

1-1-2018

# Solución al problema de la mochila bidimensional considerando el tiempo de corte y la emisión de partículas en la industria metalmecánica

Paula Alejandra Velasco Carvajal

Follow this and additional works at: [https://ciencia.lasalle.edu.co/ing\\_industrial](https://ciencia.lasalle.edu.co/ing_industrial)

---

## Citación recomendada

Velasco Carvajal, P. A. (2018). Solución al problema de la mochila bidimensional considerando el tiempo de corte y la emisión de partículas en la industria metalmecánica. Retrieved from [https://ciencia.lasalle.edu.co/ing\\_industrial/62](https://ciencia.lasalle.edu.co/ing_industrial/62)

This Trabajo de Grado is brought to you for free and open access by the Facultad de Ingeniería at Ciencia Unisalle. It has been accepted for inclusion in Ingeniería Industrial by an authorized administrator of Ciencia Unisalle. For more information, please contact [ciencia@lasalle.edu.co](mailto:ciencia@lasalle.edu.co).

**Solución al problema de la mochila bidimensional considerando el tiempo de corte y la emisión de partículas en la industria metalmecánica**

**Monografía presentada como requisito parcial para optar por el título de Ingeniera Industrial**

**Paula Alejandra Velasco Carvajal**

**Director:**

**Prof. Guillermo Alberto Camacho Muñoz. M.Sc (Universidad de La Salle)**

**Asesor:**

**Prof. David Álvarez Martínez. PhD (Universidad de Los Andes)**

**Universidad de La Salle  
Facultad de Ingeniería  
Programa de Ingeniería Industrial  
Bogotá D.C- Colombia  
2018**

## **Dedicatoria**

*A Dios,*

El orienta y conecta personas según su plan, su guía y disciplina me han llevado a vivir experiencias más allá de mis propios planes, este proyecto es una muestra de ello, de su amor y de su gracia, dedico este proyecto a él porque es quien me sostiene y ayuda en cada etapa de mi vida.

*A mi Madre*

Por tu esfuerzo y perseverancia es que he logrado todo, estoy orgullosa de lo que has formado en mí y del ejemplo de madre, mujer, amiga y profesional que Dios ha puesto en mi vida, dedico este proyecto a ella, como una muestra del gran trabajo que ha hecho.

## **Agradecimientos**

A mi tutor el Ingeniero Guillermo Camacho, por su confianza en mi trabajo, su orientación ha sido un aporte invaluable, no solamente en el desarrollo de este proyecto, sino también en mi formación como profesional.

Al Ingeniero David Álvarez por su importante aporte, asesoría y participación en el desarrollo del proyecto, con su presencia ha enriquecido el trabajo realizado.

A la Universidad de La Salle, por formarme técnica y personalmente a través del gran equipo humano con el que cuenta, por permitir y disponer recursos para la investigación y aceptar junto con Colciencias el desarrollo del proyecto.

A mi mamá y hermana, sin duda alguna los motores que encienden mi vida, su aporte en mi formación profesional va desde el ejemplo hasta los minutos de escucharme y aconsejarme.

A mis compañeros, familiares y todas aquellas personas que estuvieron, me apoyaron y animaron en el desarrollo de este proyecto.

## Tabla de contenido

Capítulo 1 Introducción .....	1
Capítulo 2 Marco teórico .....	6
2.1 Problema de la mochila bidimensional (2D-SKP).....	6
2.2 Restricciones del problema.....	7
2.3 Algoritmo GRASP (Greedy Randomized Adaptive Search Procedures).....	9
2.3.1 Fase de construcción.....	9
2.3.2 Fase de mejora .....	10
2.4 Modelos matemáticos. ....	11
2.5 Aproximaciones heurísticas.....	12
2.6 Medición de material particulado .....	13
Capítulo 3 Instancias de prueba .....	17
3.1 Instancias de prueba.....	17
3.2 Requisitos asociados al cálculo de la solución .....	21
3.3 Requisitos asociados a la implementación de la solución .....	22
Capítulo 4 Adaptación del algoritmo GRASP y diseño experimental.....	23
4.1 Algoritmo GRASP .....	23
4.1.1 Algoritmo constructivo .....	23
4.1.2 Estrategia de mejora.....	26
4.2 Diseño y codificación de algoritmos.....	28

4.2.1	Algoritmo de optimización .....	28
4.2.2	Algoritmo de post-optimización .....	29
4.3	Diseño experimental .....	30
4.3.1	Caracterización del experimento.....	30
4.3.2	Identificación de variables asociadas.....	31
4.3.3	Descripción del proceso .....	33
Capítulo 5 Resultados y Análisis de resultados .....		35
5.1	Resultados de características fuera de proceso (off-line) .....	35
5.2	Resultados de características en proceso (online).....	39
5.3	Análisis de resultados .....	41
Capítulo 6 Conclusiones y trabajos futuros .....		45
6.1	Conclusiones generales .....	45
6.2	Recomendación trabajos futuros.....	46
Referencias.....		47

## Lista de Tablas

Tabla 1. Variantes del problema de corte .....	8
Tabla 2. Límites permisibles de concentración de MP .....	15
Tabla 3. Concentración y tiempo de exposición de los contaminantes para los niveles de prevención, alerta y emergencia. ....	15
Tabla 4. Resumen de instancias utilizadas.....	18
Tabla 5. Parámetros de instancias UU .....	20
Tabla 6. Ficha de caracterización del experimento.....	30
Tabla 7. Valores de las variables configurables.....	32
Tabla 8. Resultados obtenidos para las instancias de tamaño moderado.....	36
Tabla 9. Resultados obtenidos para instancias de gran tamaño. ....	37
Tabla 10. Tiempo de operación de corte.....	39
Tabla 11. Partículas Totales (PST) registradas por el Dustrak .....	40

## Lista de figuras

Figura 1. Algoritmo fase de construcción algoritmo GRASP. Fuente (Resende & Ribeiro, 2010). .....	10
Figura 2. Algoritmo fase de mejora algoritmo GRASP. Fuente (Resende & Ribeiro, 2010). .....	11
Figura 3. Modelamiento y disposición de piezas sobre la mochila. Fuente: (Alvarez, Toro Ocampo, & Gallego Rendon, 2010b) .....	11
Figura 4. Evolución de los espacios máximos en tres iteraciones de la fase constructiva. Fuente: (Parreño, Alvarez-Valdes, Oliveira, & Tamarit, 2010) .....	24
Figura 5. Patrón de corte para el caso GCUT10. ....	28
Figura 6. Casos de intersección entre trayectorias paralelas.....	29
Figura 7. Enfoque sistémico del experimento.....	31
Figura 8. Trayectoria de corte utilizadas. En la trayectoria 1 no se aplica post-optimización, a diferencia de la trayectoria 2 donde sí se aplica.....	33
Figura 9. Banco de trabajo para la ejecución de corte .....	34
Figura 10. Análisis de valores individuales de tiempo (a) Gráfico de valores individuales, (b) comparación cuantitativa entre grupo de datos. ....	40
Figura 11. Análisis de valores individuales de partículas emitidas. (a) Gráfico de valores individuales, (b) comparación cuantitativa entre grupos de datos.....	41



## Resumen

En este trabajo se presenta una solución al problema de la mochila bidimensional —denominado en inglés *two-dimensional knapsack problem* (2D-SKP)— aplicado a la industria metalmeccánica, en esta aplicación es necesario establecer dos escenarios *offline* y *online*.

El primer escenario enmarca la solución del problema usando una heurística de optimización tipo GRASP (*Greedy Randomized Adaptive Search Procedures*) garantizando las restricciones asociadas y maximizando el área utilizada, la validación de la propuesta se centra en la comparación del desempeño de la heurística desarrollada con las diferentes herramientas reportadas en la literatura, solucionando instancias de prueba reportadas en la literatura.

En el segundo escenario, se refiere a la ejecución del corte en donde se busca calcular la cantidad de partículas emitidas y el tiempo de ejecución, en este se hace uso de una celda robótica y se desarrollan algoritmos de optimización y post-optimización con el fin de disminuir los tiempos de ejecución de corte y cantidad de material particulado. En este proyecto se utiliza una metodología de cuatro fases: (1) selección de instancias de prueba, (2) adaptación y codificación de la herramienta heurística y los algoritmos necesarios, (3) obtención de los resultados de las variables tanto *offline* como *online* y (4) análisis de los resultados.

El resultado de la heurística propuesta presenta un buen desempeño frente a los resultados reportados en la literatura, para una de las instancias clásicas logra superar la mejor solución propuesta. Además de esto, genera soluciones eficientes en un tiempo de cómputo aceptable y respetando las restricciones consideradas por cada instancia. Al considerar las aplicaciones que utilizan corte en la industria, se destaca la importancia del corte irregular. Por esta razón se planea dar continuidad a esta investigación evaluando el desempeño del algoritmo propuesto en patrones de corte no regulares.

## Abstract

This work presents a solution for the two-dimensional knapsack problem (2D-SKP) on applications of metalworking industries. On those applications, the solution's performance is assessed on two scenarios: offline and online.

On the former is important to maximize the used area on low computational times and guarantee the related constraints. Our solution for the offline scenario is based on a GRASP procedure and its performance is validated through comparison with the best-known reported solutions for the knapsack problem. This validation allow us to conclude about the used area and the computational time.

On the second scenario is relevant to obtain low quantities of particle matter and low cutting times. Our solution for the online scenario is based on a robotic cutting cell and its performance is validated through experimental data obtained with two variations on the cutting method: with and without post-optimization. This experimental framework allow us to explore the performance of the solutions with respect to the cutting-time and the amount of particles emitted.

In this project the methodology is composed by four steps: (1) selection of test instances, (2) adaptation and coding of the heuristic tool and the necessary algorithms, (3) computing of the results for *offline* and *online* variables, and (4) analysis of the results.

The result of the proposed heuristic presents a good performance against the results reported in the literature, for one of the classical instances manages to overcome the best-

known solution. In addition to this, it generates efficient solutions in an acceptable computing time and respecting the restrictions considered by each instance. For the online scenario we found a post-optimization stage that reduce the cutting-times without incrementing the emission of particulate matter.

There exists a relevant importance of irregular cutting when considering industrial applications. For this reason, it is planned to continue this research by evaluating the performance of the proposed algorithm in non-regular cut patterns.

# CAPÍTULO 1

## INTRODUCCIÓN

Los problemas de corte y empaquetamiento tienen como objetivo maximizar el beneficio asociado a la pieza cortada y/o minimizar el desperdicio. Estos problemas son de interés para la industria y el sector académico, debido a que su solución tiene incidencia directa sobre el aprovechamiento de las materias primas y esto evidentemente genera un cambio en el costo del producto. Una de las variantes asociada a este problema es la mochila bidimensional en inglés *Two-Dimensional Knapsack Problem* (2D-SKP). El problema consiste en cortar un grupo de piezas de una hoja de material, el corte debe maximizar el área utilizada de la hoja de material, sin sobreponer las piezas y sin sobrepasar los límites de la placa.

El 2D-SKP es una generalización del famoso problema binario unidimensional de la mochila (*knapsack problem*) considerado como NP-Duro (Garey & Johnson, 1979), este problema encuentra aplicación en los procesos de corte de material en la industria metalmecánica. Los requerimientos de corte asociados pueden ser divididos en dos grupos: (1) requerimientos fuera-de-proceso y (2) requerimientos en-proceso.

El requerimiento fuera-de-proceso (*offline*) consiste en calcular patrones de corte ortogonales de un conjunto de piezas a partir de una pieza contenedora o placa original, de tal forma que se seleccionen y se corten las piezas que maximicen el beneficio, garantizando las restricciones de cortar únicamente piezas demandadas y no llegar a

exceder los límites de la placa. Este problema fue descrito en (Kantorovich, 1960) y (Gilmore & Gomory, 1963). Por otro lado, el requerimiento en-proceso (*online*) debe garantizar la ejecución de operaciones en bajos tiempos y reducción de riesgos asociados al operador por contacto con partículas emitidas durante el corte. En este trabajo se presenta la adaptación del algoritmo GRASP (Feo & Resende, 1989) para resolver la etapa fuera-de-proceso del problema de la mochila bidimensional y se explora el efecto de las soluciones sobre las características de interés en-proceso: el tiempo de corte y las partículas emitidas.

La adaptación del algoritmo GRASP en la etapa fuera-de-proceso consiste en un procedimiento de optimización iterativo en dos fases: una fase de construcción, realizada por un algoritmo voraz en donde se obtiene una solución factible a partir de la adición incremental de piezas, que son seleccionadas pseudo-aleatoriamente de una lista restringida de mejores candidatos y una fase de mejora, realizada por un algoritmo de búsqueda local, donde se busca mejorar la solución obtenida por la fase de construcción, a través de la remoción de piezas y un relleno determinístico. El algoritmo cuenta con un esquema de autoajuste de parámetros, en especial el tamaño de la lista restringida de candidatos y el criterio de selección de soluciones promisorias para entrar a la etapa de mejora. El algoritmo es codificado en un módulo de optimización y su desempeño se evalúa usando instancias clásicas reportadas en la literatura teniendo en cuenta los criterios de: calidad de

la solución y tiempo computacional. El módulo de optimización desarrollado presenta un comportamiento sobresaliente logrando mejorar algunos desempeños reportados.

Usualmente los trabajos en la literatura no incluyen el análisis de las soluciones frente a las características de interés en-proceso, en este trabajo dicho análisis es realizado utilizando una plataforma que integra el módulo de optimización con una celda robótica de corte, con el fin de explorar la incidencia de las soluciones en las variables: tiempo de ejecución de la tarea y cantidad de partículas emitidas que ponen en riesgo la seguridad de los operadores, pues varios síntomas asociados a la salud han sido relacionados con partículas respirables presentes en el medio ambiente, se destacan: disminución de la función pulmonar, incremento de enfermedades respiratorias, enfermedades cardiovasculares, cáncer de pulmón, entre otros. Para complementar este análisis, se propone una etapa de post-optimización que logra mejorar los tiempos de ejecución de las soluciones, sin incrementar la cantidad de partículas emitidas y sin perder la calidad de solución en términos de desperdicio.

El desarrollo computacional involucrado en este proyecto consiste en un módulo software de optimización que permite resolver el problema de optimización, un módulo hardware que permite automatizar las tareas de corte a través de manipuladores industriales, sistemas de comunicación que integran las tareas de optimización y automatización, y un sistema de información para la trazabilidad, seguimiento y aseguramiento de la calidad que permite a los operarios visualizar los patrones de corte, las

trayectorias del robot y los desempeños de utilización de placa alcanzados por una solución.

Los resultados obtenidos permiten concluir un buen desempeño del algoritmo propuesto en tiempos de cómputo aceptables. Estos resultados han sido socializados de forma parcial en los siguientes escenarios:

- Conferencia Internacional de Ingeniería de Optimización EngOpt 2016 5th. *International Conference on Engineering Optimization* en la ciudad de Foz de Iguazú/Brasil del 19 al 23 de junio 2016 con la ponencia titulada “*Two-Dimensional Knapsack problem using industrial Robots*”. (Camacho, Martínez, & Velasco-Carvajal, 2016).
- Congreso de Investigación *VI Ibero-American Congress on Operations Research and Management Sciences* (IOCA-2017) del 21 al 23 de marzo de 2017 en la ciudad de Barranquilla/Colombia, con la ponencia “*Greedy Randomized Adaptive Search Procedure - GRASP applied to the unconstrained two-dimensional single knapsack problem*”. (Camacho-Muñoz, Alvarez Martinez, & Velasco-Carvajal, 2017).
- Congreso Colombiano de Investigación Operativa (ASOCIO 2017) del 22 al 23 de agosto de 2017 en la ciudad de Medellín/Colombia con la ponencia “Un algoritmo GRASP para el problema de corte de material considerando tiempos de corte y emisión de partículas”.



- Sometimiento y aceptación en la revista *IEEE Latin America Online* con el artículo titulado “*Solving the two-dimensional knapsack problem considering cutting-time and emission of particulate matter in the metalworking industry*”. (Velasco-Carvajal, Camacho-Muñoz, & Alvarez Martinez, 2017).

Finalmente, el presente proyecto se contextualiza dentro del proyecto macro “Evaluación del desempeño de un sistema de empaquetamiento automático mediante aplicación de técnicas de optimización, robótica industrial y visión por computador” en convenio con la Universidad de la Salle y la Universidad de los Andes siendo aprobado en la convocatoria VRIT 2016 de la Universidad de La Salle.

La organización de la monografía se establece de la siguiente manera: En el Capítulo 2 se presenta el marco teórico, considerando la descripción del problema y sus variantes, algoritmos y modelos de solución, además de la información relacionada con la calidad del aire en entornos cerrados. En el Capítulo 3 se resumen las instancias de prueba y requisitos utilizados para validar la heurística y metodología presentada. En el Capítulo 4 se describe la adaptación del algoritmo GRASP, la codificación de los algoritmos de optimización y el diseño experimental. En el Capítulo 5 se presenta el análisis comparativo de los resultados obtenidos validando los resultados para los dos grupos de requerimientos *online* y *offline*. Por último, en el Capítulo 6 se presentan las conclusiones y recomendaciones para trabajos futuros.

## CAPÍTULO 2

### MARCO TEÓRICO

En esta sección se especificará: (1) la definición del problema *Two-Dimensional Knapsack Problem* (2D-SKP), teniendo en cuenta (2) las variantes y requisitos asociadas al problema y (3) la descripción del algoritmo de optimización utilizado - algoritmo GRASP, haciendo énfasis en las dos fases que componen este algoritmo (fase constructiva, fase de mejora). Adicionalmente, el capítulo recopila: (4) los modelos matemáticos encontrados en la literatura, (5) las herramientas heurísticas enfocadas en resolver el 2D-SKP y se describe los métodos de (6) medición de material particulado utilizados.

#### 2.1 PROBLEMA DE LA MOCHILA BIDIMENSIONAL (2D-SKP)

En este proyecto se aborda una extensión del problema clásico de una dimensión a dos dimensiones (Caprara & Monaci, 2004), en el cual un conjunto de rectángulos pequeños y distintos tiene que ser cortado de un solo rectángulo grande (*two-dimensional, rectangular* 2D-SKP), también, se considera la variante del problema en donde tanto las piezas requeridas como la placa original, son rectangulares.

El problema puede ser formulado a partir de la descripción de los objetos del sistema:  $R$ ,  $P$ , y las funciones  $\pi$  y  $b$  (Fayard, Hifi, & Zissimopoulos, 1998).  $R = (L, W)$  es la pieza original (mochila) con largo  $L$  y ancho  $W$ .  $P = \{P_1, P_2, \dots, P_m\}$  es un conjunto de  $m$  piezas con  $P_i = (l_i, w_i)$ ; es decir, una pieza de longitud  $l_i$  y ancho  $w_i$ , para  $i = 1, 2, \dots, m$ .

Finalmente,  $\pi$  y  $b$  son funciones que asignan a cada pieza  $P_i$  un peso o beneficio  $\pi_i$  y un número máximo de ejemplares a cortar  $b_i$ , respectivamente. El propósito es cortar del rectángulo  $R$ ,  $x_i$  copias de la pieza  $P_i$  cumpliendo las restricciones (1–2): (1) no exceder la cantidad de piezas demandadas,  $0 \leq x_i \leq b_i$  para  $i = 1, 2, \dots, m$ , (2) evitar que las piezas ubicadas en la placa se traslapan entre sí o excedan los límites de la placa original. Teniendo como objetivo maximizar el beneficio total  $\sum_{i=1}^m \pi_i x_i$ . Una secuencia de cortes (patrón de corte) de  $R$  en pequeñas piezas rectangulares será referida como solución. En la Tabla 1 se resumen las variantes más comunes del problema.

## 2.2 RESTRICCIONES DEL PROBLEMA

Las variantes dependen particularmente del problema, (Lodi, Martello, & Vigo, 1999) proponen las siguientes:

- Restricciones inherentes al patrón de corte (tipos de corte, separación entre los cortes).
  - (G) Exclusivamente cortes tipo guillotina
  - (U) No requiere cortes tipo no guillotina
- Restricciones inherentes a la orientación de las piezas (posibilidad de que las piezas puedan rotar  $90^\circ$  o no).
  - (F) Las piezas pueden rotar  $90^\circ$
  - (O) Las piezas no pueden rotar  $90^\circ$
- Valores de las piezas (beneficio que ofrece empacar una determinada pieza).
  - (W) Ítems con valores de beneficio diferente a su área
  - (Z) Ítems con valores de beneficio igual a su área

- Demanda de las piezas.
  - (E) Piezas con límite máximo de corte
  - (I) Piezas sin límite de corte (infinito)
- Forma de las figuras.
  - (L) Ítems con forma regular
  - (K) Ítems con forma irregular.

Con base a esto y otras referencias como (Alvarez, Toro Ocampo, & Gallego Rendon, 2010a), se manejan cuatro variantes principales en este proyecto, la presenta en resumen de estas variantes.

*Tabla 1. Variantes del problema de corte*

<b>Característica</b>	<b>Posibles valores</b>
Costo de la pieza	Ponderado ( <i>weighted</i> )
	<b>No ponderado (<i>unweighted</i>)</b>
Orientación	<b>Fija (<i>fixed</i>)</b>
	Libre
Límite de ejemplares	Restringido
	<b>Irrestringido</b>
Patrón de corte	Guillotina
	<b>Libre</b>

La versión ponderada se caracteriza porque la función  $\pi$  es independiente del área de la pieza  $P_i$ . La versión con rotación se caracteriza porque  $(l_i, w_i)$  y  $(w_i, l_i)$  representan la misma pieza  $P_i$ . En la versión irrestringida todos los  $b_i$  son calculados como  $\lfloor L/l_i \rfloor \lfloor W/w_i \rfloor$ . Finalmente, en la versión guillotina los cortes aplicados atraviesan la placa de un extremo

a otro; esta última característica es propia de la tecnología de corte disponible para ejecutar el proceso. En la Tabla 1 se resalta la variante del problema abordada en este proyecto.

### **2.3 ALGORITMO GRASP (GREEDY RANDOMIZED ADAPTIVE SEARCH PROCEDURES)**

Sus siglas en español significan Procedimientos de Búsqueda Voraces Aleatorizados que se Adaptan (Cuellar-Usaquén, Camacho-Muñoz, & Alvarez Martinez, 2017). Los autores (Resende & Ribeiro, 2010) lo definen como una meta-heurística multi-inicio aplicada a problemas combinatorios. Este proceso iterativo está dividido en dos fases: fase constructiva y fase de mejora, las cuales se detallan a continuación:

#### **2.3.1 Fase de construcción**

En esta fase se genera una solución factible aplicando un procedimiento voraz, se inicia con una solución vacía y en cada iteración se agregan nuevos elementos a esta, para ello se aplica una función voraz, esta analiza el beneficio de agregar cierto elemento a la solución, se construye una lista con los mejores candidatos (RCL) y se selecciona uno de forma aleatoria (Hernandez, 2015), el RCL se asocia a un parámetro de umbral  $\alpha \in [0,1]$  cuando  $\alpha = 0$  corresponde a un algoritmo puro, mientras que  $\alpha = 1$  es equivalente a una construcción aleatoria. En la Figura 1 se presenta el algoritmo correspondiente a la fase de construcción.

---

```

procedure Greedy_Randomized_Construction( $\alpha$ , Seed)
1  Solution  $\leftarrow \emptyset$ ;
2  Initialize the candidate set:  $C \leftarrow E$ ;
3  Evaluate the incremental cost  $c(e)$  for all  $e \in C$ ;
4  while  $C \neq \emptyset$  do
5       $c^{min} \leftarrow \min\{c(e) \mid e \in C\}$ ;
6       $c^{max} \leftarrow \max\{c(e) \mid e \in C\}$ ;
7      RCL  $\leftarrow \{e \in C \mid c(e) \leq c^{min} + \alpha(c^{max} - c^{min})\}$ ;
8      Select an element  $s$  from the RCL at random;
9      Solution  $\leftarrow$  Solution  $\cup \{s\}$ ;
10     Update the candidate set  $C$ ;
11     Reevaluate the incremental costs  $c(e)$  for all  $e \in C$ ;
12 end;
13 return Solution;
end Greedy_Randomized_Construction.

```

---

Figura 1. Algoritmo fase de construcción algoritmo GRASP. Fuente (Resende & Ribeiro, 2010).

### 2.3.2 Fase de mejora

En la fase de mejora se aplica un algoritmo de búsqueda local; en cada iteración se busca una solución vecina de la solución actual, que permita mejorar el valor de la función objetivo, para cada solución  $x \in X$  se define una estructura de vecindad  $N(x) \subset X$  de la cual cada solución ( $x' \in N(x)$ ) pueda ser alcanzada a partir de  $x$  mediante una operación denominada movimiento. El procedimiento termina hasta que ya no se pueda encontrar una solución vecina que mejore la solución actual (Hernandez, 2015). En la Figura 2 se encuentra el algoritmo correspondiente a la fase de mejora (búsqueda local).

---

```

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

```

---

Figura 2. Algoritmo fase de mejora algoritmo GRASP. Fuente (Resende & Ribeiro, 2010).

## 2.4 MODELOS MATEMÁTICOS.

En la literatura se presentan dos modelos matemáticos para la solución del problema de empaquetamiento óptimo, el primero de estos es una adaptación del modelo propuesto por (Ben Messaoud, Chu, & Espinouse, 2008), el cual es un modelo de programación lineal entera mixta para resolver el problema de empaquetamiento óptimo guillotinado en rollos infinitos (ver Figura 3); el segundo es presentado por (Beasley, 2004) para la solución del problema de la mochila bidimensional no-guillotina irrestricta.

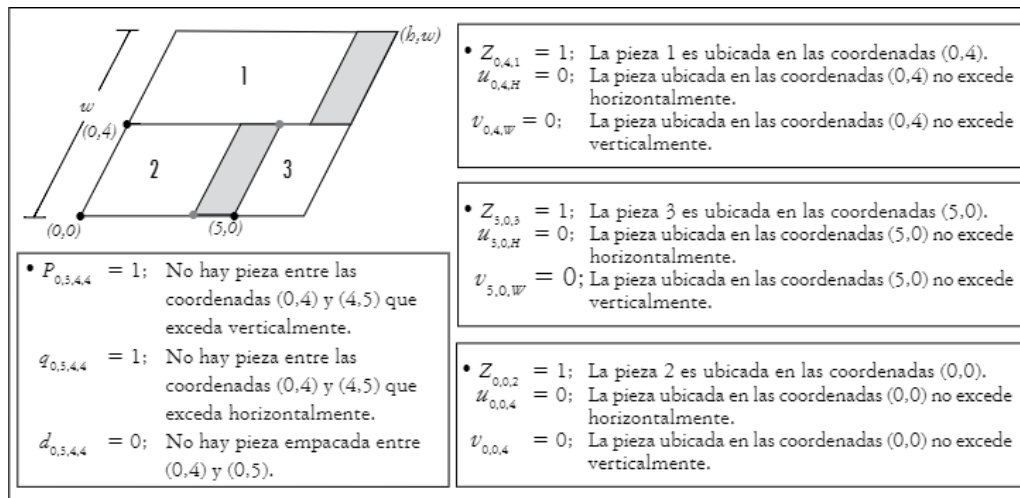


Figura 3. Modelamiento y disposición de piezas sobre la mochila. Fuente: (Alvarez, Toro Ocampo, & Gallego Rendon, 2010b)

En la modificación al modelo presentada por (Alvarez et al., 2010b) se establecieron restricciones que: (1) garantizan que cada posición vertical u horizontal sea ocupada únicamente por una pieza, (2) cada pieza sea empacada solo una vez, (3) evitan el traslape entre las piezas y (4) garantizar que ninguna pieza exceda el ancho  $W$  y el largo  $H$ .

Para el problema de la mochila bidimensional no-guillotina se presenta el segundo modelo matemático mencionado. En esta formulación las restricciones limitan las coordenadas centrales; se busca asegurar que se corte un número mínimo apropiado de piezas de cada tipo que se tiene y se previene el traslape entre las piezas.

## **2.5 APROXIMACIONES HEURÍSTICAS.**

Los algoritmos de optimización reportados en la búsqueda del patrón óptimo de corte son: búsqueda de árbol (Christofides & Whitlock, 1977), desarrollo incremental (Wang, 1983) simulated annealing (Lai & Chan, 1997), evolutivo (Leung, Yung, & Troutt, 2001), genético (Beasley, 2004), entre otros.

En (Alvarez et al., 2010b) se propone un algoritmo híbrido compuesto por: optimización por cúmulo de partículas (PSO), búsqueda de vecindario variable (VNS) y algoritmos genéticos (GA), donde el primero de estos aborda el problema de mochila bidimensional con y sin pesos asociados, con orientación fija y cortes tipo no guillotina de primer orden. Este modelo para cuarenta tipos de problemas de la mochila bidimensional, el algoritmo VNS, propuesto por (Mladenović & Hansen, 1997) es incluido dentro del PSO propuesto por (Kennedy & Eberhart, 1995) con el fin de definir cuales características deben



ser actualizadas. Por lo tanto, el conjunto vecindario  $N_i^l$  (donde  $i = 1, 2, \dots, D$ ) es definido con el número  $i$  de características aleatorias que deben cambiar de valor en la partícula  $l$ , siendo  $D$  el número máximo de características que pueden cambiar.

El operador de mutación utilizado en los algoritmos genéticos es incluido en el algoritmo propuesto intentando imitar el factor de turbulencia de vuelo, el cual consiste en permitir grandes cambios durante las primeras iteraciones, es decir, permite la pérdida de calidad para la función objetivo al comienzo del proceso, ya que con el avance de este la turbulencia se volverá más determinística.

## **2.6 MEDICIÓN DE MATERIAL PARTICULADO**

El material particulado es un conjunto de partículas sólidas y líquidas emitidas directamente al aire, tales como el hollín de diésel, polvo de vías, el polvo de la agricultura y las partículas resultantes de procesos productivos (Fang, Chang, Chu, & Wu, 2003). Este es uno de los contaminantes presentes en suspensión en la atmósfera (Facchini & Zebühr, 1999), que se originan a partir de una gran variedad de fuentes naturales o antropogénicas y poseen un amplio rango de propiedades morfológicas, físicas, químicas y termodinámicas.

El material particulado (MP), Según la normatividad colombiana, no sedimenta en períodos cortos sino que permanece suspendido en el aire debido a su tamaño y densidad (Resolución 610 de 2010, MAVDT, 2010). La calidad del aire en entornos cerrados tiene un impacto considerable en salud ocupacional (Jones, Thornton, Mark, & Harrison, 2000).

En instalaciones donde se ejecutan procesos de corte de metales es un asunto de interés debido a la magnitud de fuentes internas generando polución y a la cantidad de tiempo que los operadores permanecen en estos espacios. Varios síntomas asociados a la salud han sido relacionados con partículas respirables presentes en el medio ambiente, se destacan: disminución de la función pulmonar, incremento de enfermedades respiratorias, enfermedades cardiovasculares, cáncer de pulmón, entre otros (Rückerl, Schneider, Breitner, Cyrus, & Peters, 2011), (Sah, Verma, Kumari, & Lakhani, 2016).

Este material se clasifica a partir de su tamaño en tres grupos: (PM2.5) material con un diámetro aerodinámico menor o igual a 2,5 micrómetros nominales, (PM10) material con un diámetro aerodinámico menor o igual a 10 micrómetros nominales, (PST) material que incluye tanto a la fracción inhalable como a las mayores de 10 micras - partículas suspendidas totales. Según la EPA (*Environmental Protection Agency of United States*) se espera que los niveles permitidos de partículas en entornos cerrados sean iguales o menores a los registrados en entornos abiertos (Environmental Protection Agency of United States - EPA, 2016). Los límites permisibles de concentración en un período de tiempo para el caso de Colombia se registran en la Resolución 610 de 2010 y se resumen en la Tabla 2, adicionalmente, esta norma establece en el artículo 10° los niveles de prevención, alerta y emergencia por contaminación del aire y el tiempo de exposición bajo los cuales se debe declarar alguno de estos estados, esta información se encuentra en la Tabla 3.

*Tabla 2. Límites permisibles de concentración de MP*

<b>Contaminante</b>	<b>Nivel máximo permisible (<math>\mu\text{g}/\text{m}^3</math>)</b>	<b>Tiempo de Exposición</b>
PST	100	Anual
	300	24 horas
PM10	50	Anual
	100	24 horas
PM 2.5	25	Anual
	50	24 horas

*Tabla 3. Concentración y tiempo de exposición de los contaminantes para los niveles de prevención, alerta y emergencia.*

<b>Contaminante</b>	<b>Tiempo de exposición</b>	<b>Prevención (<math>\mu\text{g}/\text{m}^3</math>)</b>	<b>Alerta (<math>\mu\text{g}/\text{m}^3</math>)</b>	<b>Emergencia (<math>\mu\text{g}/\text{m}^3</math>)</b>
PST	24 horas	375	625	875
PM10	24 horas	300	400	500

Investigaciones recientes relacionadas con el material particulado se han realizado en todo el mundo. En Italia (Rita Perrone, Turnone, Buccolieri, & Buccolieri, 2006), España (Viana, Querol, & Alastuey, 2006), Suecia (Sternbeck, 2002), China (Zhang et al., 2017) y Estados Unidos (Wilhelm, Qian, & Ritz, 2009), entre otras. Los equipos utilizados para la medición de material particulado succionan una cantidad medible de aire ambiente hacia una caja de muestreo a través de un filtro, durante un periodo de tiempo conocido. El filtro es pesado antes y después para determinar el peso neto ganado. El volumen total de aire muestreado se determina a partir de la velocidad promedio de flujo y el tiempo de muestreo. La concentración total de partículas en el aire ambiente se calcula como la masa recolectada dividida por el volumen de aire muestreado, ajustado a las condiciones de referencia. Existen dos muestreadores de este tipo que se diferencian en su controlador de flujo, pueden ser de sistema MFC (controlador de flujo de tipo másico) o VFC (controlador

de flujo de tipo volumétrico) (MAVDT, 2010). Otros equipos son instalados directamente sobre las personas, llamados también bombas de muestreo personal, permiten realizar mediciones directas de material particulado respirable (PM<sub>10</sub>), tomando muestras de aire para medir la concentración de partículas en suspensión, proporcionando una continua y directa lectura, así como el registro electrónico de la información (Suárez, 2012).

Según (García, 2002), en las mediciones de partículas hay muchas causas de error, estas incluyen interferencias, niveles de blancos, reproducibilidad de los métodos de muestreo y muestreo estadístico. Cada medida tiene un grado de incertidumbre debido a los límites de medición de los equipos y las personas que usan estos equipos. Las principales fuentes de error son: Contaminación artificial de las muestras en su manipulación, pérdida de material colectado durante el muestreo, recolección o almacenamiento de los filtros, inadecuado manejo de los filtros durante su transporte o almacenamiento, modificación de las muestras durante su análisis y errores en el manejo de los datos.

## **CAPÍTULO 3**

### **INSTANCIAS DE PRUEBA**

En esta sección se presentan las instancias de prueba seleccionadas e indicadores seleccionados para el problema 2D-SKP. Se definieron tres criterios de selección: (1) soluciones reportadas en la literatura para caso irrestricto y no-ponderado, (2) tiempos de cómputo de solución reportados en literatura y (3) acceso público para la descarga de instancias. Posteriormente, se describen las características de cada una de las instancias, las restricciones asociadas y su respectivo propósito. Así mismo, se describieron los requisitos asociados en-proceso y fuera de proceso, estableciendo las variables de interés y medición con el fin de generar una justa comparación de resultados.

#### **3.1 INSTANCIAS DE PRUEBA**

Se identificaron diez grupos de instancias apropiadas. Estas se agrupan en dos categorías como se indica en la *Tabla 4*: tamaño moderado (1-4) y gran tamaño (5-10); el tamaño depende directamente de la relación entre el volumen de la placa contenedora y el mínimo volumen de los ítems a cortar (E G Birgin, Lobato, & Morabito, 2011)

Tabla 4. Resumen de instancias utilizadas

	<b>Instancia</b>	<b>Autor</b>	<b>Mejor resultado</b>
1	HZ1	(Hifi, 1994)	(E G Birgin et al., 2011)
2	GCUT1-12	(Beasley, 1985), (Cintra, Miyazawa, Wakabayashi, & Xavier, 2008)	(E G Birgin et al., 2011)
3	M1-5	(Morabito, Arenales, & Arcaro, 1992)	(E G Birgin et al., 2011)
4	UU1-8	(Fayard et al., 1998)	(E G Birgin et al., 2011)
5	GCUT13-17	(Beasley, 1985), (Cintra et al., 2008)	(E G Birgin et al., 2011)
6	U1-4	(Hifi, 1997)	(E G Birgin et al., 2011)
7	UU9-11	(Fayard et al., 1998)	(E G Birgin et al., 2011)
8	LU1-4	(Hifi, 2001)	(E G Birgin et al., 2011)
9	APT10-19	(Alvarez-Valdés, Parajón, & Tamarit, 2002)	(E G Birgin et al., 2011)
10	B1-7	(Cui, Wang, & Li, 2005)	(E G Birgin et al., 2011)

HZ1 es una instancia presentada en (Hifi, 1994). El segundo grupo de instancias etiquetado como GCUT fue reportado inicialmente por (Beasley, 1985) y complementado por (Cintra et al., 2008). En (Beasley, 1985) presentan un grupo de doce problemas (GCUT1-GCUT12) divididos en tres clases, cada una definiendo una placa contenedora cuadrada con  $L \in \{250, 500, 1000\}$ . Así mismo, cada clase se compone de cuatro instancias, una por cada número de tipos de pieza  $m$ , con  $m \in \{10, 20, 30, 50\}$ . Para estos problemas, la longitud  $l_i$  de cada pieza fue generada a partir del muestreo de un número entero de la distribución uniforme  $[L/4, 3L/4]$ , con el ancho  $w_i$  de cada pieza siendo generado por el muestreo de un entero de la distribución uniforme  $[W/4, 3W/4]$ . Este grupo es complementado con la instancia de tamaño mayor GCUT13, derivada de un problema práctico (Beasley, 1985). En (Cintra et al., 2008) adicionan cuatro instancias al grupo (GCUT14-GCUT17) mediante unión de la instancia GCUT13 con las instancias

GCUT9, GCUT10, GCUT11 y GCUT12, respectivamente; para las instancias adicionales se consideró una placa contenedora cuadrada con  $L = 3500$ . El grupo completo de instancias puede ser descargado del repositorio en (Beasley, 1990), o (Ernesto G Birgin, Lobato, & Morabito, 2012). Las mejores soluciones publicadas en la literatura fueron obtenidas de (E G Birgin et al., 2011), en esta referencia los autores definen su metodología como una técnica de programación dinámica.

M1 a M5 son cinco instancias reportadas por (Morabito et al., 1992). Estas fueron generadas de forma aleatoria con  $L \in \{100, 253, 318, 501, 750\}$  y  $W \in \{156, 294, 473, 556, 806\}$ ; cada instancia se compone de diez tipos de pieza  $m$ .

El siguiente grupo etiquetado como UU fue reportado por la referencia (Fayard et al., 1998). Se trata de un grupo de 11 instancias generadas de forma aleatoria, con distribución uniforme y parámetros resumidos en la Tabla 5. Las instancias pueden ser descargas del repositorio en (CERMSEM, 2004). Las mejores soluciones reportadas en la literatura fueron obtenidas mediante un algoritmo de programación dinámica, este logra encontrar soluciones óptimas para problemas de pequeña escala y usa técnicas heurísticas para resolver problemas de gran porte, estas soluciones pueden ser consultadas en la referencia (E G Birgin et al., 2011).

Tabla 5. Parámetros de instancias UU

Parámetro	Descripción	Rango
$L, W$	Largo L y ancho W de la placa contenedora	[500,4000]
$l_i, w_i$	longitud $l_i$ y ancho $w_i$ , para $i = 1, 2, \dots, m$	[0.01 x L, 0.7 x W]
$m$	Tipos de piezas a cortar	[25,60]

U1 a U4 son instancias reportadas por (Hifi, 1997) y complementadas en (Baldacci, Toth, & Vigo, 2009). Este grupo de instancias se generó de forma aleatoria y se describe por  $(L, H, m)$  igual a (4500,5000,10), (5050,4070,10), (7350,6579,20), (7350,6579,40).

LU1 a LU4 son cuatro instancias de alto porte reportadas por (Hifi, 2001) y generadas de forma aleatoria. En cada instancia  $L$  y  $W$  fueron generadas a partir del muestreo de un número entero de la distribución uniforme [2000, 5000], el número de piezas a cortar utilizó el rango  $[0.01 \gamma, 0.75\gamma]$ ; con  $\gamma = L$  o  $W$ .

APT10 a APT19 son instancias de gran tamaño, generadas por (Alvarez-Valdés et al., 2002) para el problema no-ponderado; el valor de cada pieza es su área.

B1 a B7 son instancias no-ponderadas formuladas en (Cui et al., 2005). La placa mayor tiene dimensiones  $L=4000$ ,  $W=2000$ . Las primeras seis instancias demandan 30 piezas ( $m=30$ ) y la séptima instancia demanda 180 piezas, siendo este el acumulado de las seis primeras demandas. Una solución calculada con algoritmo exacto puede ser consultada en (Russo, Sforza, & Sterle, 2014).



### 3.2 REQUISITOS ASOCIADOS AL CÁLCULO DE LA SOLUCIÓN

Los requisitos fuera de proceso (*offline*) consisten en calcular patrones de corte ortogonal de un conjunto de piezas a partir de una pieza contenedora o placa original, su propósito es garantizar soluciones factibles que maximicen el beneficio de las piezas cortadas y satisfagan las restricciones del modelo. En este trabajo se considera la variante del problema en donde tanto las piezas requeridas como la placa original, son rectangulares. El problema puede ser formulado a partir de la descripción de los objetos del sistema:  $R$ ,  $P$  y las funciones  $\pi$ ,  $b$  (Fayard et al., 1998).

- $R = (L, W)$  es la pieza original (mochila) con largo  $L$  y ancho  $W$ .
- $P = \{P_1, P_2, \dots, P_m\}$  es un conjunto de  $m$  piezas con  $P_i = (l_i, w_i)$ ; es decir, una pieza de longitud  $l_i$  y ancho  $w_i$ , para  $i = 1, 2, \dots, m$ .
- Finalmente,  $\pi$  y  $b$  son funciones que asignan a cada pieza  $P_i$  un peso o beneficio  $\pi_i$  y un número máximo de ejemplares a cortar  $b_i$ , respectivamente.

El propósito es cortar del rectángulo  $R$ ,  $x_i$  copias de la pieza  $P_i$  cumpliendo las restricciones: (1) no exceder la cantidad de piezas demandadas,  $0 \leq x_i \leq b_i$  para  $i = 1, 2, \dots, m$ . (2) Evitar que las piezas ubicadas en la placa se traslapan entre sí o excedan los límites de la placa original. Teniendo como objetivo maximizar el beneficio total  $\sum_{i=1}^m \pi_i x_i$ . Una secuencia de cortes (patrón de corte) de  $R$  en pequeñas piezas rectangulares será referida como solución.

Las variables de interés fuera de proceso son: (1) el tiempo de cómputo para el cálculo de la solución y (2) el porcentaje de utilización de la placa *R*.

### **3.3 REQUISITOS ASOCIADOS A LA IMPLEMENTACIÓN DE LA SOLUCIÓN**

El requerimiento en-proceso (*online*) debe garantizar la ejecución de operaciones de corte en bajos tiempos y la reducción de riesgos asociados al operador por contacto con partículas emitidas durante el proceso, esto se realiza considerando la aplicación del corte en materiales tipo acero *cold rolled* calibre 18. La elección del material responde a la disponibilidad de materiales en el laboratorio de la Universidad de La Salle.

Las variables de interés en proceso son: (1) el tiempo de ejecución del corte y (2) la cantidad de material particulado emitido.

## CAPÍTULO 4

### ADAPTACIÓN DEL ALGORITMO GRASP Y DISEÑO EXPERIMENTAL

En esta sección se presenta la adaptación del algoritmo GRASP, además del diseño y codificación de los algoritmos de optimización y post-optimización, junto con el diseño experimental para la fase en-proceso. La adaptación y codificación del algoritmo GRASP se hace con el propósito de resolver las instancias de prueba seleccionadas de la literatura dando cumplimiento a las diferentes restricciones, características y objetivos de cada una de ellas, explicando el procedimiento de construcción de una solución y las herramientas computacionales utilizadas para su debida ejecución. La codificación de los algoritmos ha sido desarrollada en lenguaje de programación C++®.

El diseño experimental es desarrollado para evaluar las variables de los requisitos en proceso, en esta sección se caracteriza el experimento se identifican las variables y se describe el proceso de medición.

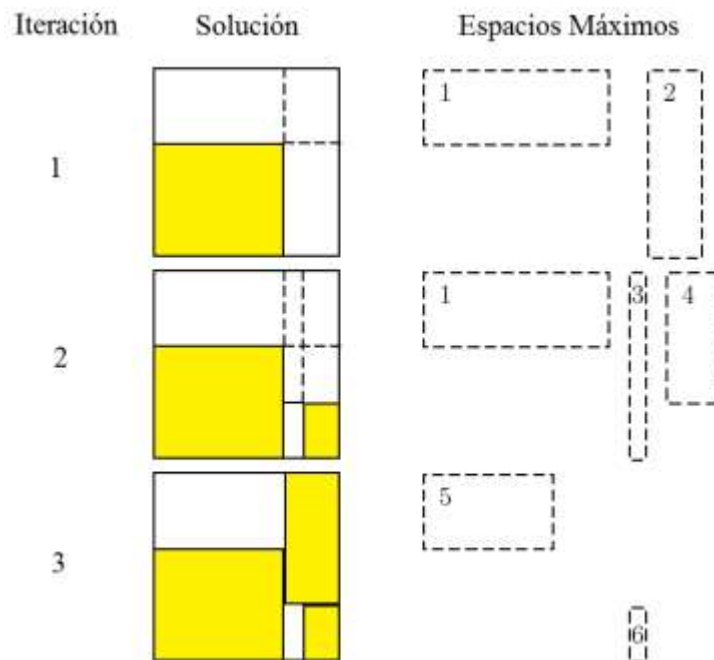
#### 4.1 ALGORITMO GRASP

El algoritmo GRASP utilizado en este trabajo fue desarrollado (Martínez et al., 2015). Este está conformado por una fase constructiva y una fase de mejora como se detallan a continuación:

##### 4.1.1 Algoritmo constructivo

El algoritmo constructivo adiciona piezas  $P_i$  a la solución en cada iteración adecuando la versión presentada en (Martínez et al., 2015) y utilizando el concepto de

espacios máximos. Los espacios máximos son una lista de los espacios vacíos de mayor área remanentes o disponibles para contener piezas  $P_i$ . Cada pieza que ingresa a la solución es asignada a un nuevo espacio, actualizando la lista de espacios máximos como se indica en la **¡Error! No se encuentra el origen de la referencia.**, El Algoritmo 1 documenta la estrategia para resolver la etapa constructiva.



*Figura 4. Evolución de los espacios máximos en tres iteraciones de la fase constructiva. Fuente: (Parreño, Alvarez-Valdes, Oliveira, & Tamarit, 2010)*

Este algoritmo utiliza como entradas una lista  $P$  con las piezas que esperan ser cortadas y el descriptor de la placa original  $R$ . Como variable local se declara e inicializa una lista de espacios máximos  $S$  y una lista *solución*. En la línea 3 el algoritmo se aplica un mecanismo de selección para escoger un espacio máximo. Este mecanismo usa dos

criterios: (1) distancia mínima a una de las esquinas de  $R$ , (2) espacio máximo de menor área. Inicialmente se aplica el primer criterio, sólo en caso de empate, se aplica el segundo criterio. El primer criterio busca consumir espacios desde el extremo de la placa hacia el centro. El segundo criterio es la estrategia para usar los espacios máximos de mínima dimensión.

*Algoritmo 1. Fase constructiva del algoritmo propuesto*

```

function Constructivo( $P, R$ ): List solución
1  inicializa  $S, solución$ 
2  while  $P \neq \emptyset$  or  $S \neq \emptyset$  do
3       $s \leftarrow$ seleccioneMaximosEspacios( $R, S$ )
4       $p \leftarrow$ seleccionePieza( $P, criterio, s, \alpha$ )
5       $solución \leftarrow$ adicionePiezasASolucion( $s, p, solución$ )
6      actualice( $P, S, p, s$ )
7  end
8  return solución
end

```

En la línea 4 se selecciona la pieza que será cortada utilizando dos criterios: (1) mejor encaje, (2) máxima área (*fitness*). Para el mejor encaje, el algoritmo calcula la distancia entre el borde de cada pieza del conjunto  $P$  y el extremo del espacio vacío seleccionado. Posteriormente, ordena la lista  $P$  en secuencia no decreciente de distancia. Finalmente, restringe la lista por medio del parámetro  $\alpha$  (original del GRASP) y selecciona aleatoriamente una pieza de la lista de candidatos. El segundo criterio presenta el mismo comportamiento voraz y aleatorio, en el cual la pieza seleccionada aleatoriamente es uno de los mejores candidatos que provocan mayor costo incremental para la función objetivo (máxima área o mayor beneficio). En la línea 5, se adiciona a la solución la pieza  $p$

seleccionada en la línea 4, en el espacio máximo  $s$  escogido en la línea 3. Cada elemento de la solución contendrá los siguientes descriptores: identificador, beneficio, dimensiones y localización de la pieza dentro de la placa original.

En la línea 6 se realiza la actualización de las listas  $S$  y  $P$ . Existen dos casos de actualización para  $S$ : (1) creación de nuevos espacios máximos y (2) eliminación de espacios máximos. El primer caso se ejecuta cuando la pieza  $p$  seleccionada no encaja de manera perfecta en el espacio máximo  $s$ . El segundo caso se ejecuta cuando hay encaje perfecto de  $p$  en  $s$ . El proceso se repite hasta que  $S$  o  $P$  sean vacíos, es decir, no hay más espacios máximos o no hay más piezas para cortar. Finalmente, en la línea 8 se retorna la solución calculada.

Detalle del componente aleatorio. Para cada tipo de pieza  $P_i$ , el método *seleccionePieza* construye dos capas (una horizontal y otra vertical), basado en un criterio de selección (mejor encaje, máxima área). Cada capa es llamada candidato y el conjunto de posibles candidatos es agrupado en la lista restringida de candidatos RCL. Posteriormente, se selecciona un candidato de forma aleatoria, basado en el parámetro clásico  $\alpha$  ( $\alpha \in [0, 1]$ ).

#### **4.1.2 Estrategia de mejora**

Movimiento de mejora. Consiste en eliminar el  $k\%$  de las piezas seleccionadas en la solución. El valor  $k$  fue seleccionado a partir de pruebas experimentales, el rango de mejor comportamiento fue [30, 90]. Posteriormente, las piezas removidas y las piezas que no se incluyeron en la solución, son procesadas por una versión determinística del algoritmo

constructivo ( $\alpha = 1$ ). En esta mejora, el algoritmo constructivo utiliza ambas funciones objetivo: (1) mejor encaje, (2) máximo *fitness*. La etapa de mejora solo es invocada si la solución calculada por el algoritmo constructivo es una solución promisoría, como se indica en la línea 3 del Algoritmo 2. Las soluciones son restringidas a aquellas que son mayores que un límite dinámico. En la primera iteración, este límite toma el valor de la primera solución entregada por el algoritmo constructivo. El procedimiento es detallado en (Martínez et al., 2015).

*Algoritmo 2. Fase de Mejora del algoritmo propuesto.*

```

function GRASP_Algorithm(P, R): List mejorSolución
1  for i in 0,1,2,...Imax do
2      solución ← Constructivo(P, R)
3      if FilteringSolution(solución) then
4          mejorSolución←MovMejora (solución)
5      end
6  end
7  return mejorSolución
end

```

Criterio de parada: El esquema de búsqueda compuesto por la fase de construcción y de mejora se realiza un número máximo de iteraciones *Imax*. Esto se suele calibrar con respecto al número de ejemplares a cortar, en este caso 10 veces el número de tipos de piezas. De esta forma, los parámetros del algoritmo son dos: (1) criterio de parada - *Imax* y (2) límites menor y mayor para eliminación de piezas *k*.

## 4.2 DISEÑO Y CODIFICACIÓN DE ALGORITMOS

En esta subsección se detalla la implementación de los algoritmos, el primero de estos es el algoritmo de optimización el cual busca responder necesidades de los requerimientos *online*, mientras el segundo, el algoritmo post-optimización, busca mejorar el desempeño en los requerimientos *offline*.

### 4.2.1 Algoritmo de optimización

El algoritmo descrito en la numeral 4.1 fue implementado en C++ y se adicionaron rutinas para: visualizar la solución en una imagen (ver Figura 5) y calcular indicadores asociados al desempeño de la solución entregada: porcentaje de área utilizada y tiempo de cómputo de la solución. En su versión actual (v1.0), el software recibe información descriptiva de las piezas a través de un archivo de texto. La solución calculada es almacenada en archivo de texto de salida, con un formato específico. El desarrollo software fue bautizado con el nombre de GRASPCutting.

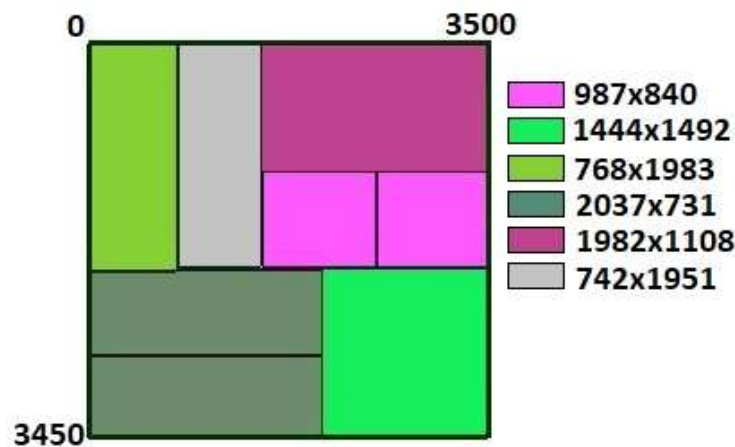


Figura 5. Patrón de corte para el caso GCUT10.



### 4.2.2 Algoritmo de post-optimización

Este algoritmo busca mejorar el desempeño del proceso *off-line* de corte mediante la eliminación de trayectorias de corte redundantes. El desempeño es medido en función del tiempo de corte y la cantidad de partículas emitidas durante la operación de corte. El algoritmo se fundamenta en una búsqueda iterativa de redundancias: trayectorias que presenten intersecciones y orientación común. Para las redundancias, el algoritmo calcula una única trayectoria, como resultado de la unión de las trayectorias individuales. El proceso inicia con la descomposición del patrón de corte calculado en dos listas: verticales y horizontales; cada lista representa un conjunto de líneas rectas. Posteriormente inicia la fase de búsqueda de líneas superpuestas; los casos de superposición para listas horizontales son resumidos en la Figura 6. Finalmente, se realiza la unión de las líneas superpuestas. De esta forma, el algoritmo calcula el conjunto de rutas mínimo para implementar el patrón de corte calculado. En (Camacho et al., 2016) se presenta una explicación detallada de este algoritmo.

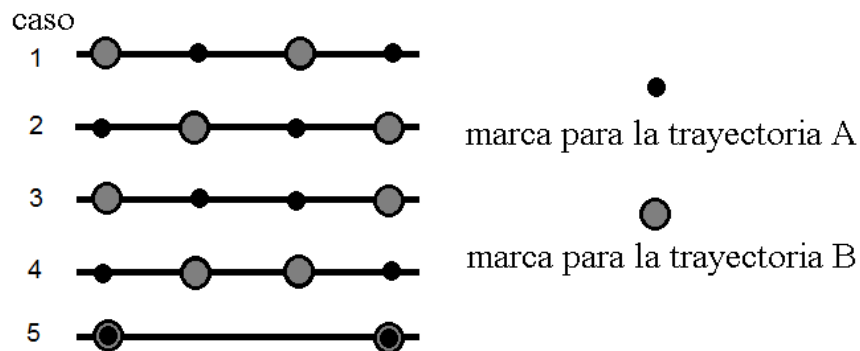


Figura 6. Casos de intersección entre trayectorias paralelas.

### 4.3 DISEÑO EXPERIMENTAL

A fin de evaluar la incidencia de las soluciones calculadas con GRASP sobre las variables de interés en la operación de corte en-línea, se diseñó el experimento descrito a continuación:

#### 4.3.1 Caracterización del experimento

Se definió un experimento de dos tratamientos, con dos enfoques: (1) enfoque en el tiempo de procesamiento y (2) enfoque en el material particulado. La Tabla 6 presenta la ficha de caracterización del experimento.

*Tabla 6. Ficha de caracterización del experimento*

<b>Objetivo</b>	Establecer si existen diferencias entre las variables de respuesta al utilizar los dos niveles del factor seleccionado.
<b>Variable de respuesta</b>	Tiempo (min) Cantidad de partículas (mg/m <sup>3</sup> )
<b>Factor</b>	Trayectoria de corte
<b>Unidad experimental</b>	Placa
<b>Nivel del factor</b>	Trayectoria 1: sin post optimización Trayectoria 2: con post optimización
<b>Tamaño del experimento</b>	Enfoque 1: Cinco placas por trayectoria Enfoque 2: Siete placas por trayectoria

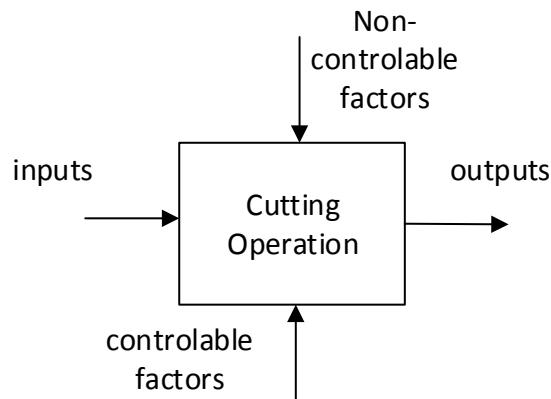
Para cumplir con el objetivo del experimento se plantea la siguiente pregunta ¿las medias de las variables de salida asociadas a los dos niveles del factor controlable se pueden considerar estadísticamente iguales?, para responder a ella, se plantean las siguientes hipótesis:

$$\begin{aligned}
 H_0: \mu_1 - \mu_2 &= 0 \\
 H_A: \mu_1 - \mu_2 &\neq 0
 \end{aligned}
 \tag{4.1}$$

En donde  $H_0$  es la hipótesis nula,  $H_A$  es la hipótesis alternativa y  $\mu_x$  representa el valor medio de la variable de salida y  $x$  representa el nivel del factor utilizado.

### 4.3.2 Identificación de variables asociadas

En esta etapa se busca identificar cuatro tipos de variables: controlables, no controlables, de entrada y de salida (ver Figura 7).



*Figura 7.* Enfoque sistémico del experimento

La única variable controlable es la trayectoria de corte la cual implementa la solución calculada por el algoritmo GRASP. Este factor tiene dos posibles valores: trayectoria sin post-optimización, trayectoria con post-optimización. Las variables de entrada se pueden

clasificar en dos grupos: variables intrínsecas a proceso y variables configurables. El primer grupo corresponde al calibre del material usado en el proceso (18), el gas utilizado en la operación (aire comprimido), el diámetro de la boquilla y el ángulo de corte. Dentro de las variables configurables tenemos la corriente eléctrica, la velocidad de avance, la distancia entre material y boquilla, y la presión de aire; estas variables fueron configuradas como se resumen en la Tabla 7, con base en un análisis previo que puede ser consultado en (Camacho, Guillermo; Felizzola, Heriberto; Rios, Miguel; Parra, Jhon & Alvarez, 2017).

*Tabla 7. Valores de las variables configurables*

<b>Variables configurables</b>	<b>Valor</b>
Corriente eléctrica	50(A)
Velocidad de Avance	133(mm/s)
Distancia entre material y boquilla	4(mm)
Presión	45(PSI)

Los factores no controlables considerados son: la temperatura ambiente, la contaminación previa del recinto, el porcentaje de dilatación del material a causa de las altas temperaturas experimentadas, los defectos en el material y los defectos en la maquinaria. Finalmente, las salidas de interés para el experimento son el tiempo que dura la operación de corte y la cantidad de partículas emitidas durante el proceso de corte. Para medir estas salidas se utilizaron equipos especializados: cronómetro digital (Casio, 2014) y sensor Dustrack (TSI Incorporated, 2014).

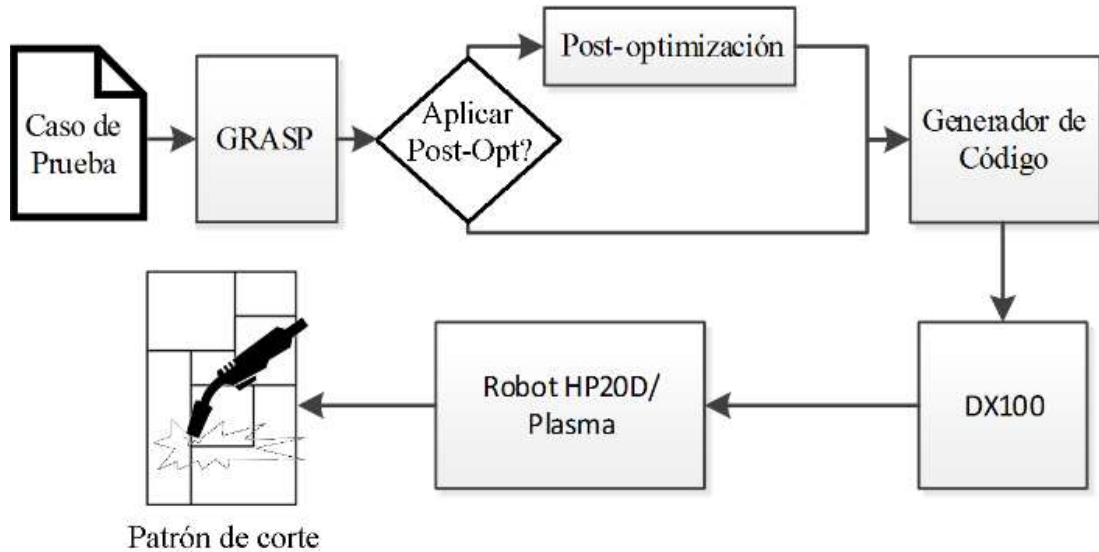
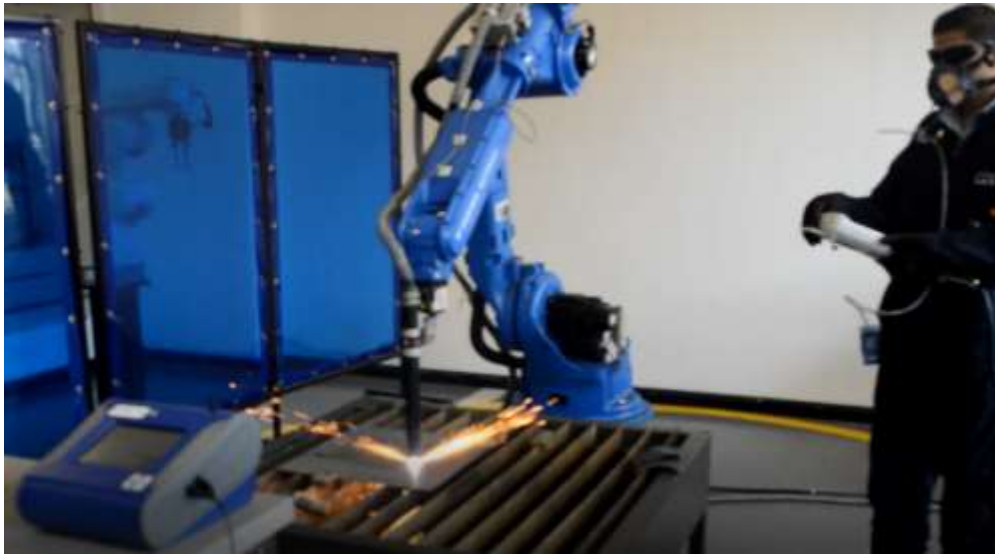


Figura 8. Trayectoria de corte utilizadas. En la trayectoria 1 no se aplica post-optimización, a diferencia de la trayectoria 2 donde sí se aplica

### 4.3.3 Descripción del proceso

Para realizar el experimento se seleccionó la solución a la instancia GCUT10. No obstante, por causa del tamaño del material disponible, fue necesario realizar una escala 1:3. A fin de obtener los dos niveles del factor registrados en la Tabla 6, se implementó la secuencia de procesamiento ilustrada en la Figura 8. En ella se ilustra como la instancia GCUT10 es alimentada a la etapa de optimización basada en el algoritmo GRASP. El bloque GRASP calcula la solución y luego escala la salida, seguidamente se decide si el nivel del factor trayectoria de corte se realizará con o sin post-optimización; esta decisión se toma en la etapa de planeación del experimento. Posteriormente, se comunica la solución obtenida al bloque generador de código, el cual se encarga de traducir la solución a un

lenguaje interpretable por el controlador del robot Industrial. Finalmente, se ejecuta el proceso y se registran los valores de las variables de interés, este procedimiento se repitió 24 veces: 14 veces con énfasis en la emisión de partículas, 10 veces con énfasis en el tiempo de operación del corte. Las corridas experimentales se realizaron en orden estrictamente aleatorio para reducir relación directa entre las salidas asociadas con el primer y segundo nivel del factor controlable. El banco de trabajo utilizado se ilustra en la Figura 9.



*Figura 9.* Banco de trabajo para la ejecución de corte

## CAPÍTULO 5

### RESULTADOS Y ANÁLISIS DE RESULTADOS

En este capítulo se presenta las soluciones obtenidas para las variables de las características fuera de proceso y en proceso, además del respectivo análisis. Se divide en tres partes, en la primera se especifican las soluciones obtenidas en cuanto tiempo de cómputo y porcentaje de utilización y se calcula el indicador (GAP) de comparación con instancias reportadas en la literatura, en la segunda parte se presentan los resultados obtenidos del experimento para el tiempo de ejecución y la emisión de partículas. Por último, se presenta el análisis de resultados, donde se destaca el desempeño de GRASPcutting en ambos grupos de requisitos, en los requisitos *online* en las instancias de bajo porte (Tabla 8), GRASPcutting encuentra la mejor solución reportada en el 34% de los casos y en las instancias de gran porte (Tabla 9) el algoritmo logra superar una de las mejores soluciones reportadas. En cuanto los requisitos *offline*, se observa que se mantiene la emisión de partículas (Figura 11) y se logra disminuir el tiempo de corte (ver Figura 10).

#### 5.1 RESULTADOS DE CARACTERÍSTICAS FUERA DE PROCESO (*OFF-LINE*)

Para calcular las soluciones de las instancias seleccionadas se utilizó una máquina con procesador Intel® Core(TM) i7-4790 CPU 3.60GHz, memoria RAM de 8GB y sistema operativo Windows 7 ® 64-bits. Cabe observar que la herramienta propuesta se ejecuta en un único hilo, para el cual la CPU tiene un rating de 2286 – mayores números significan mejores CPU's (PassMark®, 2016). La validación de calidad y el tiempo de cómputo de

la solución se realizó mediante comparación entre las soluciones calculadas por el algoritmo propuesto, versus las mejores soluciones reportadas en la literatura.

Para comparar las soluciones se establece el valor GAP, el cual se calcula haciendo uso de la siguiente ecuación:

$$GAP = \frac{GRASP\_solution - BKS}{GRASP\_solution} \quad (5.1)$$

Donde, GRASP\_solution es la solución obtenida con el algoritmo GRASP y el BKS (*Best Know Solution*) es la mejor solución conocida para la instancia.

*Tabla 8.* Resultados obtenidos para las instancias de tamaño moderado

Instancia	BKS		GRASP		GAP
	Solución	Tiempo Cómputo(s)	Solución	Tiempo Cómputo(s)	
HZ1	5226	0,67	5226	1,06	0,00
GCUT1	58480	0,00	58480	1,60	0,00
GCUT2	61146	0,00	60995	6,30	0,25
GCUT3	61275	0,02	61036	14,77	0,39
GCUT4	61918	0,06	61698	34,55	0,36
GCUT5	246000	0,00	246000	1,60	0,00
GCUT6	243598	0,00	236305	5,43	3,09
GCUT7	244306	0,00	242567	10,83	0,72
GCUT8	247815	0,10	245758	42,50	0,84
GCUT9	971100	0,00	971100	2,57	0,00



<b>GCUT10</b>	982025	0,00	982025	20,13	0,00
<b>GCUT11</b>	980096	0,00	978154	44,11	0,20
<b>GCUT12</b>	979986	0,06	979986	97,70	0,00
<b>M1</b>	15073	1,13	14905	5,81	1,13
<b>M2</b>	73255	0,04	72564	9,65	0,95
<b>M3</b>	147386	0,00	142965	3,46	3,09
<b>M4</b>	266233	0,00	264197	7,18	0,77
<b>M5</b>	579883	0,00	579883	5,52	0,00
<b>UU1</b>	245205	0,02	244826	18,68	0,15
<b>UU2</b>	595288	0,00	595288	25,39	0,00
<b>UU3</b>	1088154	0,04	1081136	35,35	0,65
<b>UU4</b>	1191071	0,82	1176834	79,69	1,21
<b>UU5</b>	1870038	4,52	1868985	127,75	0,06
<b>UU6</b>	2950760	0,16	2950760	36,79	0,00
<b>UU7</b>	2943852	10,76	2930654	74,72	0,45
<b>UU8</b>	3970877	1822,15	3959171	74,64	0,30
<b>Promedio</b>	810771	70,79	808135	30,30	0,56

*Tabla 9. Resultados obtenidos para instancias de gran tamaño.*

Instancia	BKS		GRASP		GAP
	Solución	Tiempo Cómputo(s)	Solución	Tiempo Cómputo(s)	
<b>GCUT13</b>	8997780	0,70	8973360	42,61	0,27
<b>GCUT14</b>	12245410	37,47	12224481	45,66	0,17
<b>GCUT15</b>	12246032	29,00	12231042	68,73	0,12
<b>GCUT16</b>	12248836	72,24	12228847	190,85	0,16

<b>GCUT17</b>	12248892	28,10	12234663	303,06	0,12
<b>U1</b>	22370130	1,83	22308056	4,67	0,28
<b>U2</b>	20232223	0,14	20107863	3,83	0,62
<b>U3</b>	48142836	0,89	47995098	34,06	0,31
<b>U4</b>	48304289	289,91	48229410	101,02	0,16
<b>UU9</b>	6100692	0,03	6100692	53,11	0,00
<b>UU10</b>	11955852	0,04	11957344	48,97	-0,01
<b>UU11</b>	13157811	217,67	13134230	22,69	0,18
<b>LU1</b>	492278922	1,14	492252040	600,89	0,01
<b>LU2</b>	884341464	0,89	884277320	298,45	0,01
<b>LU3</b>	1035971468	0,92	1035945812	1743,89	0,00
<b>LU4</b>	1627681752	0,10	1627679000	1824,58	0,00
<b>APT10</b>	3589703	56,52	3587708	122,05	0,06
<b>APT11</b>	4188915	50,09	4183651	181,82	0,13
<b>APT12</b>	5156065	21,16	5141762	68,36	0,28
<b>APT13</b>	3498302	0,87	3490875	267,55	0,21
<b>APT14</b>	4463550	51,57	4454550	147,45	0,20
<b>APT15</b>	6047188	70,68	6036509	246,16	0,18
<b>APT16</b>	7566719	62,66	7561073	125,55	0,07
<b>APT17</b>	4535302	70,07	4531276	195,80	0,09
<b>APT18</b>	5825956	39,50	5813000	45,38	0,22
<b>APT19</b>	6826674	28,93	6822298	60,15	0,06
<b>B1</b>	7993031	25,13	7965960	19,57	0,34
<b>B2</b>	7993849	108,62	7965959	20,31	0,35
<b>B3</b>	7991615	35,04	7946595	22,37	0,57

<b>B4</b>	7989673	135,13	7977420	20,45	0,15
<b>B5</b>	7994752	30,28	7984952	21,41	0,12
<b>B6</b>	7992075	107,35	7967322	19,44	0,31
<b>B7</b>	8000000	47,09	7993231	829,09	0,08
<b>Promedio</b>	132611447	49,14	132584951	236,36	0,18

## 5.2 RESULTADOS DE CARACTERÍSTICAS EN PROCESO (*ONLINE*)

*Tabla 10.* Tiempo de operación de corte

No.	Trayectoria 1 (min)	Trayectoria 2 (min)
1	2,09	2,02
2	2,46	2,07
3	2,40	2,05
4	2,11	2,06
5	2,22	2,06

La Tabla 10 presenta los datos de tiempo de operación de corte registrados durante el experimento. Los datos presentados se obtuvieron después de anular datos atípicos y verificar distribución normal. Inicialmente se evalúa el caso de varianzas iguales, obteniendo un valor-p de 0,001. Esto permite rechazar con un 95% de confianza la hipótesis de varianzas iguales. Posteriormente, se analizan valores individuales (ver Figura 10) fin de identificar la diferencia entre las medias de ambos métodos. Al obtener un valor-p de 0.027 se rechaza la hipótesis nula y se concluye con un 95% de confianza que existe

una diferencia de 0.204 min, siendo que el método 2 es el que presenta menores tiempos de operación.

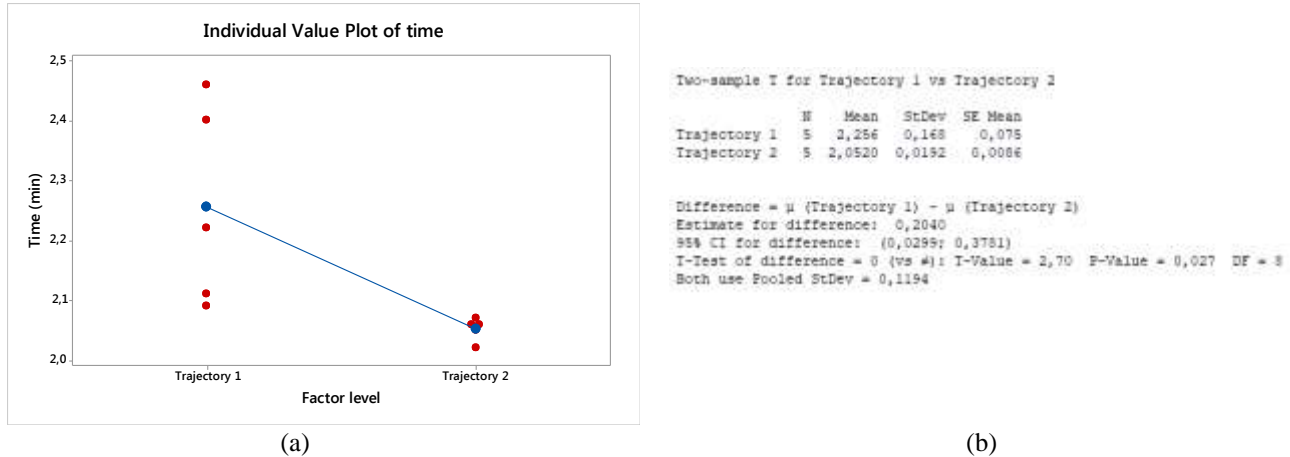


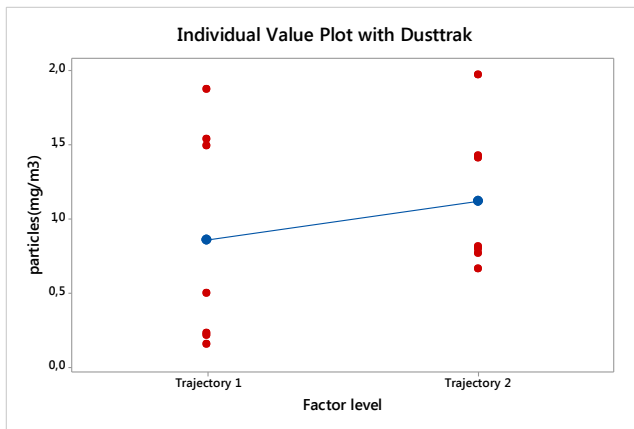
Figura 10. Análisis de valores individuales de tiempo (a) Gráfico de valores individuales, (b) comparación cuantitativa entre grupo de datos.

Tabla 11. Partículas Totales (PST) registradas por el Dustrak

No.	Trayectoria 1 ( $\mu\text{g}/\text{m}^3$ )	Trayectoria 2 ( $\mu\text{g}/\text{m}^3$ )
1	1,873	0,657
2	0,222	0,767
3	0,498	1,970
4	1,491	0,806
5	0,213	1,410
6	1,534	1,425
7	0,152	0,792

Los datos presentados en la Tabla 11 resumen las emisiones de partículas PST registradas durante el experimento. Estos datos se obtuvieron después de anular datos atípicos y

verificar distribución normal. Al realizar el análisis de varianzas iguales se obtiene un valor-p de 0,332. Esto nos permite aceptar la hipótesis de varianzas iguales. En la Figura 11 se presenta la gráfica de valores individuales. El valor-p por grupo se calcula en 0,450 permitiendo concluir que para las medias de las emisiones de partículas PST no existe diferencia entre los métodos utilizados.



```
Two-sample T for Trajectory 1 vs Trajectory 2
```

	N	Mean	StDev	SE Mean
Trajectory 1	7	0,855	0,746	0,28
Trajectory 2	7	1,118	0,491	0,19

```
Difference = μ (Trajectory 1) - μ (Trajectory 2)
Estimate for difference: -0,263
95% CI for difference: (-0,999; 0,472)
T-Test of difference = 0 (vs ≠): T-Value = -0,78 P-Value = 0,450 DF = 12
Both use Pooled StDev = 0,6313
```

(a)

(b)

Figura 11. Análisis de valores individuales de partículas emitidas. (a) Gráfico de valores individuales, (b) comparación cuantitativa entre grupos de datos.

### 5.3 ANÁLISIS DE RESULTADOS

El resultado asociado a la etapa en proceso (*online*), se presenta en Tabla 8 Tabla 9. Específicamente, se registran soluciones y tiempos de cómputo calculados con el algoritmo GRASP, para los diez grupos de instancias consideradas en esta investigación. Estos resultados se comparan con las mejores soluciones reportadas para la literatura según (E G Birgin et al., 2011). En el caso de las instancias de bajo porte (Tabla 8), el algoritmo GRASP logra calcular la mejor solución reportada en el 34% de las instancias (nueve de

las 26 instancias). Para las 15 instancias restantes, no se llega a la mejor solución reportada, sin embargo, se mantiene un GAP promedio del 0.56%; es decir, la solución calculada estuvo bastante cerca de la mejor solución reportada. De otro lado, al comparar los valores medios de los tiempos de solución, se identifica un buen desempeño del algoritmo GRASP, el cual logra calcular soluciones usando tan solo el 42% del tiempo reportado en (E G Birgin et al., 2011).

Para el caso de las instancias de alto porte el algoritmo presentó tendencias diferentes (ver Tabla 9). Se logra superar la mejor solución reportada en una de las instancias de este grupo con GAP de -0.01%: instancia UU10. No obstante, solo se logra igualar la mejor solución reportada en una de las 33 instancias evaluadas. Al comparar los valores medios de la solución, se concluye que las soluciones calculadas por GRASP estuvieron bastante cerca de las mejores soluciones reportadas; GAP de 0.18%. De otro lado, los tiempos de cómputo se incrementan drásticamente y el algoritmo GRASP termina consumiendo 4,8 veces el tiempo que tarda la propuesta en (E G Birgin et al., 2011) para calcular las soluciones.

Se puede inferir entonces que, para aplicaciones con un bajo número de piezas demandadas y relación de tamaño controlable, el algoritmo propuesto es ideal debido a que su tiempo de respuesta es estable y la calidad de su solución es aceptable. Es evidente que el algoritmo con mejor calidad publicado en la literatura es el presentado por (E G Birgin et al., 2011), (E G Birgin et al., 2011). Dado que este fue ejecutado en un CPU con un

rating de 2983 (PassMark®, 2016) no es posible realizar un comparación justa en términos de tiempos computacionales; el rating fue calculado respetando el paralelismo del software CPLEX Optimizer® versión 7.0 utilizado en (E G Birgin et al., 2011) nuestra heurística lograr encontrar una mejor solución para una de las instancias presentadas, lo que permite decir que no todas las instancias están resueltas aún y algunos certificados de optimalidad publicados pueden tener margen de error.

Los resultados asociados a la etapa fuera-de-proceso (*offline*) se presentan en la Tabla 10, Tabla 11 y las Figuras Figura 10, Figura 11. Específicamente, se realiza el análisis de los efectos de la solución calculada con el algoritmo GRASP, sobre el tiempo de ejecución y la cantidad de partículas emitidas durante el corte. Este análisis se realiza implementando la solución calculada por el algoritmo GRASP con dos variaciones en trayectorias de corte: (1) sin post-optimización, (2) con post-optimización. La Tabla 11 registra las partículas PST emitidas, al implementar la solución calculada por el algoritmo GRASP junto con las dos trayectorias de interés. El análisis estadístico muestra que no existe diferencia significativa entre las emisiones asociadas a cada trayectoria. Así mismo, teniendo en cuenta los valores presentados en la resolución 610, y haciendo las conversiones de tiempo se destaca que las emisiones **no** se mantienen dentro del rango permitido por la norma colombiana, pues se presentan emisiones medias de **0,855 µg/m<sup>3</sup>** en periodos de 0,0376h (2.256min) para trayectoria 1 y **1,118 µg/m<sup>3</sup>** en periodos de 0,0342 h (2.052min) para trayectoria 2). Adicionalmente, el valor de emisión obtenida para la trayectoria 1, se

encuentra dentro del rango de prevención y alerta, mientras el valor en la trayectoria 2 está entre alerta y emergencia. Los datos en Tabla 10 permiten concluir que la solución calculada para el caso GCUT10 presenta tiempos de corte alto, no obstante, estos tiempos pueden ser reducidos al recalcular las trayectorias de corte. La reducción de tiempos se ilustra en la Figura 10, y se cuantifica en 0.204min por cada placa. En síntesis, se concluye que la solución calculada con el algoritmo GRASP presenta emisiones de proceso fuera de los límites permitidos por la norma local y es susceptible de mejoras en tiempo de ejecución mediante aplicación de algoritmo de post-optimización.



## CAPÍTULO 6

### CONCLUSIONES Y TRABAJOS FUTUROS

#### 6.1 CONCLUSIONES GENERALES

A partir de los resultados obtenidos para las instancias consideradas, se puede concluir que el algoritmo propuesto permite calcular soluciones con buen desempeño en cuanto al porcentaje de utilización de la placa original y el tiempo de cómputo de la solución. El comportamiento del tiempo de cómputo es aceptable para instancias de bajo porte y tiende a ser alto para instancias de alto porte. El desempeño se ubica en GAPS bajos respecto a los mejores resultados reportados en la literatura y en una de las instancias logra mejorar el área utilizada de placa.

La solución tomada como referencia para el análisis de emisiones indica que los niveles máximos registrados **no** están dentro de lo permitido por la normatividad local, no obstante, no es posible generalizar esta conclusión para cualquier tipo de corte. Al considerar que el porcentaje de emisión depende de factores fijos en nuestro experimento (tamaño de la placa, velocidad de corte, cantidad de cortes en placa) se concluye la necesidad de abordar nuevos experimentos para complementar esta conclusión.

La solución calculada por el algoritmo GRASP genera tiempos de operación altos en instancias de alto porte, sin embargo, estos tiempos pueden ser reducidos mediante aplicación de la etapa de post-optimización. Se destaca que la etapa de post-optimización consigue reducir tiempo sin incrementar las emisiones generadas en la operación de corte.

A fin de cumplir los límites establecidos en la norma, se sugiere el dimensionamiento e instalación de un sistema de extracción de aire en el proceso, buscando reducir el nivel de las emisiones al mínimo establecido por la norma.

En este estudio además de resolver un problema complejo de optimización como es la mochila bidimensional, se propone una solución eficiente para las aplicaciones de este en la industria metalmecánica, en un contexto actual como es el uso de manipuladores industriales.

## **6.2 RECOMENDACIÓN TRABAJOS FUTUROS**

Teniendo en cuenta el tema desarrollado y las posibles mejoras a esta investigación, se presentan las siguientes recomendaciones para trabajos futuros:

- Validar el desempeño del algoritmo propuesto con conjuntos de datos de empresas del sector nacional, buscando identificar ventajas y mejoras futuras al desarrollo, así mismo realizar nuevos experimentos, en condiciones más apropiadas al sector y con un mayor control frente a todos los factores.
- Resolver instancias de prueba que contemplen mayor número de restricciones, y/o que integren piezas irregulares.
- Desarrollar un sistema de información que facilite la generación de los reportes asociados a cada solución y consultar información de forma más detallada.
- Integrar las soluciones obtenidas a un sistema de corte automático aplicando robótica industrial y visión artificial por computadora.

## REFERENCIAS

- Alvarez-Valdés, R., Parajón, A., & Tamarit, J. M. (2002). A tabu search algorithm for large-scale guillotine (un)constrained two-dimensional cutting problems. *Computers and Operations Research*, 29(7), 925–947. [https://doi.org/10.1016/S0305-0548\(00\)00095-2](https://doi.org/10.1016/S0305-0548(00)00095-2)
- Alvarez, D. (2014). *Estudio de los problemas de corte y empaquetamiento*.
- Alvarez, D., Toro Ocampo, E., & Gallego Rendon, R. (2010a). Mochila bidimensional restringida guillotizada con y sin rotación de piezas usando vecindario variable y cúmulo de partículas. *Scienza et Technica*, (44), 274–280.
- Alvarez, D., Toro Ocampo, E., & Gallego Rendon, R. (2010b). Problema de la mochila irrestringida bidimensional guillotizada. *Ingeniería Y Universidad*, 14(2), 327–344.
- Ambiente, M. D. E., Territorial, V. Y. D., & (MAVDT). (2010). Manual de diseño de sistemas de vigilancia de la calidad del aire ©, 1–135.
- Baldacci, R., Toth, P., & Vigo, D. (2009). Exact algorithms for routing problems under vehicle capacity constraints. *Annals of Operations Research*, 175(1), 213–245. <https://doi.org/10.1007/s10479-009-0650-0>
- Beasley, J. E. (1985). Algorithms for Unconstrained Two-Dimensional Guillotine Cutting. *The Journal of the Operational Research Society*, 36(4), 297–306. <https://doi.org/10.1057/jors.1985.51>
- Beasley, J. E. (1990). OR-Library. Retrieved October 22, 2016, from

<http://people.brunel.ac.uk/~mastjib/jeb/orlib/files/>

- Beasley, J. E. (2004). A population heuristic for constrained two-dimensional non-guillotine cutting. *European Journal of Operational Research*, 156(3), 601–627.  
[https://doi.org/10.1016/S0377-2217\(03\)00139-5](https://doi.org/10.1016/S0377-2217(03)00139-5)
- Ben Messaoud, S., Chu, C., & Espinouse, M. L. (2008). Characterization and modelling of guillotine constraints. *European Journal of Operational Research*, 191(1), 110–124.  
<https://doi.org/10.1016/j.ejor.2007.08.029>
- Birgin, E. G., Lobato, R. D., & Morabito, R. (2011). Generating unconstrained two-dimensional non-guillotine cutting patterns by a Recursive Partitioning Algorithm. *Journal of the Operational Research Society*, 63(2), 183–200.  
<https://doi.org/10.1057/jors.2011.6>
- Birgin, E. G., Lobato, R. D., & Morabito, R. (2012). Recursive partitioning approach for the Distributor's Pallet Loading Problem.
- Camacho-Muñoz, G., Alvarez Martinez, D., & Velasco-Carvajal, P. (2017). Greddy Adaptive search Procedure – (GRASP) applied to the unconstrained two-dimensional guillotine single knapsack problem. In *VI Ibero-American Congress on Operations Research and Management Sciences (IOCA-2017) - ISBN: 978-958-5430-49-5* (pp. 174–181).
- Camacho, Guillermo; Felizzola, Heriberto; Rios, Miguel; Parra, Jhon & Alvarez, D. (2017). Determinacion de las condiciones óptimas de operación para un proceso de

- corte con plasma a través de un diseño experimental. In *VI Ibero-American Congress on Operations Research and Management Sciences (IOCA-2017)* - ISBN: 978-958-5430-49-5 (pp. 25–31). Retrieved from [https://ioca2017.files.wordpress.com/2017/07/proceeding\\_congreso\\_ioca\\_2017.pdf](https://ioca2017.files.wordpress.com/2017/07/proceeding_congreso_ioca_2017.pdf)
- Camacho, G., Martínez, D. A., & Velasco-Carvajal, P. (2016). Two Dimensional Knapsack problem using industrial Robots. In *EngOpt 2016 5th. International Conference on Engineering Optimization* (pp. 558–567).
- Caprara, A., & Monaci, M. (2004). On the two-dimensional Knapsack Problem. *Operations Research Letters*, 32(1), 5–14. [https://doi.org/10.1016/S0167-6377\(03\)00057-9](https://doi.org/10.1016/S0167-6377(03)00057-9)
- Casio. (2014). USER 'S GUIDE HS-3 ( V ). Retrieved from [http://support.casio.com/pdf/002/HS3V\\_HS6.pdf](http://support.casio.com/pdf/002/HS3V_HS6.pdf)
- CERMSEM. (2004). Repositorio de instancias.
- Christofides, N., & Whitlock, C. (1977). An Algorithm for Two-Dimensional Cutting Problems. *Operations Research*, 25(1), 30–44.
- Cintra, G. F., Miyazawa, F. K., Wakabayashi, Y., & Xavier, E. C. (2008). Algorithms for two-dimensional cutting stock and strip packing problems using dynamic programming and column generation. *European Journal of Operational Research*, 191(1), 59–83. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2007.08.007>
- Cuellar-Usaquén, D., Camacho-Muñoz, G. A., & Alvarez Martinez, D. (2017). Greedy

Randomized Adaptive Search Procedure - (GRASP) Applied To The Three Dimensional Bin Packing Problem 3D-BPP. In *VI Ibero-American Congress on Operations Research and Management Sciences (IOCA-2017)* - ISBN: 978-958-5430-49-5 (pp. 182–188).

Cui, Y., Wang, Z., & Li, J. (2005). Exact and heuristic algorithms for staged cutting problems. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part B: Journal of Engineering Manufacture*, 219(2), 201–207.  
<https://doi.org/10.1243/095440505X8136>

Environmental Protection Agency of United States - EPA. (2016). Indoor Particulate Matter.

Facchini, M. C., & Zebiihr, Y. (1999). Partitioning of the organic aerosol component between fog droplets and interstitial air a Zolt • n Kriv • csy , 104.

Fang, G., Chang, C., Chu, C., & Wu, Y. (2003). Characterization of particulate , metallic elements of TSP , PM 2 . 5 and PM 2 . 5-10 aerosols at a farm sampling site in Taiwan , Taichung, 308, 157–166.

Fayard, D., Hifi, M., & Zissimopoulos, V. (1998). An efficient approach for large-scale two-dimensional guillotine cutting stock problems. *Journal of the Operational Research Society*, 49(12), 1270–1277. <https://doi.org/10.2307/3010152>

Feo, T. A., & Resende, M. G. C. (1989). A Probabilistic Heuristic for a Computationally Difficult Set Covering Problem. *Operations Research Letters*, 8, 67–71.

- Garcia, F. F. (2002). Determinación de la Concentración de Fondo y Distribución Espacial de PST en Santa Marta. *Grupo de Control de La Contaminación Ambiental. Universidad Del Magdalena, Colombia.*[Links].
- Garey, M. R., & Johnson, D. S. (1979). *Computers and Intractability; A Guide to the Theory of NP-Completeness*. New York, NY, USA: W. H. Freeman & Co.
- Gilmore, P. C., & Gomory, R. E. (1963). A Linear Programming Approach to the Cutting Stock Problem - Part II. *Operations Research*.
- Hernandez, C. M. (2015). GRASP (Greedy Randomized Adaptive Search Procedure) cap 3. *PhD Proposal, 1*. <https://doi.org/10.1017/CBO9781107415324.004>
- Hifi, M. (1994). *Study of some combinatorial optimization problems: cutting stock, packing and set covering problems*. (Université Paris I Pantheon-Sorbonne, Ed.). Francia: PhD Thesis.
- Hifi, M. (1997). The DH/KD algorithm: a hybrid approach for unconstrained two-dimensional cutting problems. *European Journal of Operational Research*, 97(1), 41–52. [https://doi.org/http://dx.doi.org/10.1016/S0377-2217\(96\)00060-4](https://doi.org/http://dx.doi.org/10.1016/S0377-2217(96)00060-4)
- Hifi, M. (2001). Exact Algorithms for Large-Scale Unconstrained Two and Three Staged Cutting Problems. *Computational Optimization and Applications*, 18(1), 63–88. <https://doi.org/10.1023/A:1008743711658>
- Jones, N. C., Thornton, C. A., Mark, D., & Harrison, R. M. (2000). Indoor/outdoor relationships of particulate matter in domestic homes with roadside, urban and rural

- locations. *Atmospheric Environment*, 34(16), 2603–2612.  
[https://doi.org/10.1016/S1352-2310\(99\)00489-6](https://doi.org/10.1016/S1352-2310(99)00489-6)
- Kantorovich, L. V. (1960). Mathematical Methods of Organizing and Planning Production. *Management Science*, 6(March), 366–422. <https://doi.org/10.1287/mnsc.6.4.366>
- Kennedy, J., & Eberhart, R. (1995). Particle swarm optimization. *IEEE International Conference on Particle Swarm Optimization*.  
<https://doi.org/10.1109/ICNN.1995.488968>
- Lai, K., & Chan, J. (1997). A evolutionary algorithm for the rectangular cutting stock problem. *The International Journal of Industrial Engineering*, 4, 130–139.
- Leung, T. W., Yung, C. H., & Troutt, M. D. (2001). Applications of genetic search and simulated annealing to the two-dimensional non-guillotine cutting stock problem. *Computers and Industrial Engineering*, 40(3), 201–214.  
[https://doi.org/10.1016/S0360-8352\(01\)00021-3](https://doi.org/10.1016/S0360-8352(01)00021-3)
- Lodi, A., Martello, S., & Vigo, D. (1999). Heuristic and Metaheuristic Approaches for a Class of Two-Dimensional Bin Packing Problems. *INFORMS Journal on Computing*, 11(4), 345–357. <https://doi.org/10.1287/ijoc.11.4.345>
- Martínez, D. A., Alvarez-Valdes, R., & Parreño, F. (2015). a Grasp Algorithm for the Container Loading Problem With Multi-Drop Constraints. *Pesquisa Operacional*, 35(1), 1–24. <https://doi.org/10.1590/0101-7438.2015.035.01.0001>
- Mladenović, N., & Hansen, P. (1997). Variable neighborhood search. *Computers &*



*Operations Research*, 24(11), 1097–1100. [https://doi.org/10.1016/S0305-0548\(97\)00031-2](https://doi.org/10.1016/S0305-0548(97)00031-2)

Morabito, R. N., Arenales, M. N., & Arcaro, V. F. (1992). An and-or-graph approach for two-dimensional cutting problems. *European Journal of Operational Research*, 58(2), 263–271. [https://doi.org/10.1016/0377-2217\(92\)90212-R](https://doi.org/10.1016/0377-2217(92)90212-R)

Parreño, F., Alvarez-Valdes, R., Oliveira, J. F., & Tamarit, J. M. (2010). Neighborhood structures for the container loading problem: A VNS implementation. *Journal of Heuristics*, 16(1), 1–22. <https://doi.org/10.1007/s10732-008-9081-3>

PassMark®. (2016). CPU Benchmarks.

Resende, M. G. C., & Ribeiro, C. C. (2010). Greedy Randomized Adaptive Search Procedures: Advances, Hybridizations, and Applications. *Handbook of Metaheuristics*, 146(1989), 283–319. [https://doi.org/10.1007/978-1-4419-1665-5\\_10](https://doi.org/10.1007/978-1-4419-1665-5_10)

Rita Perrone, M., Turnone, A., Buccolieri, A., & Buccolieri, G. (2006). Particulate matter characterization at a coastal site in south-eastern Italy. *J. Environ. Monit.*, 8(1), 183–190. <https://doi.org/10.1039/B513306H>

Rückerl, R., Schneider, A., Breitner, S., Cyrus, J., & Peters, A. (2011). Health effects of particulate air pollution: A review of epidemiological evidence. *Inhalation Toxicology*, 23(10), 555–592. <https://doi.org/10.3109/08958378.2011.593587>

Russo, M., Sforza, A., & Sterle, C. (2014). An exact dynamic programming algorithm for large-scale unconstrained two-dimensional guillotine cutting problems. *Computers*

- and Operations Research*, 50, 97–114. <https://doi.org/10.1016/j.cor.2014.04.001>
- Sah, D., Verma, P. K., Kumari, K. M., & Lakhani, A. (2016). Chemical Speciation and Environmental Health Risk of Heavy Metals in Fine Particulate Matter. *Dayalbagh Educational Institute*.
- Sternbeck, J. (2002). Metal emissions from road traffic and the influence of resuspension — results from two tunnel studies, 36, 4735–4744.
- Suárez, César Augusto Arciniégas. (2012). Diagnóstico y control de material particulado: partículas suspendidas totales y fracción respirable pm 10, (34), 195–213.
- TSI Incorporated. (2014). Dusttrak DRX Aerosol monitor. Retrieved from [http://www.tsi.com/uploadedFiles/\\_Site\\_Root/Products/Literature/Manuals/8533-8534\\_DustTrak\\_DRX\\_6008078\\_ES-web.pdf](http://www.tsi.com/uploadedFiles/_Site_Root/Products/Literature/Manuals/8533-8534_DustTrak_DRX_6008078_ES-web.pdf)
- Velasco-Carvajal, P., Camacho-Muñoz, G., & Alvarez Martinez, D. (2017). Solving the two-dimensional knapsack problem considering cutting-time and emission of particulate matter in the metalworking industry. *IEEE Latin America ISSN: 1548-0992*.
- Viana, M., Querol, X., & Alastuey, A. (2006). Chemical characterisation of PM episodes in NE Spain, 62, 947–956. <https://doi.org/10.1016/j.chemosphere.2005.05.048>
- Wang, P. (1983). Two Algorithms for Constrained Two-Dimensional Cutting Stock Problems. *Operations Research*, 31(3), 573–586. Retrieved from <http://www.jstor.org/stable/170624>

- Wilhelm, M., Qian, L., & Ritz, B. (2009). Outdoor air pollution , family and neighborhood environment , and asthma in LA FANS children, *15*, 25–36.  
<https://doi.org/10.1016/j.healthplace.2008.02.002>
- Zhang, X., Zhang, Y., Sun, J., Zheng, X., Li, G., & Deng, Z. (2017). Characterization of particle number size distribution and new particle formation in an urban environment in Lanzhou, China. *Journal of Aerosol Science*, *103*(October 2016), 53–66.  
<https://doi.org/10.1016/j.jaerosci.2016.10.010>