(x)$ :**

VNS para VSBPP:

- El nuevo contenedor se escoge aleatoriamente entre todos los tipos de contenedores que pueden guardar el objeto.

VNS para VCSBPP:

- El nuevo contenedor se escoge entre los contenedores que no han sido utilizados.
- Si ya se llenó un contenedor, se busca otro que sea igual al último utilizado, si no hay otro igual, se escoge uno nuevo aleatoriamente.

### **4.3.2. Operadores de búsqueda local con búsqueda exhaustiva**

Para la metaheurística VNS-VCSBPP, además de los cambios mencionados anteriormente, también se modificó la búsqueda local de los operadores 3 y 4 para que no funcionen con el criterio de primera mejora, sino que las búsquedas revisan todos los intercambios posibles y se quedan con el mejor intercambio realizado.

# Capítulo 5

## Resultados experimentales

---

---

En esta sección se presentan los resultados de los experimentos realizados con los métodos propuestos.

### 5.1. Plataforma de hardware y software

Los experimentos computacionales se realizaron en una computadora con las siguientes características: Sistema operativo Windows 7 Ultimate, un procesador Pentium (R) Dual – Core E6700 @ 3.20GHz, con una memoria RAM instalada de 2.97 GB. Los experimentos se ejecutaron con un tiempo límite de 100 segundos.

### 5.2. Instancias de prueba

Para los experimentos se utilizaron las siguientes instancias de prueba:

- Instancias del escenario 2 creadas con el generador de instancias que viene descrito en el capítulo 3, se utilizan 30 instancias para cada configuración de parámetros.
- Instancias de (Delorme, Iori, & Martello, 2016), las cuales son consideradas como difíciles y pertenecen originalmente al problema BPP. Se adaptaron para que funcionaran con el problema VCSBPP. Las modificaciones que se realizaron son las siguientes:
  - Se agregó un número de contenedores, el cual es el mismo que el número de objetos.
  - Los tamaños de los contenedores se alternaron entre pares e impares, los contenedores impares tienen el tamaño de la instancia original. Mientras que los pares tienen el tamaño original multiplicado con 0.75.

- Los costos de los contenedores siguen la economía de escala de  $100\sqrt{V_j}$ .

### 5.3. Evaluación de los algoritmos

Los algoritmos evaluados en el experimento se muestran en la Tabla 9. Esta tabla en la primera columna muestra el nombre del algoritmo. La segunda columna muestra la descripción general del algoritmo.

**Tabla 9. Algoritmos evaluados.**

Algoritmo	Descripción
PLE	Método de solución exacto del modelo VCSBPP que utiliza el software CPLEX 12.5.
VNS-VSBPP	Metaheurística VNS para el problema VSBPP que fue descrito en (Hemmelmayr et al., 2012).
VNS-VCSBPP	Metaheurística VNS propuesta en este trabajo para el problema VCSBPP.

### 5.4. Experimentos realizados

En esta sección se presenta el objetivo, descripción, resultado y análisis de los tres experimentos realizados en este trabajo.

#### 5.4.1. Experimento 1: Evaluación de los métodos propuestos con instancias generadas

El objetivo, descripción, resultado y análisis del experimento 1 se muestran a continuación.

##### Objetivo del experimento:

Evaluar el desempeño de los algoritmos PLE y VNS-VSBPP en la solución de las instancias generadas.

**Descripción del experimento:**

Se resolvieron 30 instancias de cada combinación de parámetros con un número fijo de 100 objetos del escenario 2. Primero se resolvieron utilizando el algoritmo PLE y después se resolvieron estas mismas instancias utilizando la metaheurística VNS-VSBPP. En este experimento se limitó a 100 segundos el tiempo máximo de solución para cada una de las instancias resueltas con cada algoritmo.

**Resultados del experimento:**

La tabla 10 muestra los resultados que se obtuvieron en el experimento, en donde cada fila muestra los promedios obtenidos de cada configuración de parámetros. La primera columna muestra el número de objetos que utilizan todas las instancias. La segunda columna muestra los intervalos de distribución uniforme de los volúmenes de los objetos. La tercera columna muestra las capacidades de los contenedores de cada configuración de parámetros. Las siguientes tres columnas muestran los promedios de valor objetivo, gap y tiempos obtenidos con el algoritmo PLE. Finalmente, las últimas dos columnas muestran los promedios de valor objetivo y tiempos obtenidos con la metaheurística VNS-VSBPP.

**Tabla 10. Resultados del escenario 2 con 100 objetos**

Objetos:	Vol. Obj.	Capacidad Con.	PLE			VNS-VSBPP	
			VO	Gap (%)	T	VO	T
100	u [1; 100]	u (100, 120, 150)	45118.3164	0.01772478	100.093333	45506.5479	36.6207667
	u [1; 100]	u (60, 80, 100, 120, 150)	<b>44910.598</b>	0.01730893	100.113633	<b>43767.2472</b>	51.3915
	u [20; 100]	u (100, 120, 150)	53128.78	0.02433733	100.096967	54437.7399	23.7683333
	u [20; 100]	u (60, 80, 100, 120, 150)	<b>53286.8464</b>	2.21972348	100.098263	<b>52179.5879</b>	46.8954211
	u [50; 100]	u (100, 120, 150)	<b>69250.6241</b>	0.02358797	100.1274	<b>48972.7807</b>	39.6690053
	u [50; 100]	u (60, 80, 100, 120, 150)	69522.6389	0.01659137	100.098233	73616.3399	42.9086333

### **Análisis de resultados:**

Los resultados del experimento muestran que, en tres de las seis configuraciones de parámetros, la metaheurística VNS-VSBPP obtuvo mejores soluciones que el algoritmo PLE. Además, estos resultados fueron obtenidos en un promedio de tiempo mucho menor. En estas configuraciones de parámetros, el algoritmo PLE mostró un gap mayor que en las demás configuraciones. Esto quiere decir que estos conjuntos de instancias fueron más complicados que el resto de las instancias. Por lo tanto, en instancias muy sencillas, el algoritmo PLE tiene un mejor desempeño que la metaheurística VNS-VSBPP. Pero en las instancias más complicadas, la metaheurística VNS-VSBPP tiene un mejor desempeño que el algoritmo PLE.

### **5.4.2. Experimento 2: Evaluación de los métodos propuestos con instancias difíciles**

A continuación, se muestran las características y resultados del experimento 2.

#### **Objetivo del experimento:**

Evaluar el desempeño de los algoritmos PLE y VNS-VCSBPP en la solución de las instancias difíciles.

#### **Descripción del experimento:**

Como se observó en el experimento anterior, las instancias generadas no son muy complicadas debido a que su gap es muy pequeño (menor del 3%). Por lo tanto, se resolvieron instancias difíciles que fueron propuestas en (Delorme et al., 2016) y que después fueron adaptadas para el problema VCSBPP. Esta adaptación está descrita en el apartado de instancias de prueba. Primero se resolvieron utilizando el algoritmo PLE y después se resolvieron estas mismas instancias utilizando la metaheurística VNS-VCSBPP. En este experimento se limitó a 100 segundos el tiempo máximo de solución para cada una de las instancias resueltas con cada algoritmo.

**Resultados del experimento:**

Las tablas 11-21 contienen los resultados que se obtuvieron en el experimento, en donde cada fila muestra los resultados obtenidos de cada instancia evaluada. La primera columna muestra el nombre de la instancia. De la segunda a la cuarta columna muestran los resultados de valor objetivo, gap y tiempos obtenidos con el algoritmo PLE. Las columnas quinta y sexta muestran el valor objetivo obtenido con la metaheurística VNS-VCSBPP y el porcentaje de mejora de este resultado comparado contra el valor obtenido con el algoritmo PLE. Finalmente, las últimas dos columnas muestran el tiempo en encontrar la mejor solución con la metaheurística VNS-VCSBPP, y el porcentaje de mejora del tiempo comparado con el tiempo tardado con el algoritmo PLE.



Tabla 11. Resultados de los métodos con instancias difíciles

Instancia:	PLE			VNS-VCSBPP			
	VO	Gap (%)	T	VO	Mejora (%)	T	Mejora (%)
m201_2500_DI_00	325091.3	0.911728	100.293	320443.6	1.429649	81.083	19.15388
m201_2500_DI_01	326285.3	1.113689	100.17	322295.1	1.222919	24.563	75.47869
m201_2500_DI_02	298681.9	1.515152	100.144	296863	0.608975	2.735	97.26893
m201_2500_DI_03	326419.2	1.314829	100.161	321107.5	1.627238	42.814	57.25482
m201_2500_DI_04	296031	1.314829	100.134	291213.8	1.627236	63.316	36.76873
m201_2500_DI_05	326419.2	1.314829	100.139	323763.3	0.813619	83.949	16.16753
m201_2500_DI_06	296031	1.314829	100.158	294826.7	0.406807	1.502	98.50037
m201_2500_DI_07	327480.7	1.314829	100.142	324816.2	0.813623	11.118	88.89777
m201_2500_DI_08	326419.2	1.314829	100.139	315795.9	3.254475	97.653	2.482549
m201_2500_DI_09	326950.4	1.314829	100.148	325620.3	0.406813	2.935	97.06934
m201_2500_DI_10	295444.2	1.314829	100.136	295444.2	7.93E-06	0.013	99.98702
m201_2500_DI_11	327480.7	1.314829	100.146	325482.4	0.610219	36.57	63.48331
m201_2500_DI_12	284370.4	1.314829	100.148	280321.5	1.423835	97.98	2.164796
m201_2500_DI_13	326419.2	1.314829	100.163	315795.9	3.254475	95.091	5.063746
m201_2500_DI_14	294561.8	1.314829	100.125	292764.4	0.610209	33.928	66.11436
m201_2500_DI_15	283487.3	1.113689	100.132	282909.5	0.203825	0.045	99.95506
m201_2500_DI_16	328146.8	1.515152	100.222	323484	1.420947	92.643	7.562212
m201_2500_DI_17	293668.6	1.113689	100.141	293070	0.20382	1.356	98.64591
m201_2500_DI_18	285613.1	1.113689	100.136	284448.9	0.407641	5.002	95.00479
m201_2500_DI_19	298075.6	1.314829	100.134	293831.5	1.423833	95.153	4.974334
m201_2500_DI_20	326419.2	1.314829	100.134	323099.4	1.017024	83.387	16.72459
m201_2500_DI_21	330711	2.59553	100.129	322435.4	2.502355	16.557	83.46433
m201_2500_DI_22	296596.5	1.113689	100.143	289946.8	2.24201	64.884	35.20865
m201_2500_DI_23	296013.3	1.113689	100.146	292996.6	1.019095	10.224	89.79091
m201_2500_DI_24	296909	1.314829	100.156	293285.4	1.220427	32.302	67.74831
m201_2500_DI_25	326950.4	1.314829	100.135	322295.1	1.423836	25.784	74.25076
m201_2500_DI_26	299527.5	1.314829	100.119	296481.3	1.017025	23.032	76.99538
m201_2500_DI_27	290109.7	1.314829	100.171	284798.9	1.830639	77.372	22.76008
m201_2500_DI_28	291303.6	1.314829	100.14	288341	1.017025	10.967	89.04833
m201_2500_DI_29	298629	1.113689	100.127	288281.8	3.464923	79.594	20.50696
m201_2500_DI_30	296909	1.314829	100.3	287246.1	3.254474	25.866	74.21137
m201_2500_DI_31	328802.8	1.314829	100.132	315426.8	4.068095	58.984	41.09376
m201_2500_DI_32	319704.7	1.314829	100.131	313201.8	2.034043	26.527	73.5077
m201_2500_DI_33	324553.1	1.314829	100.147	319932	1.423835	60.544	39.54487
m201_2500_DI_34	327480.7	1.314829	100.124	324816.2	0.813623	45.326	54.73013
m201_2500_DI_35	322676.3	1.314829	100.14	320051	0.813619	24.252	75.78191
m201_2500_DI_36	326419.2	1.314829	100.129	324427.3	0.610214	36.16	63.88659
m201_2500_DI_37	298918.3	1.113689	100.118	296481.3	0.815278	89.898	10.20795
m201_2500_DI_38	327480.7	1.314829	100.139	326148.5	0.406814	1.991	98.01176
m201_2500_DI_39	326950.4	1.314829	100.114	326285.3	0.203408	0.063	99.93707
m201_2500_DI_40	292100.5	2.595531	100.174	286550.4	1.900063	18.396	81.63595
m201_2500_DI_41	298366.6	1.314829	100.506	297152.8	0.406814	0.029	99.97115
m201_2500_DI_42	284370.4	1.314829	100.147	282635.1	0.610217	12.593	87.42548
m201_2500_DI_43	326419.2	1.314829	100.132	325091.3	0.40681	8.116	91.8947
m201_2500_DI_44	297201	1.314829	100.129	285110.6	4.068092	94.361	5.760569
m201_2500_DI_45	322945.1	1.314829	100.145	321631.3	0.406805	3.171	96.83359
m201_2500_DI_46	317799.3	1.314829	100.129	310688.7	2.237448	81.813	18.2924
m201_2500_DI_47	292789.1	1.314829	100.148	291598	0.40681	4.612	95.39482
m201_2500_DI_48	292492.6	1.314829	100.157	289517.9	1.017024	21.252	78.78131
m201_2500_DI_49	327480.7	1.314829	100.44	326148.5	0.406814	13.527	86.53226
Promedio:	309962.1	1.333825	100.1618	305928	1.296697	38.42066	61.63864

Tabla 12. Resultados de los métodos con instancias difíciles

Instancia:	PLE			VNS-VCSBPP			
	VO	Gap (%)	T	VO	Mejora (%)	T	Mejora (%)
m201_2500_NR_00	325755.2	1.113689	100.259	323763.3	0.611458	48.495	51.63028
m201_2500_NR_01	327615.4	1.515152	100.169	324290.2	1.014962	1.837	98.1661
m201_2500_NR_02	298681.9	1.515152	100.128	293831.5	1.623934	85.295	14.81404
m201_2500_NR_03	326419.2	1.314829	100.141	323099.4	1.017024	62.746	37.34235
m201_2500_NR_04	296031	1.314829	100.126	293622.4	0.813617	29.914	70.12364
m201_2500_NR_05	326419.2	1.314829	100.131	325091.3	0.40681	6.657	93.35171
m201_2500_NR_06	295428.8	1.113689	100.148	293622.4	0.611456	36.271	63.7826
m201_2500_NR_07	327480.7	1.314829	100.141	324150.1	1.017028	25.226	74.80952
m201_2500_NR_08	326419.2	1.314829	100.166	325755.2	0.203405	0.03	99.97005
m201_2500_NR_09	326950.4	1.314829	100.133	318970	2.44086	61.081	39.00013
m201_2500_NR_10	295444.2	1.314829	100.148	294242.3	0.406808	10.541	89.47458
m201_2500_NR_11	327480.7	1.314829	100.13	323484	1.220433	86.329	13.78308
m201_2500_NR_12	284370.4	1.314829	100.116	282635.1	0.610217	4.654	95.35139
m201_2500_NR_13	325755.2	1.113689	100.125	325091.3	0.203819	0.274	99.72634
m201_2500_NR_14	294561.8	1.314829	100.123	290966.9	1.220424	8.059	91.9509
m201_2500_NR_15	284065.1	1.314829	100.291	274242.5	3.457885	88.118	12.13768
m201_2500_NR_16	331120.4	2.399583	100.22	328146.6	0.898094	0.011	99.98902
m201_2500_NR_17	294267.1	1.314829	100.159	291872.9	0.81362	4.062	95.94445
m201_2500_NR_18	286777.4	1.515152	100.218	284448.9	0.81197	6.636	93.37844
m201_2500_NR_19	297469.3	1.113689	100.178	290193.7	2.445831	42.601	57.4747
m201_2500_NR_20	327083.1	1.515152	100.162	319115.7	2.435902	54.618	45.47034
m201_2500_NR_21	326419.2	1.314829	100.203	321771.5	1.423833	11.903	88.12111
m201_2500_NR_22	297201	1.314829	100.129	292364.9	1.627235	7.207	92.80229
m201_2500_NR_23	296616.6	1.314829	100.136	295409.9	0.406808	10.178	89.83582
m201_2500_NR_24	297512.9	1.515152	100.157	295701.1	0.608974	44.842	55.22829
m201_2500_NR_25	326950.4	1.314829	100.152	324290.2	0.813622	7.094	92.91677
m201_2500_NR_26	299527.5	1.314829	100.15	298309	0.406811	45.909	54.15976
m201_2500_NR_27	290109.7	1.314829	100.149	288929.6	0.406806	0.046	99.95407
m201_2500_NR_28	291303.6	1.314829	100.536	287748.5	1.22043	49.155	51.10707
m201_2500_NR_29	299237.7	1.314829	100.132	296803	0.813614	59.914	40.16498
m201_2500_NR_30	296909	1.314829	100.13	295097.2	0.610213	21.588	78.44003
m201_2500_NR_31	328802.8	1.314829	100.464	322114.8	2.034048	30.151	69.98825
m201_2500_NR_32	319704.7	1.314829	100.128	315152.7	1.423829	35.414	64.63127
m201_2500_NR_33	325213.3	1.515152	100.153	315310.9	3.04488	72.23	27.88034
m201_2500_NR_34	328146.8	1.515152	100.134	323484	1.420947	71.004	29.09102
m201_2500_NR_35	323332.6	1.515152	100.149	306267.8	5.277787	93.252	6.886739
m201_2500_NR_36	326419.2	1.314829	100.152	325091.3	0.40681	2.23	97.77338
m201_2500_NR_37	299527.5	1.314829	100.156	296481.3	1.017025	59.786	40.30712
m201_2500_NR_38	327480.7	1.314829	100.254	324816.2	0.813623	23.766	76.29421
m201_2500_NR_39	326950.4	1.314829	100.124	320300	2.03405	64.331	35.74867
m201_2500_NR_40	288309.7	1.314829	100.117	285963.9	0.813622	5.913	94.09391
m201_2500_NR_41	297759.7	1.113689	100.144	295939	0.611462	71.751	28.35217
m201_2500_NR_42	284370.4	1.314829	100.124	276272.5	2.847668	89.806	10.30522
m201_2500_NR_43	326419.2	1.314829	100.129	324427.3	0.610214	4.311	95.69455
m201_2500_NR_44	296596.5	1.113689	100.123	292364.9	1.426733	92.41	7.703525
m201_2500_NR_45	322945.1	1.314829	100.123	322288.2	0.203401	0.246	99.7543
m201_2500_NR_46	317152.9	1.113689	100.131	313274.4	1.222912	85.201	14.91047
m201_2500_NR_47	292193.6	1.113689	100.143	291598	0.20382	2.778	97.22597
m201_2500_NR_48	292492.6	1.314829	100.129	291302.7	0.40681	6.553	93.45544
m201_2500_NR_49	326814.6	1.113689	100.117	304166.8	6.92986	82.022	18.07385
Promedio:	309960.3	1.33237	100.1656	305873.5	1.307468	36.28892	63.77144

Tabla 13. Resultados de los métodos con instancias difíciles

Instancia:	PLE			VNS-VCSPBP			
	VO	Gap (%)	T	VO	Mejora (%)	T	Mejora (%)
m402_10000_DI_00	1195758	4.068426	100.486	1152307	3.633774	16.342	83.73704
m402_10000_DI_01	1338889	10.81081	100.606	1203190	10.13515	0.097	99.90358
m402_10000_DI_02	1234529	7.574629	100.482	1146187	7.155863	11.168	88.88557
m402_10000_DI_03	1173030	3.460821	100.456	1137565	3.02341	0.446	99.55602
m402_10000_DI_04	1218228	4.944352	100.457	1163241	4.513663	2.99	97.0236
m402_10000_DI_05	1220572	3.271265	100.561	1187192	2.734818	0.113	99.88763
m402_10000_DI_06	1114985	4.347826	100.428	1071340	3.914438	0.589	99.41351
m402_10000_DI_07	1195758	4.068426	100.582	1153471	3.536407	14.977	85.10966
m402_10000_DI_08	1206845	3.649635	100.503	1168068	3.21308	0.927	99.07764
m402_10000_DI_09	1414402	7.57463	100.414	1311863	7.249674	79.306	21.02097
m402_10000_DI_10	1174422	2.222222	100.425	1154693	1.679957	0.342	99.65945
m402_10000_DI_11	1227550	4.254874	100.421	1184223	3.529531	0.336	99.66541
m402_10000_DI_12	1216437	2.845469	100.547	1190777	2.109496	0.044	99.95624
m402_10000_DI_13	1233333	2.941176	100.617	1197623	2.895454	92.065	8.499558
m402_10000_DI_14	1247762	3.366135	100.425	1208776	3.124458	79	21.33433
m402_10000_DI_15	1347581	2.125091	100.595	1316888	2.277668	78.287	22.17605
m402_10000_DI_16	1250809	3.55532	100.434	1215477	2.8247	0.044	99.95619
m402_10000_DI_17	1236329	2.941176	100.432	1206621	2.402901	1.16	98.84499
m402_10000_DI_18	1252568	4.944352	100.427	1194823	4.610141	50.831	49.38513
m402_10000_DI_19	1263758	7.185953	100.514	1165164	7.801654	88.041	12.40922
m402_10000_DI_20	1228317	4.944352	100.54	1176429	4.22429	0.044	99.95624
m402_10000_DI_21	1248958	3.366135	100.462	1216059	2.634092	0.043	99.9572
m402_10000_DI_22	1004027	3.46082	100.429	972687.1	3.121397	38.914	61.25223
m402_10000_DI_23	1045310	3.366135	100.42	1014700	2.9283	5.143	94.87851
m402_10000_DI_24	1228506	2.749572	100.512	1198928	2.407647	95.719	4.768585
m402_10000_DI_25	1261555	5.714286	100.483	1193648	5.382787	3.267	96.7487
m402_10000_DI_26	1073256	2.845469	100.416	1048499	2.306667	0.535	99.46722
m402_10000_DI_27	1239377	3.649635	100.586	1200767	3.115287	0.085	99.9155
m402_10000_DI_28	1281514	6.954467	100.455	1184482	7.571696	78.912	21.44542
m402_10000_DI_29	1176414	2.749572	100.418	1149251	2.308945	0.192	99.8088
m402_10000_DI_30	978382.4	5.442823	100.432	930261.4	4.918427	0.085	99.91537
m402_10000_DI_31	1240066	7.692308	100.575	1141731	7.929888	64.596	35.7733
m402_10000_DI_32	1234425	3.97493	100.43	1185915	3.929696	97.133	3.282884
m402_10000_DI_33	1209441	3.46082	100.64	1170505	3.219381	98.615	2.012122
m402_10000_DI_34	1196800	2.941176	101.011	1163326	2.796947	48.907	51.5825
m402_10000_DI_35	1279195	6.922913	100.421	1183947	7.445883	93.972	6.421964
m402_10000_DI_36	1252686	4.254874	100.434	1204820	3.82106	2.267	97.7428
m402_10000_DI_37	1244637	4.668431	100.462	1195521	3.946286	0.044	99.9562
m402_10000_DI_38	1292487	7.880188	100.558	1196032	7.462801	10.677	89.38225
m402_10000_DI_39	1353907	3.366135	100.488	1312932	3.026378	35.045	65.12519
m402_10000_DI_40	1206845	3.649635	100.558	1166888	3.310872	23.77	76.3619
m402_10000_DI_41	1238616	4.204986	100.423	1193113	3.673721	0.135	99.86557
m402_10000_DI_42	1113925	3.55532	100.682	1080279	3.020453	0.146	99.85499
m402_10000_DI_43	1223828	4.254874	100.49	1178254	3.723888	0.328	99.6736
m402_10000_DI_44	1250714	3.271264	100.518	1209142	3.323876	94.794	5.694502
m402_10000_DI_45	1098826	2.941176	100.418	1071340	2.501415	0.219	99.78191
m402_10000_DI_46	1216662	6.922915	100.531	1138714	6.406721	0.132	99.8687
m402_10000_DI_47	1272075	5.714286	100.436	1202385	5.478476	98.744	1.684655
m402_10000_DI_48	1305039	1.39395	100.525	1291372	1.047255	91.998	8.482467
m402_10000_DI_49	1199019	2.125091	100.482	1180047	1.582292	0.327	99.67457
Promedio:	1219167	4.371823	100.5009	1169629	4.018661	30.03786	70.11675



Tabla 14. Resultados de los métodos con instancias difíciles

Instancia:	PLE			VNS-VCSPBP			
	VO	Gap (%)	T	VO	Mejora (%)	T	Mejora (%)
m402_10000_NR_00	1199251	4.347826	101.367	1152307	3.91444	83.76	17.36956
m402_10000_NR_01	1229118	2.845469	100.748	1203190	2.109468	0.066	99.93449
m402_10000_NR_02	1209012	5.623971	100.512	1147346	5.100579	1.702	98.30667
m402_10000_NR_03	1197618	5.442823	100.788	1138098	4.969852	42.585	57.74795
m402_10000_NR_04	1245299	7.010761	100.548	1164416	6.495054	1.578	98.4306
m402_10000_NR_05	1225365	3.649635	100.457	1189587	2.919819	0.046	99.95421
m402_10000_NR_06	1114985	4.347826	100.432	1071340	3.914438	2.511	97.4998
m402_10000_NR_07	1282820	7.185955	100.551	1197240	6.671221	0.271	99.73049
m402_10000_NR_08	1223283	4.944352	100.511	1168068	4.513663	8.747	91.29747
m402_10000_NR_09	1421036	8.006118	100.553	1311863	7.682679	84.205	16.25809
m402_10000_NR_10	1199355	4.254874	100.43	1154693	3.723882	0.245	99.75605
m402_10000_NR_11	1218646	3.55532	100.606	1184223	2.824702	0.044	99.95627
m402_10000_NR_12	1282065	7.818752	100.488	1183580	7.681773	27.594	72.54
m402_10000_NR_13	1276246	6.204735	100.461	1202483	5.779757	2.254	97.75634
m402_10000_NR_14	1315375	8.333333	100.647	1210000	8.011041	1.193	98.81467
m402_10000_NR_15	1363549	3.271264	100.488	1316888	3.422055	76.145	24.22478
m402_10000_NR_16	1233755	2.222222	100.494	1197112	2.970088	99.83	0.660736
m402_10000_NR_17	1233893	2.749572	100.518	1200532	2.70376	54.48	45.80075
m402_10000_NR_18	1262797	5.714286	100.61	1196032	5.287085	7.638	92.40831
m402_10000_NR_19	1214993	3.46082	100.525	1173497	3.41535	73.523	26.86098
m402_10000_NR_20	1192936	2.125091	100.54	1176429	1.383672	0.044	99.95624
m402_10000_NR_21	1307053	7.66125	100.431	1212384	7.242876	0.337	99.66445
m402_10000_NR_22	995699.9	2.653486	100.569	969208.5	2.66058	93.301	7.226879
m402_10000_NR_23	1045310	3.366135	100.553	1015725	2.830221	0.064	99.93635
m402_10000_NR_24	1250809	4.483593	100.433	1203778	3.76007	0.043	99.95719
m402_10000_NR_25	1241118	4.161741	100.545	1187612	4.311143	91.673	8.82391
m402_10000_NR_26	1113811	6.382979	100.527	1047441	5.958813	3.844	96.17615
m402_10000_NR_27	1255046	4.852556	100.545	1201979	4.228309	0.065	99.93535
m402_10000_NR_28	1255625	5.035971	100.617	1197794	4.605697	4.023	96.00167
m402_10000_NR_29	1168908	2.125091	100.426	1145768	1.979651	62.972	37.29512
m402_10000_NR_30	983513	5.936093	100.544	930261.4	5.414433	0.085	99.91546
m402_10000_NR_31	1204217	4.944352	100.481	1149863	4.513662	0.234	99.76712
m402_10000_NR_32	1229054	3.55532	100.495	1187119	3.412001	65.388	34.93408
m402_10000_NR_33	1220657	4.347826	100.541	1168135	4.302771	51.511	48.76617
m402_10000_NR_34	1205600	3.649635	101.197	1165684	3.310875	49.835	50.75447
m402_10000_NR_35	1250152	4.760583	100.623	1196032	4.329061	0.307	99.6949
m402_10000_NR_36	1291028	7.098441	100.552	1201168	6.960385	85.885	14.58648
m402_10000_NR_37	1229068	3.46082	100.546	1195521	2.729527	0.045	99.95524
m402_10000_NR_38	1296113	8.137856	100.718	1197240	7.6284	0.231	99.77065
m402_10000_NR_39	1376386	4.944352	100.536	1314260	4.513667	18.359	81.73888
m402_10000_NR_40	1261165	7.042254	100.626	1178852	6.526726	1.767	98.24399
m402_10000_NR_41	1258443	5.714286	100.603	1191908	5.287086	2.025	97.98714
m402_10000_NR_42	1139431	5.714286	100.467	1080279	5.191391	0.11	99.89051
m402_10000_NR_43	1267786	7.57463	100.427	1177065	7.155862	27.567	72.55021
m402_10000_NR_44	1338112	9.589041	100.565	1211598	9.45469	47.234	53.03137
m402_10000_NR_45	1103658	3.366135	100.434	1072422	2.83022	19.872	80.21387
m402_10000_NR_46	1170732	3.271265	100.608	1137565	2.832995	74.716	25.73553
m402_10000_NR_47	1244817	3.649635	100.625	1204820	3.213079	3.147	96.87255
m402_10000_NR_48	1342729	4.161741	100.537	1293984	3.630233	0.883	99.12172
m402_10000_NR_49	1231007	4.668431	100.51	1178856	4.236496	24.105	76.01731
Promedio:	1228369	4.988496	100.5711	1171065	4.610906	25.96178	74.19658

Tabla 15. Resultados de los métodos con instancias difíciles

Instancia:	PLE			VNS-VCSBPP			
	VO	Gap (%)	T	VO	Mejora (%)	T	Mejora (%)
m600_20000_DI_00	3144649	19.72138	106.558	2532106	19.4789	0.473	99.55611
m600_20000_DI_01	2995838	7.358405	102.168	2783776	7.078576	27.71	72.878
m600_20000_DI_02	4894542	49.24128	101.624	2491911	49.08795	0.968	99.04747
m600_20000_DI_03	5120447	49.95155	101.804	2578186	49.6492	10.993	89.2018
m600_20000_DI_04	5137913	50.60038	101.545	2538907	50.58486	71.708	29.38303
m600_20000_DI_05	3171292	21.73913	104.362	2494416	21.34388	0.099	99.90514
m600_20000_DI_06	4579777	49.96849	102.629	2292051	49.95278	67.997	33.74485
m600_20000_DI_07	2811690	12	103.677	2483435	11.67464	17.438	83.18045
m600_20000_DI_08	2936117	15.38462	101.13	2507819	14.58723	0.099	99.90211
m600_20000_DI_09	2995838	7.358405	101.115	2787531	6.953206	0.321	99.68254
m600_20000_DI_10	2631567	3.97493	101.14	2532887	3.749855	46.655	53.87087
m600_20000_DI_11	4779799	50.1529	101.427	2405042	49.68319	0.12	99.88169
m600_20000_DI_12	3005228	7.64786	101.32	2781898	7.431394	4.918	95.14607
m600_20000_DI_13	2725246	7.732277	101.426	2538219	6.862762	0.098	99.90338
m600_20000_DI_14	2646074	7.358409	101.324	2460428	7.015891	3.89	96.16083
m600_20000_DI_15	2956800	14.28571	101.165	2543770	13.96881	0.185	99.81713
m600_20000_DI_16	3029153	16.4557	102.628	2538329	16.20334	0.977	99.04802
m600_20000_DI_17	2613718	4.561802	101.142	2499428	4.37271	98.258	2.851437
m600_20000_DI_18	2898265	14.23597	101.235	2494859	13.91888	0.449	99.55648
m600_20000_DI_19	2909448	15.74468	101.837	2460428	15.43317	71.869	29.42742
m600_20000_DI_20	5442067	49.54392	101.303	2754148	49.39151	1.141	98.87368
m600_20000_DI_21	4964049	49.87577	101.708	2501539	49.60688	11.14	89.04708
m600_20000_DI_22	5027885	49.54392	101.751	2541104	49.45979	34.584	66.01114
m600_20000_DI_23	5145412	50.60038	101.56	2555450	50.33537	21.918	78.41867
m600_20000_DI_24	5035970	50.01925	101.474	2507587	50.20647	90.594	10.72196
m600_20000_DI_25	4985679	49.76564	101.701	2513784	49.57991	33.198	67.35725
m600_20000_DI_26	5074993	50.60038	102.211	2517993	50.38431	0.143	99.86009
m600_20000_DI_27	5627389	50.60038	101.611	2779774	50.60278	72.226	28.91911
m600_20000_DI_28	2954031	7.590118	101.494	2738062	7.310984	50.461	50.28179
m600_20000_DI_29	3058910	16.10169	101.861	2560233	16.30242	95.302	6.439167
m600_20000_DI_30	4885750	48.27889	101.491	2520918	48.40263	93.481	7.892325
m600_20000_DI_31	4931783	48.26078	101.57	2561100	48.06949	0.735	99.27636
m600_20000_DI_32	5451978	49.55191	101.828	2758727	49.39953	21.983	78.41164
m600_20000_DI_33	2958243	14.28571	101.217	2545012	13.96881	0.284	99.71941
m600_20000_DI_34	3074101	17.15481	101.237	2556161	16.84852	53.135	47.51425
m600_20000_DI_35	4723546	49.19828	101.387	2411760	48.94174	0.097	99.90433
m600_20000_DI_36	3128334	19.18367	101.197	2543478	18.69545	1.044	98.96835
m600_20000_DI_37	4919044	49.08515	101.306	2513784	48.8969	0.577	99.43044
m600_20000_DI_38	2620232	6.542439	101.127	2447917	6.57633	100.17	0.946335
m600_20000_DI_39	2726138	7.215089	101.158	2537086	6.934825	8.027	92.06489
m600_20000_DI_40	3035069	18.51852	101.368	2481266	18.24681	47.878	52.76813
m600_20000_DI_41	2981821	6.92291	100.999	2783776	6.641765	5.588	94.46727
m600_20000_DI_42	4866735	47.8986	101.23	2545808	47.6896	69.594	31.25161
m600_20000_DI_43	3075749	17.84232	101.405	2534597	17.59416	24.55	75.79015
m600_20000_DI_44	4928010	49.76564	101.448	2484707	49.57991	0.195	99.80778
m600_20000_DI_45	3004307	16.05404	101.091	2531319	15.74367	82.537	18.35376
m600_20000_DI_46	2735633	14.65517	101.77	2341774	14.39738	90.792	10.78707
m600_20000_DI_47	2625977	7.040003	101.105	2446830	6.82211	38.552	61.86934
m600_20000_DI_48	2703192	7.906977	101.52	2498655	7.566491	1.21	98.80812
m600_20000_DI_49	2579015	6.248292	101.082	2423538	6.028541	31.34	68.99547
Promedio:	3745089	27.02649	101.6893	2543666	26.78513	30.15402	70.30204

Tabla 16. Resultados de los métodos con instancias difíciles

Instancia:	PLE			VNS-VCSBPP			
	VO	Gap (%)	T	VO	Mejora (%)	T	Mejora (%)
m600_20000_NR_00	2733481	7.645939	101.577	2539731	7.088015	0.366	99.63968
m600_20000_NR_01	2995838	7.358405	101.657	2785653	7.015891	2.208	97.82799
m600_20000_NR_02	2635757	5.742194	101.192	2490230	5.521259	41.321	59.16574
m600_20000_NR_03	3352225	23.55212	101.32	2571250	23.2972	68.458	32.43387
m600_20000_NR_04	5017516	49.41501	101.713	2547494	49.22799	0.239	99.76503
m600_20000_NR_05	4945521	49.81559	101.202	2494416	49.56213	0.097	99.90415
m600_20000_NR_06	2696365	15.02146	101.286	2305174	14.50809	5.93	94.14529
m600_20000_NR_07	2886668	14.28571	101.005	2476738	14.2008	72.854	27.8709
m600_20000_NR_08	2936117	15.38462	101.208	2507819	14.58723	0.098	99.90317
m600_20000_NR_09	2995838	7.358405	101.091	2780020	7.203946	62.604	38.07164
m600_20000_NR_10	3037462	16.80672	101.269	2533681	16.5856	78.79	22.19732
m600_20000_NR_11	2803756	15.02146	101.292	2390536	14.73809	66.923	33.93062
m600_20000_NR_12	3007977	7.732276	101.328	2785653	7.391144	0.738	99.27167
m600_20000_NR_13	2717650	7.474406	101.276	2538219	6.602461	0.098	99.90323
m600_20000_NR_14	2646074	7.358409	101.119	2460428	7.015891	9.949	90.1611
m600_20000_NR_15	2752000	7.906977	101.219	2547200	7.44186	0.098	99.90318
m600_20000_NR_16	2786310	9.174312	102.044	2540041	8.838509	22.797	77.65964
m600_20000_NR_17	4702939	46.959	101.069	2506180	46.71035	76.164	24.64158
m600_20000_NR_18	4919673	49.47492	101.18	2495640	49.27225	87.782	13.24175
m600_20000_NR_19	2884687	15.02146	101.265	2462087	14.64977	0.243	99.76004
m600_20000_NR_20	2953802	7.040006	101.098	2754148	6.759209	4.833	95.21949
m600_20000_NR_21	2616322	4.897378	101.096	2482238	5.124911	71.601	29.17524
m600_20000_NR_22	2959686	14.28571	101.366	2542820	14.08481	86.379	14.78504
m600_20000_NR_23	2939775	13.53712	101.24	2548570	13.3073	78.757	22.20763
m600_20000_NR_24	4991811	49.57711	101.085	2524618	49.4248	10.007	90.10041
m600_20000_NR_25	2921944	14.28571	101.158	2515478	13.91081	2.052	97.97149
m600_20000_NR_26	2608321	3.883495	101.387	2522173	3.302842	12.713	87.46092
m600_20000_NR_27	5471203	49.19018	101.201	2778901	49.2086	77.714	23.20827
m600_20000_NR_28	2954031	7.590118	101.34	2744460	7.094381	21.551	78.73396
m600_20000_NR_29	3032987	15.38462	101.229	2572389	15.18628	36.084	64.35409
m600_20000_NR_30	2946415	14.23597	101.704	2534597	13.97692	23.828	76.57123
m600_20000_NR_31	5082052	49.79063	101.323	2562827	49.57102	0.145	99.85689
m600_20000_NR_32	5443670	49.47492	101.191	2760588	49.28812	16.067	84.12211
m600_20000_NR_33	3022275	16.10169	101.98	2544093	15.82192	95.077	6.768974
m600_20000_NR_34	5105667	50.11925	101.229	2554438	49.96859	14.925	85.2562
m600_20000_NR_35	4767152	49.66298	101.212	2411760	49.40879	0.097	99.90416
m600_20000_NR_36	2949572	14.28571	101.349	2545189	13.7099	1.771	98.25257
m600_20000_NR_37	2921944	14.28571	101.4	2513784	13.96881	6.775	93.31854
m600_20000_NR_38	2602957	5.922198	101.135	2457858	5.574374	0.887	99.12295
m600_20000_NR_39	2657195	4.807692	101.119	2540509	4.391334	0.145	99.8566
m600_20000_NR_40	2822739	12.38938	101.4	2481266	12.09723	99.171	2.198225
m600_20000_NR_41	2918313	4.897378	101.086	2783776	4.610115	15.822	84.34798
m600_20000_NR_42	2745618	7.647862	101.115	2550955	7.089944	1.028	98.98334
m600_20000_NR_43	2654589	4.807692	102.063	2536307	4.455748	0.35	99.65707
m600_20000_NR_44	2863141	13.53712	101.238	2484707	13.21745	0.244	99.75898
m600_20000_NR_45	2640836	4.500131	101.253	2531319	4.147046	0.461	99.5447
m600_20000_NR_46	2782799	16.10169	101.533	2343353	15.7915	3.878	96.18055
m600_20000_NR_47	2625977	7.040003	101.238	2445178	6.885011	33.556	66.85434
m600_20000_NR_48	2891787	13.91304	103.575	2500340	13.53651	0.14	99.86483
m600_20000_NR_49	2881907	16.10169	101.048	2425174	15.84827	0.682	99.32507
Promedio:	3284607	18.55607	101.3541	2545040	18.24442	26.28994	74.04719



Tabla 17. Resultados de los métodos con instancias difíciles

Instancia:	PLE			VNS-VCSBPP			
	VO	Gap (%)	T	VO	Mejora (%)	T	Mejora (%)
m801_40000_DI_00	9459078.398	50.1861	152.318	4724952	50.0485	2.615	98.2832
m801_40000_DI_01	9492446.797	50.01076	103.921	4760710	49.84739	1.725	98.34009
m801_40000_DI_02	9433928.985	48.53452	102.632	4871084	48.36633	0.267	99.73985
m801_40000_DI_03	9195369.799	48.13888	102.317	4802392	47.77381	0.2	99.80453
m801_40000_DI_04	9388782.772	48.28705	102.278	4862404	48.21049	70.342	31.2247
m801_40000_DI_05	9374738.635	49.23178	102.729	4778465	49.02829	85.9	16.38194
m801_40000_DI_06	9377139.041	49.06884	103.494	4785370	48.9677	89.725	13.30415
m801_40000_DI_07	9024233.072	49.83417	102.183	4535010	49.74632	3.572	96.50431
m801_40000_DI_08	9310915.176	49.47031	102.17	4726013	49.24223	4.513	95.58285
m801_40000_DI_09	9564200.577	49.64855	102.216	4837451	49.42127	1.73	98.30751
m801_40000_DI_10	1.01E+07	48.28705	102.153	5255772	48.09191	0.391	99.61724
m801_40000_DI_11	9203474.328	48.28705	102.787	4776059	48.10592	41.686	59.44429
m801_40000_DI_12	9301825.236	49.06276	102.203	4752294	48.91009	95.997	6.072229
m801_40000_DI_13	1.05E+07	50.01076	102.253	5247651	50.06312	88.091	13.84996
m801_40000_DI_14	9321543.092	49.06884	102.473	4755884	48.97965	11.793	88.4916
m801_40000_DI_15	9053567.723	49.45141	103.707	4594794	49.2488	7.476	92.79123
m801_40000_DI_16	1.01E+07	49.09506	102.128	5154344	48.91676	92.079	9.839613
m801_40000_DI_17	8767205.394	49.56648	102.137	4443804	49.31333	14.607	85.69862
m801_40000_DI_18	1.03E+07	49.15441	102.232	5269912	48.95061	13.231	87.05787
m801_40000_DI_19	9233007.935	48.76021	102.552	4746435	48.59276	2.27	97.78649
m801_40000_DI_20	9302612.66	48.53452	102.23	4800860	48.39235	95.129	6.946102
m801_40000_DI_21	9260937.127	49.06884	102.247	4737992	48.83895	67.936	33.55697
m801_40000_DI_22	9218721.565	49.30288	102.388	4694722	49.07404	37.239	63.62953
m801_40000_DI_23	6077985.926	22.51462	102.312	4721284	22.32157	74.835	26.85609
m801_40000_DI_24	8858282.353	49.06276	102.2	4534813	48.80708	1.435	98.59589
m801_40000_DI_25	9261521.027	49.92805	102.519	4653668	49.75266	4.201	95.90222
m801_40000_DI_26	8798261.134	50.09229	102.342	4410831	49.86702	20.365	80.10103
m801_40000_DI_27	9100360.248	49.12125	102.192	4653390	48.86587	0.779	99.23771
m801_40000_DI_28	8989637.504	48.06447	102.558	4680448	47.93507	39.893	61.10201
m801_40000_DI_29	8974649.149	48.13888	102.33	4668303	47.98345	71.412	30.21401
m801_40000_DI_30	9402561.284	48.63428	102.998	4839285	48.53227	94.455	8.294336
m801_40000_DI_31	6052478.25	21.13095	102.348	4795079	20.77495	25.782	74.80947
m801_40000_DI_32	9611904.4	49.46339	102.863	4869633	49.33748	89.313	13.17286
m801_40000_DI_33	9108439.049	49.54075	104.15	4609825	49.38951	97.615	6.274604
m801_40000_DI_34	9218257.973	49.48322	102.751	4664923	49.39475	18.127	82.35832
m801_40000_DI_35	9015696.266	49.4574	102.27	4572728	49.28037	80.344	21.43933
m801_40000_DI_36	9347610.016	48.48187	102.28	4827713	48.35351	69.321	32.22429
m801_40000_DI_37	9069502.511	48.49528	102.725	4679403	48.40508	16.986	83.46459
m801_40000_DI_38	1.00E+07	49.15347	102.312	5123519	48.97538	80.534	21.28587
m801_40000_DI_39	8371337.988	48.53452	102.305	4307182	48.54847	100.237	2.021407
m801_40000_DI_40	9181086.094	49.09506	102.616	4688900	48.9287	2.943	97.13203
m801_40000_DI_41	9303404.646	48.38777	102.339	4816086	48.23308	99.413	2.859125
m801_40000_DI_42	6628937.199	21.59763	102.18	5214229	21.34141	0.549	99.46271
m801_40000_DI_43	9464525.332	49.31587	102.147	4805414	49.2271	29.375	71.24243
m801_40000_DI_44	1.02E+07	48.06447	102.411	5306275	47.96133	85.134	16.87026
m801_40000_DI_45	9610764.662	49.4574	102.209	4879456	49.22926	83.926	17.88786
m801_40000_DI_46	9436998.328	49.06884	102.439	4823207	48.89045	79.883	22.01896
m801_40000_DI_47	6106491.523	21.59763	102.346	4805701	21.30177	0.257	99.74889
m801_40000_DI_48	9402736.594	48.63524	102.18	4853935	48.37742	0.533	99.47837
m801_40000_DI_49	8711033.123	49.32885	102.287	4433904	49.10013	1.583	98.45239
Promedio:	9093464.451	46.87815	103.4871	4783070	46.70492	41.95488	59.09524

Tabla 18. Resultados de los métodos con instancias difíciles

Instancia:	PLE			VNS-VCSBPP			
	VO	Gap (%)	T	VO	Mejora (%)	T	Mejora (%)
m801_40000_NR_00	9225716	48.92607	111.416	4722570	48.8108	18.573	83.33004
m801_40000_NR_01	9328890	49.13433	103.335	4764222	48.93045	93.197	9.81081
m801_40000_NR_02	9549907	49.15954	103.432	4867313	49.03287	61.791	40.2593
m801_40000_NR_03	5992520	20.42042	102.714	4786807	20.1203	0.18	99.82476
m801_40000_NR_04	9779584	50.35355	104.094	4872223	50.17965	23.978	76.96505
m801_40000_NR_05	9246613	48.52831	102.228	4780871	48.29597	0.637	99.37688
m801_40000_NR_06	9436035	49.38673	102.428	4792614	49.20945	31.617	69.13246
m801_40000_NR_07	8882989	49.03651	103.206	4549804	48.78071	3.392	96.71337
m801_40000_NR_08	8964248	47.51622	102.257	4723634	47.30585	12.392	87.88151
m801_40000_NR_09	9622457	49.95339	102.269	4835017	49.75279	12.081	88.18704
m801_40000_NR_10	10546603	50.35355	104.389	5272876	50.00404	0.174	99.83332
m801_40000_NR_11	9571009	50.27287	102.434	4780871	50.04841	70.973	30.71343
m801_40000_NR_12	9316198	49.14134	102.348	4749898	49.01462	84.064	17.86454
m801_40000_NR_13	10347325	49.23178	102.351	5268897	49.07962	99.968	2.328263
m801_40000_NR_14	9398005	49.48322	102.616	4780994	49.12757	0.173	99.83141
m801_40000_NR_15	8955817	48.89968	103.051	4599422	48.64319	0.616	99.40224
m801_40000_NR_16	10037135	48.8265	102.275	5156941	48.62138	12.573	87.70667
m801_40000_NR_17	8468068	47.78489	102.78	4425921	47.73399	71.75	30.1907
m801_40000_NR_18	10370740	49.38766	102.202	5256644	49.31274	90.903	11.05556
m801_40000_NR_19	9482946	50.11072	102.664	4746435	49.94768	0.552	99.46232
m801_40000_NR_20	9435043	49.25689	103.099	4809244	49.02785	65.919	36.06243
m801_40000_NR_21	9316718	49.37378	102.468	4732117	49.20833	0.339	99.66917
m801_40000_NR_22	9143620	48.88648	102.539	4697085	48.62992	1.963	98.08561
m801_40000_NR_23	9265772	49.1726	102.464	4718903	49.07166	77.619	24.24754
m801_40000_NR_24	8886715	49.22573	102.32	4534813	48.97088	1.962	98.08249
m801_40000_NR_25	9194035	49.56051	108.44	4658357	49.33284	0.818	99.24567
m801_40000_NR_26	8583012	48.84068	102.194	4401951	48.71322	95.174	6.869288
m801_40000_NR_27	9144500	49.36683	102.487	4644027	49.21508	41.53	59.47779
m801_40000_NR_28	8981291	48.01621	102.442	4684073	47.84633	8.698	91.50934
m801_40000_NR_29	9351636	50.22952	102.389	4675362	50.00487	1.29	98.7401
m801_40000_NR_30	9502146	49.1726	102.639	4845477	49.0065	0.26	99.74683
m801_40000_NR_31	9341492	48.89968	102.574	4792665	48.69486	53.01	48.32024
m801_40000_NR_32	9655932	49.69383	102.417	4881912	49.44132	0.832	99.18763
m801_40000_NR_33	9059977	49.27084	102.638	4611070	49.10505	1.038	98.98868
m801_40000_NR_34	5939575	21.59763	103.083	4668370	21.4023	67.276	34.73609
m801_40000_NR_35	8950453	49.08898	102.842	4577336	48.85918	19.59	80.95136
m801_40000_NR_36	9346480	48.47564	102.786	4837451	48.24307	7.329	92.86965
m801_40000_NR_37	9111842	48.7346	102.878	4692307	48.5032	42.171	59.00873
m801_40000_NR_38	10104230	49.47031	102.596	5115776	49.36996	98.829	3.671683
m801_40000_NR_39	8504590	49.3409	102.725	4318073	49.22657	35.574	65.36968
m801_40000_NR_40	9102356	48.65476	102.353	4697085	48.39704	52.953	48.26434
m801_40000_NR_41	9671778	50.35355	103.339	4812532	50.2415	6.475	93.73421
m801_40000_NR_42	10451525	50.27287	102.343	5211601	50.1355	4.537	95.56687
m801_40000_NR_43	9387441	48.89968	102.655	4806539	48.7982	55.312	46.11855
m801_40000_NR_44	10147359	47.81146	105.038	5319662	47.57589	1.74	98.34346
m801_40000_NR_45	9541215	49.08898	102.695	4879456	48.85918	57.814	43.7032
m801_40000_NR_46	9496270	49.38673	102.258	4828067	49.15828	0.607	99.4064
m801_40000_NR_47	9565226	49.94751	102.993	4811665	49.69628	92.28	10.40168
m801_40000_NR_48	9311435	48.13159	102.552	4853935	47.87125	1.198	98.83181
m801_40000_NR_49	8592206	48.62809	102.278	4436136	48.37023	1.174	98.85215
Promedio:	9252174	48.05513	103.0215	4785740	47.85857	31.6979	69.15865



Tabla 19. Resultados de los métodos con instancias difíciles

Instancia:	PLE			VNS-VCSBPP			
	VO	Gap (%)	T	VO	Mejora (%)	T	Mejora (%)
m1002_80000_DI_00	16882435.97	49.82892	119.772	8500616.8	49.64816	0.877	99.26778
m1002_80000_DI_01	16968900.70	49.42631	134.114	8605791.6	49.28492	78.576	41.41104
m1002_80000_DI_02	16502535.02	49.43663	126.364	8370933.3	49.27486	48.727	61.43918
m1002_80000_DI_03	16069565.18	48.49688	125.315	8306146.4	48.31132	91.075	27.32315
m1002_80000_DI_04	16084090.81	49.21013	141.361	8191928.3	49.06813	57.363	59.42092
m1002_80000_DI_05	15400382.87	48.60711	129.065	7940023.5	48.44269	88.318	31.57091
m1002_80000_DI_06	16616046.38	50.16511	115.883	8300397.8	50.04589	21.656	81.31219
m1002_80000_DI_07	14357194.71	48.86654	130.913	7358892.4	48.74422	76.294	41.7216
m1002_80000_DI_08	18079365.12	48.68731	152.571	9293721.1	48.59487	81.293	46.71792
m1002_80000_DI_09	16677170.07	49.43663	135.538	8462919.9	49.25446	0.976	99.27991
m1002_80000_DI_10	16545523.82	48.68161	111.287	8521487.5	48.49672	3.099	97.21531
m1002_80000_DI_11	15943098.27	50.10563	128.533	7975458.9	49.97548	0.41	99.68102
m1002_80000_DI_12	16732990.68	48.86089	155.201	8567214.2	48.80046	93.49	39.76199
m1002_80000_DI_13	16661929.59	49.21496	114.948	8495668.9	49.01149	1.493	98.70115
m1002_80000_DI_14	16448100.57	48.68161	146.922	8471311.5	48.49672	23.957	83.69407
m1002_80000_DI_15	16140674.89	50.11567	121.91	8077427.3	49.95607	43.021	64.71085
m1002_80000_DI_16	15546912.24	49.43663	164.447	7889364.4	49.25446	41.388	74.83201
m1002_80000_DI_17	10204227.47	21.69811	130.287	8022114.3	21.3844	6.731	94.83371
m1002_80000_DI_18	16579353.02	49.01232	125.052	8480472.1	48.8492	1.712	98.63097
m1002_80000_DI_19	17079222.03	49.75299	171.46	8612717.7	49.57196	2.748	98.39729
m1002_80000_DI_20	16424520.65	48.76081	118.941	8442715.6	48.59688	51.591	56.62471
m1002_80000_DI_21	16916656.96	49.61142	260.48	8551334.9	49.45021	29.775	88.56918
m1002_80000_DI_22	14745058.92	48.57665	140.104	7609721.6	48.39138	31.148	77.76794
m1002_80000_DI_23	16667211.40	48.70855	107.593	8576205.6	48.54445	89.982	16.36817
m1002_80000_DI_24	16224897.32	50.2398	118.037	8105886.9	50.04044	3.639	96.91707
m1002_80000_DI_25	15025168.93	49.3499	163.242	7643823.6	49.12654	13.175	91.92916
m1002_80000_DI_26	16949522.72	50.17513	170.468	8467106.7	50.04516	3.358	98.03013
m1002_80000_DI_27	15900422.16	48.37963	192.234	8234116.2	48.21448	86.666	54.9164
m1002_80000_DI_28	16261753.55	48.48043	178.885	8408170.4	48.29481	5.822	96.7454
m1002_80000_DI_29	16497538.81	49.44695	149.175	8366691.6	49.28521	83.674	43.90883
m1002_80000_DI_30	16354550.06	48.61853	179.573	8423310.5	48.49561	91.522	49.03354
m1002_80000_DI_31	16566636.01	48.49688	188.369	8549303.8	48.39445	56.817	69.83739
m1002_80000_DI_32	16155247.58	48.53316	170.026	8337841.1	48.38927	96.507	43.23986
m1002_80000_DI_33	15452350.77	48.86654	136.103	7929788.4	48.68232	3.345	97.5423
m1002_80000_DI_34	17021169.40	50.11567	195.369	8514634.7	49.97621	97.586	50.05042
m1002_80000_DI_35	16505486.71	49.21571	366.75	8412394.6	49.03274	4.028	98.9017
m1002_80000_DI_36	16251428.21	49.60043	133.01	8210243.4	49.47987	44.441	66.58823
m1002_80000_DI_37	16487004.20	49.15878	159.951	8415777.1	48.95509	0.98	99.38731
m1002_80000_DI_38	16525122.28	49.19972	142.345	8425054.3	49.01669	42.78	69.94626
m1002_80000_DI_39	16741230.28	48.78767	156.526	8597544.5	48.64449	72.584	53.62815
m1002_80000_DI_40	16094098.43	48.78767	174.407	8260337	48.67475	10.752	93.83511
m1002_80000_DI_41	16602382.06	49.36025	162.596	8434302.3	49.19824	58.162	64.22913
m1002_80000_DI_42	16872629.37	49.06472	187.898	8628551.5	48.86066	1.571	99.16391
m1002_80000_DI_43	16803977.91	49.19972	118.232	8563779.3	49.03719	51.862	56.13539
m1002_80000_DI_44	15491750.39	49.05426	156.55	7920823.1	48.8707	25.718	83.57202
m1002_80000_DI_45	17241071.28	50.10563	119.789	8619432	50.0064	59.909	49.9879
m1002_80000_DI_46	15920628.08	50.03521	143.884	7976948.6	49.89552	84.111	41.54249
m1002_80000_DI_47	16812674.57	49.05425	150.99	8587685.4	48.92136	0.715	99.52646
m1002_80000_DI_48	17095823.17	49.75372	170.921	8620963.5	49.57269	90.06	47.30899
m1002_80000_DI_49	16178995.91	48.79258	245.334	8311352.9	48.62875	65.097	73.46597
Promedio:	16246134.55	48.67	154.77	8331808.98	48.50	42.41	71.37

Tabla 20. Resultados de los métodos con instancias difíciles

Instancia:	PLE			VNS-VCSBPP			
	VO	Gap (%)	T	VO	Mejora (%)	T	Mejora (%)
m1002_80000_NR_00	16421627	48.42107	139.323	8481941	48.34896	72.039	48.29353
m1002_80000_NR_01	16843368	49.04939	111.108	8612718	48.86582	23.17	79.14642
m1002_80000_NR_02	16427377	49.2053	124.137	8377668	49.00179	3.913	96.84784
m1002_80000_NR_03	16308593	49.25173	171.32	8299467	49.10985	73.526	57.08265
m1002_80000_NR_04	16228192	49.66113	163.383	8198521	49.47976	1.054	99.35489
m1002_80000_NR_05	15440192	48.73962	129.764	7943217	48.55493	58.083	55.23951
m1002_80000_NR_06	16190490	48.85523	132.631	8300398	48.73288	98.423	25.79186
m1002_80000_NR_07	14498544	49.36505	116.528	7358892	49.24392	84.285	27.66974
m1002_80000_NR_08	18176162	48.96057	117.113	9295459	48.85907	85.788	26.74767
m1002_80000_NR_09	16550418	49.04939	126.769	8452711	48.92751	50.237	60.37123
m1002_80000_NR_10	16613806	48.89253	126.244	8521488	48.7084	10.468	91.70812
m1002_80000_NR_11	15703268	49.34361	119.796	7986579	49.14066	9.572	92.00975
m1002_80000_NR_12	16524945	48.21706	163.959	8584480	48.05139	92.275	43.72069
m1002_80000_NR_13	16398643	48.39959	118.203	8488840	48.2345	7.222	93.89017
m1002_80000_NR_14	16534592	48.95006	135.21	8471312	48.76613	70.389	47.94098
m1002_80000_NR_15	15891423	49.33325	115.632	8077427	49.17115	99.084	14.31092
m1002_80000_NR_16	15428751	49.04939	131.074	7879848	48.92751	51.631	60.60927
m1002_80000_NR_17	15769914	49.33325	110.73	8015666	49.17115	64.401	41.83961
m1002_80000_NR_18	16404774	48.46972	123.764	8477061	48.32565	24.688	80.05236
m1002_80000_NR_19	16638185	48.42107	215.935	8609255	48.25605	57.558	73.34476
m1002_80000_NR_20	16488803	48.96057	124.146	8408755	49.00324	49.912	59.79572
m1002_80000_NR_21	16536570	48.45325	131.676	8554775	48.26754	98.15	25.46098
m1002_80000_NR_22	14986884	49.40641	116.614	7609722	49.22412	8.382	92.81218
m1002_80000_NR_23	16931359	49.50875	123.655	8576206	49.34721	63.161	48.9216
m1002_80000_NR_24	16210353	50.19516	138.976	8078311	50.16573	54.83	60.54714
m1002_80000_NR_25	15321515	50.32957	167.602	7631539	50.1907	94.298	43.73695
m1002_80000_NR_26	16512105	48.85523	308.043	8458465	48.77416	90.138	70.7385
m1002_80000_NR_27	16176981	49.26212	127.233	8234116	49.0998	18.979	85.08327
m1002_80000_NR_28	16534145	49.32919	124.824	8399840	49.19701	0.53	99.5754
m1002_80000_NR_29	16343692	48.97108	110.545	8359961	48.84901	75.821	31.41164
m1002_80000_NR_30	16464149	48.96057	151.247	8440266	48.73549	41.575	72.51185
m1002_80000_NR_31	16864457	49.4064	116.873	8556190	49.26495	70.444	39.72603
m1002_80000_NR_32	16333911	49.09612	203.936	8344552	48.91271	10.865	94.67235
m1002_80000_NR_33	15604482	49.36505	238.857	7929788	49.18262	72.314	69.72498
m1002_80000_NR_34	16736172	49.2662	119.648	8514635	49.12436	74.381	37.83348
m1002_80000_NR_35	16853758	50.26513	108.81	8415777	50.06587	10.935	89.95037
m1002_80000_NR_36	15892818	48.4632	108.311	8206938	48.36071	93.526	13.65051
m1002_80000_NR_37	16207468	48.2819	174.711	8415777	48.0747	96.613	44.70125
m1002_80000_NR_38	16676592	49.66113	124.837	8421667	49.50008	4.934	96.04765
m1002_80000_NR_39	16932129	49.36505	112.875	8604464	49.18262	38.83	65.59911
m1002_80000_NR_40	16299118	49.43185	144.243	8261881	49.31087	52.623	63.51781
m1002_80000_NR_41	16904446	50.26513	120.806	8434302	50.10601	49.102	59.35467
m1002_80000_NR_42	16794972	48.82921	125.412	8625083	48.64485	1.706	98.63968
m1002_80000_NR_43	16980272	49.72714	111.401	8567224	49.54601	2.339	97.90038
m1002_80000_NR_44	15526555	49.16846	113.737	7927193	48.94429	18.453	83.77573
m1002_80000_NR_45	16955805	49.2662	126.892	8626375	49.12436	87.537	31.01456
m1002_80000_NR_46	15951008	50.13037	145.068	7983369	49.9507	96.015	33.8138
m1002_80000_NR_47	16850447	49.16846	199.235	8587685	49.03586	0.76	99.61854
m1002_80000_NR_48	16638641	48.3731	125.733	8624430	48.16626	6.138	95.18223
m1002_80000_NR_49	15977569	48.14702	120.974	8314696	47.96019	3.427	97.16716
Promedio:	16329609	49.13754	139.1909	8330938	48.98378	48.49048	64.36787

### **Análisis de resultados:**

Los resultados del experimento muestran lo siguiente:

- Entre más pequeño sea el número de objetos de las instancias, más pequeño es su gap y, por lo tanto, son menos complicadas.
- La metaheurística VNS-VCSBPP obtuvo mejores soluciones y en un menor promedio de tiempo que el algoritmo PLE en todos los conjuntos de instancias.
- Entre más grande sea el número de objetos de las instancias, más grande es el porcentaje de mejora que obtiene la metaheurística VNS-VCSBPP con respecto al algoritmo PLE en el mismo límite de tiempo.

### **5.4.3. Experimento 3: Comparación del desempeño de la metaheurística propuesta (VNS-VCSBPP) contra la del estado del arte (VNS-VSBPP)**

A continuación, se muestran las características y resultados del experimento 3.

#### **Objetivo del experimento:**

Evaluar el desempeño de la metaheurística VNS-VCSBPP y la metaheurística VNS-VSBPP en la solución de las instancias generadas.

#### **Descripción del experimento:**

Se resolvieron todas las instancias difíciles que fueron propuestas en (Delorme et al., 2016) y que después fueron adaptadas para el problema VCSBPP. Primero se resolvieron utilizando la metaheurística VNS-VSBPP y después se resolvieron estas mismas instancias utilizando la metaheurística VNS-VCSBPP. En este experimento se limitó a 100 segundos el tiempo máximo de solución para cada una de las instancias resueltas con cada algoritmo.

**Resultados del experimento:**

Las siguientes tablas contienen los resultados que se obtuvieron en el experimento, en donde cada fila muestra los resultados obtenidos de cada instancia evaluada. La primera columna muestra los nombres de las instancias. La segunda y la tercera columna muestran los valores objetivos encontrados con la metaheurística VNS-VSBPP y los tiempos en los que se encontraron esos valores. Las siguientes tres columnas nos muestran los valores objetivos encontrados con la metaheurística VNS-VCSBPP, sus porcentajes de mejora con respecto a los valores encontrados con VNS-VSBPP, y los tiempos en los que VNS-VCSBPP encontró la mejor solución durante los 100 segundos, respectivamente.

Tabla 21. Comparación del desempeño con la metaheurística propuesta (VNS-VCSBPP)

Instancia:	VNS-VSBPP		VNS-VCSBPP		
	VO	T	VO	Mejora (%)	T
m201 2500 DI 00	327083.1	0.021	320443.6	2.029918	81.083
m201 2500 DI 01	327615.4	0.016	322295.1	1.623934	24.563
m201 2500 DI 02	298681.8	0.012	296863	0.608945	2.735
m201 2500 DI 03	327083.1	0.022	321107.5	1.826926	42.814
m201 2500 DI 04	296632.9	0.012	291213.8	1.82687	63.316
m201 2500 DI 05	327083.1	0.016	323763.3	1.014959	83.949
m201 2500 DI 06	296632.9	0.013	294826.7	0.608919	1.502
m201 2500 DI 07	328146.6	0.012	324816.2	1.014907	11.118
m201 2500 DI 08	327083.1	0.019	315795.9	3.450861	97.653
m201 2500 DI 09	322295.1	18.63	325620.3	-1.031713	2.935
m201 2500 DI 10	295444.2	0.014	295444.2	0	0.013
m201 2500 DI 11	328146.6	0.011	325482.4	0.811915	36.57
m201 2500 DI 12	284948.8	0.017	280321.5	1.623934	97.98
m201 2500 DI 13	327083.1	0.021	315795.9	3.450861	95.091
m201 2500 DI 14	295161	0.017	292764.4	0.811967	33.928
m201 2500 DI 15	284642.8	0.013	282909.5	0.608944	0.045
m201 2500 DI 16	328146.6	0.012	323484	1.420891	92.643
m201 2500 DI 17	294865.5	0.012	293070	0.60892	1.356
m201 2500 DI 18	286777.4	0.013	284448.9	0.811957	5.002
m201 2500 DI 19	298681.8	0.012	293831.5	1.623904	95.153
m201 2500 DI 20	327083.1	0.017	323099.4	1.217951	83.387
m201 2500 DI 21	327083.1	0.026	322435.4	1.420943	16.557
m201 2500 DI 22	297805.6	0.011	289946.8	2.63889	64.884
m201 2500 DI 23	297219.8	0.011	292996.6	1.420918	10.224
m201 2500 DI 24	297512.8	0.011	293285.4	1.420927	32.302
m201 2500 DI 25	327615.4	0.021	322295.1	1.623934	25.784
m201 2500 DI 26	293435	27.807	296481.3	-1.03814	23.032
m201 2500 DI 27	290699.8	0.016	284798.9	2.029918	77.372
m201 2500 DI 28	291896.1	0.017	288341	1.217951	10.967
m201 2500 DI 29	299846.3	0.011	288281.8	3.856819	79.594
m201 2500 DI 30	297512.8	0.011	287246.1	3.450846	25.866
m201 2500 DI 31	329471.6	0.015	315426.8	4.262828	58.984
m201 2500 DI 32	317753.9	1.22	313201.8	1.432575	26.527
m201 2500 DI 33	325213.1	0.011	319932	1.623886	60.544
m201 2500 DI 34	328146.6	0.012	324816.2	1.014907	45.326
m201 2500 DI 35	323332.6	0.011	320051	1.014953	24.252
m201 2500 DI 36	327083.1	0.016	324427.3	0.811967	36.16
m201 2500 DI 37	294653.5	93.534	296481.3	-0.620308	89.898
m201 2500 DI 38	328146.6	0.012	326148.5	0.608924	1.991
m201 2500 DI 39	327615.4	0.021	326285.3	0.405984	0.063
m201 2500 DI 40	288896.1	0.016	286550.4	0.811967	18.396
m201 2500 DI 41	298973.4	0.021	297152.8	0.608975	0.029
m201 2500 DI 42	284948.8	0.016	282635.1	0.811967	12.593
m201 2500 DI 43	327083.1	0.021	325091.3	0.608975	8.116
m201 2500 DI 44	297805.6	0.012	285110.6	4.262824	94.361
m201 2500 DI 45	313091.8	56.642	321631.3	-2.727478	3.171
m201 2500 DI 46	317799.3	0.077	310688.7	2.237452	81.813
m201 2500 DI 47	293384.5	0.011	291598	0.60892	4.612
m201 2500 DI 48	293087.5	0.013	289517.9	1.217919	21.252
m201 2500 DI 49	328146.6	0.013	326148.5	0.608924	13.527
Promedio:	309891.6	3.97136	305928	1.272299	38.42066

Tabla 22. Comparación del desempeño con la metaheurística propuesta (VNS-VCSBPP)

Instancia:	VNS-VSBPP		VNS-VCSBPP		
	VO	T	VO	Mejora (%)	T
m201 2500 NR 00	327083.1	0.021	323763.3	1.014959	48.495
m201 2500 NR 01	325620.3	4.829	324290.2	0.408471	1.837
m201 2500 NR 02	298681.8	0.011	293831.5	1.623904	85.295
m201 2500 NR 03	327083.1	0.016	323099.4	1.217951	62.746
m201 2500 NR 04	296632.9	0.012	293622.4	1.014903	29.914
m201 2500 NR 05	327083.1	0.022	325091.3	0.608975	6.657
m201 2500 NR 06	296632.9	0.011	293622.4	1.014903	36.271
m201 2500 NR 07	328146.6	0.016	324150.1	1.217899	25.226
m201 2500 NR 08	327083.1	0.017	325755.2	0.405984	0.03
m201 2500 NR 09	327615.4	0.022	318970	2.638894	61.081
m201 2500 NR 10	295444.2	0.011	294242.3	0.4068	10.541
m201 2500 NR 11	328146.6	0.011	323484	1.420891	86.329
m201 2500 NR 12	284948.8	0.017	282635.1	0.811967	4.654
m201 2500 NR 13	327083.1	0.017	325091.3	0.608975	0.274
m201 2500 NR 14	295161	0.02	290966.9	1.420943	8.059
m201 2500 NR 15	284642.8	0.011	274242.5	3.653822	88.118
m201 2500 NR 16	328146.6	0.012	328146.6	0	0.011
m201 2500 NR 17	294865.5	0.013	291872.9	1.014904	4.062
m201 2500 NR 18	286777.4	0.018	284448.9	0.811957	6.636
m201 2500 NR 19	298681.8	0.012	290193.7	2.841855	42.601
m201 2500 NR 20	327083.1	0.018	319115.7	2.435902	54.618
m201 2500 NR 21	327083.1	0.03	321771.5	1.623934	11.903
m201 2500 NR 22	297805.6	0.011	292364.9	1.826922	7.207
m201 2500 NR 23	297219.8	0.011	295409.9	0.60895	10.178
m201 2500 NR 24	297512.8	0.013	295701.1	0.60896	44.842
m201 2500 NR 25	327615.4	0.016	324290.2	1.014959	7.094
m201 2500 NR 26	300136.8	0.017	298309	0.608975	45.909
m201 2500 NR 27	290699.8	0.016	288929.6	0.608975	0.046
m201 2500 NR 28	291896.1	0.016	287748.5	1.420943	49.155
m201 2500 NR 29	299846.3	0.011	296803	1.014933	59.914
m201 2500 NR 30	297512.8	0.019	295097.2	0.811952	21.588
m201 2500 NR 31	329471.6	0.021	322114.8	2.23291	30.151
m201 2500 NR 32	317753.9	11.557	315152.7	0.818614	35.414
m201 2500 NR 33	325213.1	0.011	315310.9	3.04483	72.23
m201 2500 NR 34	328146.6	0.011	323484	1.420891	71.004
m201 2500 NR 35	323332.6	0.011	306267.8	5.277781	93.252
m201 2500 NR 36	327083.1	0.015	325091.3	0.608975	2.23
m201 2500 NR 37	300136.8	0.021	296481.3	1.217951	59.786
m201 2500 NR 38	328146.6	0.011	324816.2	1.014907	23.766
m201 2500 NR 39	327615.4	0.017	320300	2.23291	64.331
m201 2500 NR 40	288896.1	0.016	285963.9	1.014959	5.913
m201 2500 NR 41	298973.4	0.016	295939	1.014959	71.751
m201 2500 NR 42	284948.8	0.022	276272.5	3.044877	89.806
m201 2500 NR 43	327083.1	0.022	324427.3	0.811967	4.311
m201 2500 NR 44	295992	48.035	292364.9	1.225413	92.41
m201 2500 NR 45	311121.2	92.727	322288.2	-3.589294	0.246
m201 2500 NR 46	315860.1	73.585	313274.4	0.818614	85.201
m201 2500 NR 47	293384.5	0.011	291598	0.60892	2.778
m201 2500 NR 48	293087.5	0.012	291302.7	0.608943	6.553
m201 2500 NR 49	328146.6	0.011	304166.8	7.307657	82.022
Promedio:	310087.3	4.62858	305873.5	1.349623	36.28892



Tabla 23. Comparación del desempeño con la metaheurística propuesta (VNS-VCSBPP)

Instancia:	VNS-VSBPP		VNS-VCSBPP		
	VO	T	VO	Mejora (%)	T
m402 10000 DI 00	1155800	0.073	1152307	0.302198	16.342
m402 10000 DI 01	1203190	0.046	1203190	0	0.097
m402 10000 DI 02	1149661	0.049	1146187	0.302168	11.168
m402 10000 DI 03	1135799	83.745	1137565	-0.155425	0.446
m402 10000 DI 04	1166767	0.044	1163241	0.302148	2.99
m402 10000 DI 05	1189587	0.045	1187192	0.201347	0.113
m402 10000 DI 06	1074587	0.068	1071340	0.302198	0.589
m402 10000 DI 07	1155800	0.066	1153471	0.201466	14.977
m402 10000 DI 08	1171608	0.045	1168068	0.302148	0.927
m402 10000 DI 09	1317170	0.106	1311863	0.402931	79.306
m402 10000 DI 10	1157024	0.067	1154693	0.201466	0.342
m402 10000 DI 11	1181198	88.661	1184223	-0.256102	0.336
m402 10000 DI 12	1190777	0.044	1190777	0	0.044
m402 10000 DI 13	1206127	0.046	1197623	0.705115	92.065
m402 10000 DI 14	1214895	0.065	1208776	0.503664	79
m402 10000 DI 15	1328936	0.066	1316888	0.906595	78.287
m402 10000 DI 16	1215477	0.045	1215477	0	0.044
m402 10000 DI 17	1209055	0.046	1206621	0.201286	1.16
m402 10000 DI 18	1199657	0.065	1194823	0.402931	50.831
m402 10000 DI 19	1181831	0.064	1165164	1.410259	88.041
m402 10000 DI 20	1176429	0.044	1176429	0	0.044
m402 10000 DI 21	1216059	0.045	1216059	0	0.043
m402 10000 DI 22	975638.4	0.686	972687.1	0.302503	38.914
m402 10000 DI 23	1017775	0.044	1014700	0.302077	5.143
m402 10000 DI 24	1203778	0.044	1198928	0.402841	95.719
m402 10000 DI 25	1198477	0.065	1193648	0.402931	3.267
m402 10000 DI 26	1050616	0.066	1048499	0.201466	0.535
m402 10000 DI 27	1203190	0.044	1200767	0.201442	0.085
m402 10000 DI 28	1193515	39.111	1184482	0.756863	78.912
m402 10000 DI 29	1152735	0.064	1149251	0.302198	0.192
m402 10000 DI 30	932138.9	0.044	930261.4	0.20142	0.085
m402 10000 DI 31	1153349	0.066	1141731	1.007328	64.596
m402 10000 DI 32	1194337	0.085	1185915	0.705129	97.133
m402 10000 DI 33	1176429	0.044	1170505	0.503607	98.615
m402 10000 DI 34	1170400	0.046	1163326	0.604397	48.907
m402 10000 DI 35	1199657	0.084	1183947	1.309526	93.972
m402 10000 DI 36	1208471	0.044	1204820	0.302172	2.267
m402 10000 DI 37	1195521	0.043	1195521	0	0.044
m402 10000 DI 38	1199657	0.083	1196032	0.302198	10.677
m402 10000 DI 39	1318244	0.066	1312932	0.402931	35.045
m402 10000 DI 40	1171608	0.045	1166888	0.402881	23.77
m402 10000 DI 41	1195521	0.044	1193113	0.201398	0.135
m402 10000 DI 42	1082460	0.065	1080279	0.201466	0.146
m402 10000 DI 43	1180632	0.046	1178254	0.201399	0.328
m402 10000 DI 44	1218963	0.045	1209142	0.805719	94.794
m402 10000 DI 45	1074587	0.102	1071340	0.302198	0.219
m402 10000 DI 46	1141013	0.113	1138714	0.201466	0.132
m402 10000 DI 47	1208471	0.071	1202385	0.503637	98.744
m402 10000 DI 48	1296597	0.066	1291372	0.402931	91.998
m402 10000 DI 49	1182429	0.07	1180047	0.201466	0.327
Promedio:	1173873	4.29882	1169629	0.35744	30.03786

Tabla 24. Comparación del desempeño con la metaheurística propuesta (VNS-VCSBPP)

Instancia:	VNS-VSBPP		VNS-VCSBPP		
	VO	T	VO	Mejora (%)	T
m402 10000 NR 00	1155800	0.068	1152307	0.302198	83.76
m402 10000 NR 01	1203190	0.046	1203190	0	0.066
m402 10000 NR 02	1149661	0.044	1147346	0.201435	1.702
m402 10000 NR 03	1136949	39.878	1138098	-0.101093	42.585
m402 10000 NR 04	1166767	0.044	1164416	0.201415	1.578
m402 10000 NR 05	1189587	0.044	1189587	0	0.046
m402 10000 NR 06	1074587	0.083	1071340	0.302198	2.511
m402 10000 NR 07	1199657	0.063	1197240	0.201466	0.271
m402 10000 NR 08	1171608	0.044	1168068	0.302148	8.747
m402 10000 NR 09	1317170	0.104	1311863	0.402931	84.205
m402 10000 NR 10	1157024	0.066	1154693	0.201466	0.245
m402 10000 NR 11	1184223	0.044	1184223	0	0.044
m402 10000 NR 12	1190777	0.044	1183580	0.604352	27.594
m402 10000 NR 13	1206127	0.043	1202483	0.302184	2.254
m402 10000 NR 14	1214895	0.064	1210000	0.402931	1.193
m402 10000 NR 15	1328936	0.065	1316888	0.906595	76.145
m402 10000 NR 16	1215477	0.043	1197112	1.51097	99.83
m402 10000 NR 17	1209055	0.045	1200532	0.70495	54.48
m402 10000 NR 18	1199657	0.104	1196032	0.302198	7.638
m402 10000 NR 19	1181831	0.063	1173497	0.705129	73.523
m402 10000 NR 20	1176429	0.044	1176429	0	0.044
m402 10000 NR 21	1216059	0.044	1212384	0.302168	0.337
m402 10000 NR 22	975638.4	0.367	969208.5	0.659043	93.301
m402 10000 NR 23	1017775	0.044	1015725	0.201344	0.064
m402 10000 NR 24	1203778	0.043	1203778	0	0.043
m402 10000 NR 25	1198477	0.064	1187612	0.906595	91.673
m402 10000 NR 26	1050616	0.101	1047441	0.302198	3.844
m402 10000 NR 27	1203190	0.044	1201979	0.100709	0.065
m402 10000 NR 28	1201424	0.043	1197794	0.302082	4.023
m402 10000 NR 29	1152735	0.065	1145768	0.604397	62.972
m402 10000 NR 30	932138.9	0.045	930261.4	0.20142	0.085
m402 10000 NR 31	1153349	0.064	1149863	0.302198	0.234
m402 10000 NR 32	1194337	0.081	1187119	0.604397	65.388
m402 10000 NR 33	1176429	0.044	1168135	0.705073	51.511
m402 10000 NR 34	1170400	0.043	1165684	0.402931	49.835
m402 10000 NR 35	1199657	0.063	1196032	0.302198	0.307
m402 10000 NR 36	1208471	0.044	1201168	0.60437	85.885
m402 10000 NR 37	1195521	0.044	1195521	0	0.045
m402 10000 NR 38	1199657	0.064	1197240	0.201466	0.231
m402 10000 NR 39	1318244	0.062	1314260	0.302198	18.359
m402 10000 NR 40	1181232	0.093	1178852	0.201466	1.767
m402 10000 NR 41	1195521	0.043	1191908	0.302131	2.025
m402 10000 NR 42	1082460	0.062	1080279	0.201466	0.11
m402 10000 NR 43	1180632	0.044	1177065	0.302131	27.567
m402 10000 NR 44	1218963	0.044	1211598	0.604253	47.234
m402 10000 NR 45	1068595	80.3	1072422	-0.358178	19.872
m402 10000 NR 46	1141013	0.102	1137565	0.302198	74.716
m402 10000 NR 47	1208471	0.043	1204820	0.302172	3.147
m402 10000 NR 48	1306345	0.082	1293984	0.946231	0.883
m402 10000 NR 49	1182429	0.064	1178856	0.302198	24.105
Promedio:	1175259	2.46578	1171065	0.351287	25.96178



Tabla 25. Comparación del desempeño con la metaheurística propuesta (VNS-VCSBPP)

Instancia:	VNS-VSBPP		VNS-VCSBPP		
	VO	T	VO	Mejora (%)	T
m600 20000 DI 00	2535522	35.447	2532106	0.134739	0.473
m600 20000 DI 01	2789409	0.155	2783776	0.201972	27.71
m600 20000 DI 02	2509500	0.113	2491911	0.700895	0.968
m600 20000 DI 03	2588590	0.204	2578186	0.401924	10.993
m600 20000 DI 04	2563747	0.194	2538907	0.968911	71.708
m600 20000 DI 05	2494416	0.109	2494416	0	0.099
m600 20000 DI 06	2295871	89.131	2292051	0.166401	67.997
m600 20000 DI 07	2486783	0.281	2483435	0.134648	17.438
m600 20000 DI 08	2507819	0.098	2507819	0	0.099
m600 20000 DI 09	2779013	92.929	2787531	-0.306517	0.321
m600 20000 DI 10	2539727	0.144	2532887	0.269296	46.655
m600 20000 DI 11	2405042	0.098	2405042	0	0.12
m600 20000 DI 12	2789409	0.144	2781898	0.269296	4.918
m600 20000 DI 13	2538219	0.098	2538219	0	0.098
m600 20000 DI 14	2467833	67.981	2460428	0.300043	3.89
m600 20000 DI 15	2547200	0.1	2543770	0.134648	0.185
m600 20000 DI 16	2533987	97.446	2538329	-0.171365	0.977
m600 20000 DI 17	2519683	0.144	2499428	0.803848	98.258
m600 20000 DI 18	2509095	0.14	2494859	0.567367	0.449
m600 20000 DI 19	2463745	0.145	2460428	0.134648	71.869
m600 20000 DI 20	2771732	0.137	2754148	0.6344	1.141
m600 20000 DI 21	2513321	0.099	2501539	0.468763	11.14
m600 20000 DI 22	2549686	0.182	2541104	0.33662	34.584
m600 20000 DI 23	2567489	0.141	2555450	0.468911	21.918
m600 20000 DI 24	2535627	38.131	2507587	1.105849	90.594
m600 20000 DI 25	2526433	0.321	2513784	0.500671	33.198
m600 20000 DI 26	2519689	0.098	2517993	0.067307	0.143
m600 20000 DI 27	2807989	0.262	2779774	1.004809	72.226
m600 20000 DI 28	2757390	0.182	2738062	0.700962	50.461
m600 20000 DI 29	2577598	2.428	2560233	0.673693	95.302
m600 20000 DI 30	2533681	56.173	2520918	0.503712	93.481
m600 20000 DI 31	2561902	87.664	2561100	0.031277	0.735
m600 20000 DI 32	2764309	0.098	2758727	0.20195	21.983
m600 20000 DI 33	2546728	6.629	2545012	0.067369	0.284
m600 20000 DI 34	2559607	0.098	2556161	0.134637	53.135
m600 20000 DI 35	2411760	0.098	2411760	0	0.097
m600 20000 DI 36	2553742	0.141	2543478	0.401924	1.044
m600 20000 DI 37	2517171	0.098	2513784	0.134578	0.577
m600 20000 DI 38	2461172	0.223	2447917	0.538591	100.17
m600 20000 DI 39	2554995	0.144	2537086	0.700962	8.027
m600 20000 DI 40	2497999	0.142	2481266	0.669873	47.878
m600 20000 DI 41	2789409	0.23	2783776	0.201972	5.588
m600 20000 DI 42	2561250	0.141	2545808	0.602886	69.594
m600 20000 DI 43	2539727	0.142	2534597	0.201972	24.55
m600 20000 DI 44	2488052	0.1	2484707	0.134452	0.195
m600 20000 DI 45	2525285	75.586	2531319	-0.238941	82.537
m600 20000 DI 46	2336188	93.705	2341774	-0.239103	90.792
m600 20000 DI 47	2453437	0.183	2446830	0.269296	38.552
m600 20000 DI 48	2502024	0.143	2498655	0.134648	1.21
m600 20000 DI 49	2440658	62.973	2423538	0.701432	31.34
Promedio:	2551813	16.23586	2543666	0.316524	30.15402

Tabla 26. Comparación del desempeño con la metaheurística propuesta (VNS-VCSBPP)

Instancia:	VNS-VSBPP		VNS-VCSBPP		
	VO	T	VO	Mejora (%)	T
m600 20000 NR 00	2549980	0.218	2539731	0.401924	0.366
m600 20000 NR 01	2789409	0.308	2785653	0.134648	2.208
m600 20000 NR 02	2509500	0.1	2490230	0.767882	41.321
m600 20000 NR 03	2588590	0.14	2571250	0.669873	68.458
m600 20000 NR 04	2550929	0.2	2547494	0.134648	0.239
m600 20000 NR 05	2494416	0.1	2494416	0	0.097
m600 20000 NR 06	2314476	0.181	2305174	0.401924	5.93
m600 20000 NR 07	2486783	0.148	2476738	0.403944	72.854
m600 20000 NR 08	2507819	0.098	2507819	0	0.098
m600 20000 NR 09	2786525	69.322	2780020	0.233458	62.604
m600 20000 NR 10	2552489	0.226	2533681	0.73686	78.79
m600 20000 NR 11	2406654	0.097	2390536	0.669742	66.923
m600 20000 NR 12	2789409	0.222	2785653	0.134648	0.738
m600 20000 NR 13	2538219	0.1	2538219	0	0.098
m600 20000 NR 14	2467833	59.53	2460428	0.300043	9.949
m600 20000 NR 15	2547200	0.099	2547200	0	0.098
m600 20000 NR 16	2543466	0.181	2540041	0.134648	22.797
m600 20000 NR 17	2519683	0.141	2506180	0.535898	76.164
m600 20000 NR 18	2496541	1.059	2495640	0.036103	87.782
m600 20000 NR 19	2463745	0.143	2462087	0.067324	0.243
m600 20000 NR 20	2759722	0.141	2754148	0.201972	4.833
m600 20000 NR 21	2513321	0.098	2482238	1.236713	71.601
m600 20000 NR 22	2549686	0.139	2542820	0.269296	86.379
m600 20000 NR 23	2567489	0.341	2548570	0.73686	78.757
m600 20000 NR 24	2535627	8.309	2524618	0.434176	10.007
m600 20000 NR 25	2529820	0.098	2515478	0.566913	2.052
m600 20000 NR 26	2532350	0.097	2522173	0.401907	12.713
m600 20000 NR 27	2807989	0.185	2778901	1.035898	77.714
m600 20000 NR 28	2757390	0.141	2744460	0.468911	21.551
m600 20000 NR 29	2573195	72.096	2572389	0.03132	36.084
m600 20000 NR 30	2539727	0.143	2534597	0.201972	23.828
m600 20000 NR 31	2563628	94.522	2562827	0.031256	0.145
m600 20000 NR 32	2764309	0.098	2760588	0.134626	16.067
m600 20000 NR 33	2561250	0.181	2544093	0.669873	95.077
m600 20000 NR 34	2559607	0.099	2554438	0.201961	14.925
m600 20000 NR 35	2411760	0.098	2411760	0	0.097
m600 20000 NR 36	2553742	0.181	2545189	0.334936	1.771
m600 20000 NR 37	2517171	0.098	2513784	0.134578	6.775
m600 20000 NR 38	2461172	0.186	2457858	0.134648	0.887
m600 20000 NR 39	2548149	50.814	2540509	0.299842	0.145
m600 20000 NR 40	2497999	0.141	2481266	0.669873	99.171
m600 20000 NR 41	2789409	0.142	2783776	0.201972	15.822
m600 20000 NR 42	2561250	0.142	2550955	0.401924	1.028
m600 20000 NR 43	2539727	0.142	2536307	0.134648	0.35
m600 20000 NR 44	2488052	0.105	2484707	0.134452	0.244
m600 20000 NR 45	2547469	0.108	2531319	0.633971	0.461
m600 20000 NR 46	2346510	0.104	2343353	0.134512	3.878
m600 20000 NR 47	2453437	0.252	2445178	0.33662	33.556
m600 20000 NR 48	2502024	0.248	2500340	0.067324	0.14
m600 20000 NR 49	2442294	0.542	2425174	0.700962	0.682
Promedio:	2553579	7.25208	2545040	0.33415	26.28994

Tabla 27. Comparación del desempeño con la metaheurística propuesta (VNS-VCSBPP)

Instancia:	VNS-VSBPP		VNS-VCSBPP		
	VO	T	VO	Mejora (%)	T
m801 40000 DI 00	4747497	0.367	4724952	0.474887	2.615
m801 40000 DI 01	4778616	84.136	4760710	0.37472	1.725
m801 40000 DI 02	4891852	0.186	4871084	0.424542	0.267
m801 40000 DI 03	4802392	0.173	4802392	0	0.2
m801 40000 DI 04	4891852	0.175	4862404	0.601966	70.342
m801 40000 DI 05	4795308	0.569	4778465	0.351244	85.9
m801 40000 DI 06	4811929	0.189	4785370	0.551941	89.725
m801 40000 DI 07	4561245	0.192	4535010	0.575181	3.572
m801 40000 DI 08	4740274	0.258	4726013	0.300845	4.513
m801 40000 DI 09	4852058	0.177	4837451	0.30104	1.73
m801 40000 DI 10	5275523	0.175	5255772	0.374374	0.391
m801 40000 DI 11	4795308	0.26	4776059	0.401422	41.686
m801 40000 DI 12	4773841	0.178	4752294	0.45135	95.997
m801 40000 DI 13	5292793	0.176	5247651	0.852902	88.091
m801 40000 DI 14	4783394	0.176	4755884	0.575114	11.793
m801 40000 DI 15	4610990	0.257	4594794	0.351244	7.476
m801 40000 DI 16	5175119	0.252	5154344	0.401422	92.079
m801 40000 DI 17	4454978	0.176	4443804	0.250806	14.607
m801 40000 DI 18	5288479	0.175	5269912	0.351083	13.231
m801 40000 DI 19	4766676	0.184	4746435	0.424633	2.27
m801 40000 DI 20	4823759	0.176	4800860	0.474709	95.129
m801 40000 DI 21	4752300	0.468	4737992	0.301067	67.936
m801 40000 DI 22	4708898	0.174	4694722	0.301033	37.239
m801 40000 DI 23	4745094	0.254	4721284	0.501778	74.835
m801 40000 DI 24	4546212	0.175	4534813	0.250736	1.435
m801 40000 DI 25	4672424	0.177	4653668	0.401417	4.201
m801 40000 DI 26	4424142	0.2	4410831	0.300863	20.365
m801 40000 DI 27	4665094	0.273	4653390	0.250889	0.779
m801 40000 DI 28	4704052	0.265	4680448	0.501778	39.893
m801 40000 DI 29	4689469	0.193	4668303	0.451337	71.412
m801 40000 DI 30	4866144	0.259	4839285	0.551955	94.455
m801 40000 DI 31	4809558	0.184	4795079	0.301042	25.782
m801 40000 DI 32	4894190	0.206	4869633	0.50176	89.313
m801 40000 DI 33	4630727	0.188	4609825	0.451371	97.615
m801 40000 DI 34	4691913	0.283	4664923	0.575243	18.127
m801 40000 DI 35	4591152	0.19	4572728	0.401292	80.344
m801 40000 DI 36	4852058	0.177	4827713	0.501751	69.321
m801 40000 DI 37	4706476	0.313	4679403	0.575243	16.986
m801 40000 DI 38	5144159	0.223	5123519	0.401224	80.534
m801 40000 DI 39	4322429	24.87	4307182	0.352742	100.237
m801 40000 DI 40	4708898	0.191	4688900	0.424676	2.943
m801 40000 DI 41	4837921	0.261	4816086	0.451324	99.413
m801 40000 DI 42	5236457	0.184	5214229	0.424493	0.549
m801 40000 DI 43	4825941	75.693	4805414	0.42535	29.375
m801 40000 DI 44	5335726	0.261	5306275	0.551955	85.134
m801 40000 DI 45	4894190	0.184	4879456	0.301049	83.926
m801 40000 DI 46	4842647	0.323	4823207	0.401422	79.883
m801 40000 DI 47	4823759	0.174	4805701	0.374353	0.257
m801 40000 DI 48	4866144	0.254	4853935	0.250889	0.533
m801 40000 DI 49	4447287	0.175	4433904	0.300908	1.583
Promedio:	4802987	3.90758	4783070	0.412927	41.95488

Tabla 28. Comparación del desempeño con la metaheurística propuesta (VNS-VCSBPP)

Instancia:	VNS-VSBPP		VNS-VCSBPP		
	VO	T	VO	Mejora (%)	T
m801 40000 NR 00	4729716	0.43	4722570	0.151099	18.573
m801 40000 NR 01	4781015	0.255	4764222	0.351244	93.197
m801 40000 NR 02	4891852	0.174	4867313	0.50161	61.791
m801 40000 NR 03	4786807	0.175	4786807	0	0.18
m801 40000 NR 04	4891852	0.177	4872223	0.401255	23.978
m801 40000 NR 05	4795308	0.254	4780871	0.301067	0.637
m801 40000 NR 06	4811929	0.175	4792614	0.401408	31.617
m801 40000 NR 07	4561245	0.179	4549804	0.250827	3.392
m801 40000 NR 08	4740274	0.183	4723634	0.351023	12.392
m801 40000 NR 09	4852058	0.172	4835017	0.351218	12.081
m801 40000 NR 10	5270237	0.312	5272876	-0.050073	0.174
m801 40000 NR 11	4795308	0.327	4780871	0.301067	70.973
m801 40000 NR 12	4773841	0.173	4749898	0.501528	84.064
m801 40000 NR 13	5292793	0.176	5268897	0.451479	99.968
m801 40000 NR 14	4780994	0.174	4780994	0	0.173
m801 40000 NR 15	4610990	0.251	4599422	0.250889	0.616
m801 40000 NR 16	5175119	0.327	5156941	0.351244	12.573
m801 40000 NR 17	4454978	0.176	4425921	0.652228	71.75
m801 40000 NR 18	5288479	0.176	5256644	0.601972	90.903
m801 40000 NR 19	4766676	0.174	4746435	0.424633	0.552
m801 40000 NR 20	4823759	0.175	4809244	0.300888	65.919
m801 40000 NR 21	4752300	0.327	4732117	0.42471	0.339
m801 40000 NR 22	4708898	0.174	4697085	0.250855	1.963
m801 40000 NR 23	4745094	0.253	4718903	0.551955	77.619
m801 40000 NR 24	4546212	0.174	4534813	0.250736	1.962
m801 40000 NR 25	4672424	0.177	4658357	0.301062	0.818
m801 40000 NR 26	4424142	0.175	4401951	0.501575	95.174
m801 40000 NR 27	4665094	0.325	4644027	0.4516	41.53
m801 40000 NR 28	4699331	84.697	4684073	0.32468	8.698
m801 40000 NR 29	4689469	0.173	4675362	0.300804	1.29
m801 40000 NR 30	4851493	66.006	4845477	0.124016	0.26
m801 40000 NR 31	4809558	0.175	4792665	0.35122	53.01
m801 40000 NR 32	4894190	0.176	4881912	0.250872	0.832
m801 40000 NR 33	4630727	0.174	4611070	0.424481	1.038
m801 40000 NR 34	4691913	0.253	4668370	0.501778	67.276
m801 40000 NR 35	4591152	0.176	4577336	0.300937	19.59
m801 40000 NR 36	4852058	0.174	4837451	0.30104	7.329
m801 40000 NR 37	4706476	0.252	4692307	0.301067	42.171
m801 40000 NR 38	5144159	0.175	5115776	0.551758	98.829
m801 40000 NR 39	4319083	80.227	4318073	0.023405	35.574
m801 40000 NR 40	4708898	0.173	4697085	0.250855	52.953
m801 40000 NR 41	4837921	0.175	4812532	0.524789	6.475
m801 40000 NR 42	5236457	0.173	5211601	0.474671	4.537
m801 40000 NR 43	4833216	0.252	4806539	0.551955	55.312
m801 40000 NR 44	5335726	0.252	5319662	0.301067	1.74
m801 40000 NR 45	4894190	0.174	4879456	0.301049	57.814
m801 40000 NR 46	4842647	0.254	4828067	0.301067	0.607
m801 40000 NR 47	4823759	0.174	4811665	0.25071	92.28
m801 40000 NR 48	4866144	0.254	4853935	0.250889	1.198
m801 40000 NR 49	4447287	0.176	4436136	0.25073	1.174
Promedio:	4801905	4.8187	4785740	0.335859	31.6979

Tabla 29. Comparación del desempeño con la metaheurística propuesta (VNS-VCSBPP)

Instancia:	VNS-VSBPP		VNS-VCSBPP		
	VO	T	VO	Mejora (%)	T
m1002_80000_DI_00	8521125	0.445	8500617	0.240673	0.877
m1002_80000_DI_01	8633496	0.604	8605792	0.320897	78.576
m1002_80000_DI_02	8394464	0.277	8370933	0.280312	48.727
m1002_80000_DI_03	8326159	0.272	8306146	0.240353	91.075
m1002_80000_DI_04	8218277	0.278	8191928	0.320611	57.363
m1002_80000_DI_05	7962381	0.435	7940023	0.280785	88.318
m1002_80000_DI_06	8330462	0.29	8300398	0.360895	21.656
m1002_80000_DI_07	7385555	0.573	7358892	0.361009	76.294
m1002_80000_DI_08	9329151	0.608	9293721	0.379778	81.293
m1002_80000_DI_09	8483306	0.271	8462920	0.240308	0.976
m1002_80000_DI_10	8542046	0.403	8521488	0.240673	3.099
m1002_80000_DI_11	8002629	0.415	7975459	0.339513	0.41
m1002_80000_DI_12	8608652	0.401	8567214	0.481346	93.49
m1002_80000_DI_13	8512742	0.441	8495669	0.200561	1.493
m1002_80000_DI_14	8491749	0.448	8471312	0.240673	23.957
m1002_80000_DI_15	8100169	0.271	8077427	0.280749	43.021
m1002_80000_DI_16	7908398	0.395	7889364	0.240673	41.388
m1002_80000_DI_17	8038220	0.272	8022114	0.200358	6.731
m1002_80000_DI_18	8504339	0.271	8480472	0.280644	1.712
m1002_80000_DI_19	8633496	0.513	8612718	0.240673	2.748
m1002_80000_DI_20	8466488	0.661	8442716	0.280785	51.591
m1002_80000_DI_21	8575413	0.394	8551335	0.280785	29.775
m1002_80000_DI_22	7628068	0.273	7609722	0.240512	31.148
m1002_80000_DI_23	8600340	0.271	8576206	0.280622	89.982
m1002_80000_DI_24	8122177	0.517	8105887	0.200561	3.639
m1002_80000_DI_25	7656108	0.734	7643824	0.160449	13.175
m1002_80000_DI_26	8495952	0.393	8467107	0.339513	3.358
m1002_80000_DI_27	8257301	0.619	8234116	0.280785	86.666
m1002_80000_DI_28	8428455	0.623	8408170	0.240673	5.822
m1002_80000_DI_29	8390248	0.277	8366692	0.280759	83.674
m1002_80000_DI_30	8453830	0.618	8423311	0.361009	91.522
m1002_80000_DI_31	8583735	0.503	8549304	0.401122	56.817
m1002_80000_DI_32	8364683	0.51	8337841	0.320897	96.507
m1002_80000_DI_33	7948901	0.275	7929788	0.240443	3.345
m1002_80000_DI_34	8542046	0.401	8514635	0.320897	97.586
m1002_80000_DI_35	8432674	0.271	8412395	0.240486	4.028
m1002_80000_DI_36	8239979	0.27	8210243	0.36087	44.441
m1002_80000_DI_37	8432674	0.286	8415777	0.200374	0.98
m1002_80000_DI_38	8445366	0.283	8425054	0.240507	42.78
m1002_80000_DI_39	8625217	0.279	8597545	0.320832	72.584
m1002_80000_DI_40	8278511	75.273	8260337	0.219529	10.752
m1002_80000_DI_41	8458051	0.274	8434302	0.280782	58.162
m1002_80000_DI_42	8645892	0.511	8628552	0.200561	1.571
m1002_80000_DI_43	8587893	0.617	8563779	0.280785	51.862
m1002_80000_DI_44	7939932	0.402	7920823	0.240673	25.718
m1002_80000_DI_45	8654122	0.273	8619432	0.40085	59.909
m1002_80000_DI_46	8002629	0.394	7976949	0.320897	84.111
m1002_80000_DI_47	8616906	0.272	8587685	0.339108	0.715
m1002_80000_DI_48	8641756	0.28	8620964	0.240605	90.06
m1002_80000_DI_49	8334756	0.394	8311353	0.280785	65.097
Promedio:	8355538	1.90062	8331809	0.283379	42.41162



Tabla 30. Comparación del desempeño con la metaheurística propuesta (VNS-VCSBPP)

Instancia:	VNS-VSBPP		VNS-VCSBPP		
	VO	T	VO	Mejora (%)	T
m1002_80000_NR_00	8521125	0.44	8481941	0.45985	72.039
m1002_80000_NR_01	8633496	0.52	8612718	0.240673	23.17
m1002_80000_NR_02	8394464	0.274	8377668	0.200088	3.913
m1002_80000_NR_03	8326159	0.275	8299467	0.320577	73.526
m1002_80000_NR_04	8218277	0.283	8198521	0.240387	1.054
m1002_80000_NR_05	7962381	0.412	7943217	0.240673	58.083
m1002_80000_NR_06	8330462	0.289	8300398	0.360895	98.423
m1002_80000_NR_07	7385555	0.49	7358892	0.361009	84.285
m1002_80000_NR_08	9332895	0.631	9295459	0.401122	85.788
m1002_80000_NR_09	8483306	0.425	8452711	0.360645	50.237
m1002_80000_NR_10	8542046	0.704	8521488	0.240673	10.468
m1002_80000_NR_11	8002629	0.545	7986579	0.200561	9.572
m1002_80000_NR_12	8608652	0.413	8584480	0.280785	92.275
m1002_80000_NR_13	8512742	0.594	8488840	0.280785	7.222
m1002_80000_NR_14	8491749	0.64	8471312	0.240673	70.389
m1002_80000_NR_15	8100169	0.301	8077427	0.280749	99.084
m1002_80000_NR_16	7908398	0.612	7879848	0.361009	51.631
m1002_80000_NR_17	8038220	0.272	8015666	0.280583	64.401
m1002_80000_NR_18	8504339	0.27	8477061	0.320757	24.688
m1002_80000_NR_19	8633496	0.392	8609255	0.280785	57.558
m1002_80000_NR_20	8466488	0.392	8408755	0.681907	49.912
m1002_80000_NR_21	8575413	0.392	8554775	0.240673	98.15
m1002_80000_NR_22	7628068	0.272	7609722	0.240512	8.382
m1002_80000_NR_23	8600340	0.271	8576206	0.280622	63.161
m1002_80000_NR_24	8122177	0.506	8078311	0.540074	54.83
m1002_80000_NR_25	7656108	0.394	7631539	0.320897	94.298
m1002_80000_NR_26	8495952	0.724	8458465	0.441234	90.138
m1002_80000_NR_27	8257301	0.505	8234116	0.280785	18.979
m1002_80000_NR_28	8428455	0.51	8399840	0.339513	0.53
m1002_80000_NR_29	8390248	0.27	8359961	0.360983	75.821
m1002_80000_NR_30	8453830	0.391	8440266	0.160449	41.575
m1002_80000_NR_31	8583735	0.392	8556190	0.320897	70.444
m1002_80000_NR_32	8364683	0.616	8344552	0.240673	10.865
m1002_80000_NR_33	7948901	0.271	7929788	0.240443	72.314
m1002_80000_NR_34	8542046	0.392	8514635	0.320897	74.381
m1002_80000_NR_35	8432674	0.27	8415777	0.200374	10.935
m1002_80000_NR_36	8239979	0.271	8206938	0.400982	93.526
m1002_80000_NR_37	8432674	0.272	8415777	0.200374	96.613
m1002_80000_NR_38	8445366	0.27	8421667	0.280619	4.934
m1002_80000_NR_39	8625217	0.27	8604464	0.240608	38.83
m1002_80000_NR_40	8291815	0.392	8261881	0.361009	52.623
m1002_80000_NR_41	8458051	0.274	8434302	0.280782	49.102
m1002_80000_NR_42	8645892	0.393	8625083	0.240673	1.706
m1002_80000_NR_43	8587893	0.394	8567224	0.240673	2.339
m1002_80000_NR_44	7939932	0.508	7927193	0.160449	18.453
m1002_80000_NR_45	8654122	0.273	8626375	0.320625	87.537
m1002_80000_NR_46	8002629	0.392	7983369	0.240673	96.015
m1002_80000_NR_47	8616906	0.271	8587685	0.339108	0.76
m1002_80000_NR_48	8641756	0.272	8624430	0.200493	6.138
m1002_80000_NR_49	8334756	0.506	8314696	0.240673	3.427
Promedio:	8355879	0.40216	8330938	0.298239	48.49048

**Análisis de resultados:**

Los resultados del experimento muestran que el metaheurístico VNS-VCSBPP obtuvo un porcentaje de mejora mayor a la metaheurística VNS-VSBPP en la obtención de los promedios de valores objetivo, sin embargo, en la obtención de los promedios de tiempos, el metaheurístico VNS-VSBPP obtuvo un porcentaje de mejora mayor a la metaheurística VNS-VCSBPP. Esto quiere decir que el metaheurístico VNS-VCSBPP tiene un mejor desempeño que VNS-VSBPP en la obtención de valores objetivo, pero tarda más tiempo en conseguir esas soluciones, esto se debe a que el metaheurístico VNS-VCSBPP no se queda atrapado en un óptimo local y, por lo tanto, no se estanca en el procedimiento de mejora.

**5.5. Tablas de resúmenes**

A continuación, se presentan las tablas de resúmenes de los experimentos 2 y 3. La Tabla 31 presenta el resumen del experimento 2, los porcentajes de mejora de la metaheurística VNS-VCSBPP son con respecto a los resultados de las instancias con el algoritmo de programación lineal entera. La Tabla 32 presenta el resumen del experimento 3, los porcentajes de mejora de la metaheurística VNS-VCSBPP son con respecto a los resultados de la metaheurística VNS-VSBPP y no con PLE.

**Tabla 31. Tabla de resumen del experimento 2 para instancias DI**

Tamaño de instancias:	PLE			VNS-VCSBPP			
	VO	Gap (%)	T	VO	Mejora (%)	T	Mejora (%)
200 objetos:	309962.108	1.33382535	100.16184	305928.005	<b>1.29669658</b>	38.42066	<b>61.6386355</b>
400 objetos:	1219167.09	4.3718226	100.50094	1169629.24	<b>4.01866126</b>	30.03786	<b>70.1167524</b>
600 objetos:	3745088.87	27.0264904	101.68932	2543666.22	<b>26.7851265</b>	30.15402	<b>70.3020357</b>
800 objetos:	9093464.45	46.878149	103.48714	4783070.11	<b>46.7049153</b>	41.95488	<b>59.0952385</b>
1000 objetos:	16246134.5	48.6650474	154.7745	8331808.98	<b>48.5037805</b>	42.41162	<b>71.3724496</b>
Promedio:	6122763.41	25.655067	112.122748	3426820.51	<b>25.461836</b>	36.595808	<b>66.5050224</b>
Mínimo:	309962.108	1.33382535	100.16184	305928.005	<b>1.29669658</b>	30.03786	<b>59.0952385</b>
Máximo:	16246134.5	48.6650474	154.7745	8331808.98	<b>48.5037805</b>	42.41162	<b>71.3724496</b>

**Tabla 32. Tabla de resumen del experimento 2 para instancias NR**

Tamaño de instancias:	PLE			VNS-VCSBPP			
	VO	Gap (%)	T	VO	Mejora (%)	T	Mejora (%)
200 objetos:	309960.308	1.33237032	100.1656	305873.548	<b>1.30746809</b>	36.28892	<b>63.7714389</b>
400 objetos:	1228368.91	4.98849583	100.5711	1171064.84	<b>4.61090594</b>	25.96178	<b>74.1965835</b>
600 objetos:	3284606.85	18.556072	101.35406	2545040.03	<b>18.2444203</b>	26.28994	<b>74.0471891</b>
800 objetos:	9252173.51	48.0551349	103.02146	4785740.38	<b>47.8585683</b>	31.6979	<b>69.1586466</b>
1000 objetos:	16329608.9	49.13754	139.19086	8330938.49	<b>48.9837825</b>	48.49048	<b>64.36787</b>
Promedios:	6080943.69	24.4139226	108.860616	3427731.46	<b>24.201029</b>	33.745804	<b>69.1083456</b>
Mínimo:	309960.308	1.33237032	100.1656	305873.548	<b>1.30746809</b>	25.96178	<b>63.7714389</b>
Máximo:	16329608.9	49.13754	139.19086	8330938.49	<b>48.9837825</b>	48.49048	<b>74.1965835</b>

**Tabla 33. Tabla de resumen del experimento 3 para instancias DI**

Instancia:	VNS-VSBPP		VNS-VCSBPP		
	VO	T	VO	Mejora (%)	T
200 objetos:	309891.565	3.97136	305928.005	<b>1.27229878</b>	38.42066
400 objetos:	1173872.83	4.29882	1169629.24	<b>0.35743963</b>	30.03786
600 objetos:	2551813.22	16.23586	2543666.22	<b>0.31652442</b>	30.15402
800 objetos:	4802986.69	3.90758	4783070.11	<b>0.41292736</b>	41.95488
1000 objetos:	8355538.33	1.90062	8331808.98	<b>0.28337882</b>	42.41162
Promedio:	3438820.53	6.062848	3426820.51	<b>0.5285138</b>	36.595808
Mínimo:	309891.565	1.90062	305928.005	<b>0.28337882</b>	30.03786
Máximo:	8355538.33	16.23586	8331808.98	<b>1.27229878</b>	42.41162

**Tabla 34. Tabla de resumen del experimento 3 para instancias NR**

Instancia:	VNS-VSBPP		VNS-VCSBPP		
	VO	T	VO	Mejora (%)	T
200 objetos:	310087.301	4.62858	305873.548	<b>1.34962298</b>	36.28892
400 objetos:	1175259.23	2.46578	1171064.84	<b>0.3512866</b>	25.96178
600 objetos:	2553578.86	7.25208	2545040.03	<b>0.33414961</b>	26.28994
800 objetos:	4801904.82	4.8187	4785740.38	<b>0.33585872</b>	31.6979
1000 objetos:	8355879.28	0.40216	8330938.49	<b>0.29823903</b>	48.49048
Promedios:	3439341.9	3.91346	3427731.46	<b>0.53383139</b>	33.745804
Mínimo:	310087.301	0.40216	305873.548	<b>0.29823903</b>	25.96178
Máximo:	8355879.28	7.25208	8330938.49	<b>1.34962298</b>	48.49048



### **Análisis de resultados:**

En las tablas que muestran los resultados del experimento 2 se puede apreciar que, al ir incrementando el número de objetos de las instancias, los porcentajes de mejora de las soluciones de la metaheurística VNS-VCSBPP con respecto al algoritmo PLE van incrementando de una manera casi exponencial. Esto se debe a que el desempeño del algoritmo PLE va empeorando conforme va incrementando el tamaño de la instancia, mientras que el metaheurístico VNS-VCSBPP sigue obteniendo buenas soluciones sin importar el tamaño.

En las Tablas 33 y 34 se aprecia que el porcentaje de mejora de la metaheurística VNS-VCSBPP con respecto a la metaheurística VNS-VSBPP va disminuyendo conforme van incrementando el número de objetos en las instancias. Esto ocurre porque ambas metaheurísticas utilizan como solución inicial la heurística A-BFD, la cual tiene el mismo desempeño sin importar el número de objetos. Pero conforme van incrementando el número de objetos se vuelve más difícil encontrar una mejor solución que la solución inicial, debido a que la dificultad de las instancias es directamente proporcional al número de objetos de las mismas.

### **5.6. Prueba de hipótesis para determinar diferencias significativas**

Se realizó la prueba de hipótesis no paramétrica de Wilcoxon (Wilcoxon, 1946) para determinar si los resultados del experimento 3 muestran diferencias significativas. Esto se hizo para cada conjunto de instancias de diferentes tamaños. Las pruebas se realizaron con la herramienta IBM SPSS Statistics y los resultados se muestran en las Tablas 35 y 36. En donde en la primera columna muestra el número de objetos de cada grupo de instancias. La segunda columna muestra el nivel de significancia considerado. La tercera columna muestra el número de colas de la hipótesis escogida. La cuarta columna muestra la suma de los rangos positivos. La quinta columna muestra la suma de los rangos negativos. La sexta columna muestra el valor-Z calculado. La séptima columna muestra el valor-P calculado.

Finalmente, la última columna nos indica si ese grupo de instancias muestra diferencias significativas con los algoritmos VNS-VSBPP y VNS-VCSBPP.

**Tabla 35. Prueba de hipótesis no paramétrica de Wilcoxon con las instancias DI para determinar si las diferencias observadas son estadísticamente significativas con un 95% de confiabilidad ( $z > 1.96$  y  $p\text{-value} < 0.05$ ).**

Instancia:	R+	R-	Z	P-value	Dif. Significativas
200 objetos:	458	767	-1.537	0.124	No
400 objetos:	435	555	-0.7	0.484	No
600 objetos:	392	643	-1.417	0.157	No
800 objetos:	1101	124	-4.859	0	Sí
1000 objetos:	865	410	-2.196	0.028	Sí

**Tabla 36. Prueba de hipótesis no paramétrica de Wilcoxon con las instancias NR para determinar si las diferencias observadas son estadísticamente significativas con un 95% de confiabilidad ( $z > 1.96$  y  $p\text{-value} < 0.05$ ).**

Instancia:	R+	R-	Z	P-value	Dif. Significativas
200 objetos:	527	698	-0.851	0.395	No
400 objetos:	361	629	-1.564	0.118	No
600 objetos:	509	526	-0.096	0.924	No
800 objetos:	1011	165	-4.339	0	Sí
1000 objetos:	858	417	-2.129	0.033	Sí

Los resultados que muestran las Tablas 35 y 36 indican que no existen diferencias significativas en los tres grupos de instancias más pequeños. Esto es debido a que los valores de Z son menores a 1.96 y los valores de p-value son mayores a 0.05. Mientras que en los grupos de instancias más grandes sí se observan diferencias significativas con un 95% de confiabilidad. Esto quiere decir que las diferencias en el desempeño de ambos algoritmos comienzan a ser notorias al ir incrementando el número de objetos en las instancias.

# Capítulo 6

## Conclusiones

---

---

En este proyecto de tesis se cumplieron satisfactoriamente todos los objetivos comprometidos. En esta sección se presentan las principales contribuciones, los productos científicos generados y los trabajos futuros que se tienen identificados.

### 6.1. Principales contribuciones

Las principales contribuciones de este trabajo son las siguientes:

**Método de solución exacto:** Se implementó un programa que hace uso del software CPLEX 12.5 para construir el modelo del problema a partir de la instancia y después resolverlo (ver sección “Método de la solución exacta (PLE)” del Capítulo 4).

**Método de solución metaheurística:** Se implementó un método de solución metaheurístico para el problema VCSBPP. Este método hace uso de varias vecindades para modificar las soluciones y de varios operadores de búsqueda local (ver sección “Metaheurística VNS-VCSBPP” del capítulo 4).

**Generador instancias que simulan diferentes escenarios:** Se implementó un generador de instancias que permite crear instancias de tres diferentes escenarios del problema. Esto con el objetivo de ver que tan complicadas son las instancias que se reportan en la literatura y poder evaluar el desempeño de los métodos implementados (ver el capítulo 3 “Generador de instancias”).

**Nuevo conjunto de instancias adaptadas a partir de BPP:** Se creó un nuevo conjunto de instancias, las cuales son instancias originalmente propuestas para el problema BPP y adaptadas para el problema VCSBPP. Estas instancias tienen el objetivo de evaluar el desempeño de los métodos implementados con casos más complicados del problema (ver sección “Instancias de prueba” del capítulo 5).

## **6.2. Productos científicos**

Se presentó el trabajo realizado en el VI congreso de la Sociedad Mexicana de Investigación de Operaciones (SMIO 2017) en Zapopan, Jalisco.

## **6.3. Trabajos futuros**

Algunas direcciones en que se puede continuar esta investigación es el desarrollo de metaheurísticas con otras metodologías, nuevas heurísticas y métodos exactos con la metodología de ramificación y acotamiento. También se tiene considerado profundizar en la investigación de los métodos exactos, incorporando enfoques paralelos.

# Referencias Bibliográficas

---

---

- Alves, C., & Valério de Carvalho, J. M. (2007). Accelerating column generation for variable sized bin-packing problems. *European Journal of Operational Research*, 183(3), 1333–1352. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2005.07.033>
- Correia, I., Gouveia, L., & Saldanha-da-Gama, F. (2008). Solving the variable size bin packing problem with discretized formulations. *Computers and Operations Research*, 35(6), 2103–2113. <https://doi.org/10.1016/j.cor.2006.10.014>
- Crainic, T. G., Perboli, G., Rei, W., & Tadei, R. (2011). Efficient lower bounds and heuristics for the variable cost and size bin packing problem. *Computers and Operations Research*, 38(11), 1474–1482. <https://doi.org/10.1016/j.cor.2011.01.001>
- Delorme, M., Iori, M., & Martello, S. (2016). PT US CR. *European Journal of Operational Research*. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2016.04.030>
- Duarte Muñoz, A., & Pantrigo Fernandez, Juan Jose Gallego Carrillo, M. (2007). Metaheurísticas. *Dykinson*, 53(9), 1689–1699. <https://doi.org/10.1017/CBO9781107415324.004>
- Garey, M. R., & Johnson, D. S. (1979). Computer and intractability.
- Hemmelmayr, V., Schmid, V., & Blum, C. (2012). Variable neighbourhood search for the variable sized bin packing problem. *Computers and Operations Research*, 39(5), 1097–1108. <https://doi.org/10.1016/j.cor.2011.07.003>
- Jones, T. (2014). One Operator , One Landscape Terry Jones Santa Fe Institute 1399 Hyde Park Road Santa Fe , NM 87501 , USA, (March 1995).
- Kang, J., & Park, S. (2003). Algorithms for the variable sized bin packing problem. *European Journal of Operational Research*, 147(2), 365–372. [https://doi.org/10.1016/S0377-2217\(02\)00247-3](https://doi.org/10.1016/S0377-2217(02)00247-3)
- Kim, D. I., Le, L. B., & Hossain, E. (2008). Joint rate and power allocation for cognitive radios in dynamic spectrum access environment. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 7(12), 5517–5527. <https://doi.org/10.1109/T-WC.2008.071465>
- Martello, S., & Toth, P. (1990). Bin-Packing problem. *Knapsack Problems: Algorithms and Computer Implementations*.
- Mitran, P., Le, L., Rosenberg, C., & Girard, A. (2008). Resource allocation for downlink spectrum sharing in cognitive radio networks. *Vehicular Technology Conference, 2008. VTC 2008-Fall. IEEE 68th*, 1–5.
- Mladenovic, N., & Hansen, P. (1997). VARIABLE NEIGHBORHOOD SEARCH, 24(1), 1097–1100.
- Monaci, M. (2003). Algorithms for packing and scheduling problems. *4or*, 1(1), 85–87. <https://doi.org/10.1007/s10288-002-0011-1>
- Omara, F. A., Khattab, S. M., & Sahal, R. (2014). Optimum Resource Allocation of Database in Cloud Computing. *Egyptian Informatics Journal*, 15(1), 1–12. <https://doi.org/10.1016/j.eij.2014.01.002>
- Pisinger, D., & Sigurd, M. (2005). The two-dimensional bin packing problem with variable

- bin sizes and costs. *Discrete Optimization*, 2(2), 154–167.  
<https://doi.org/10.1016/j.disopt.2005.01.002>
- Polya, G. (1945). How to Solve It. *The Mathematical Gazette*.  
<https://doi.org/10.2307/3609122>
- Seiden, S. S., van Stee, R., & Epstein, L. (2003). New Bounds for Variable-Sized Online Bin Packing. *SIAM Journal on Computing*, 32(2), 2003.  
<https://doi.org/10.1137/S0097539702412908>
- Wiese, L. (2014). Clustering-based fragmentation and data replication for flexible query answering in distributed databases. *Journal of Cloud Computing*, 3(1), 18.  
<https://doi.org/10.1186/s13677-014-0018-0>
- Wilcoxon, F. (1946). Individual Comparisons of Grouped Data by Ranking Methods. *Journal of Economic Entomology*, 39(2), 269–270.  
<https://doi.org/10.1093/jee/39.2.269>