

Optimización del Llenado Manual de Contenedores con Paquetes Heterogéneos

Máster Universitario en Estadística Computacional y Ciencia de
Datos para la Toma de Decisiones

Jose Gustavo Quilca Vilcapoma
Tutor: Javier Alcaraz Soria

Instituto Centro de Investigación Operativa
Universidad Miguel Hernández

17 Junio 2024



- 1 Introducción
- 2 Problema
- 3 Algoritmo Genético
- 4 Estudio Computacional
- 5 Conclusiones y Trabajos Futuros

- 1 Introducción
- 2 Problema
- 3 Algoritmo Genético
- 4 Estudio Computacional
- 5 Conclusiones y Trabajos Futuros

Introducción

- El problema del llenado de contenedores (CLP) es un problema clásico en la optimización combinatoria.
- Consiste en encontrar la mejor manera de llenar un contenedor con paquetes de diferentes tamaños y pesos, optimizando la utilización del espacio.
- Este problema tiene aplicaciones en logística, transporte, almacenamiento, entre otros.

Restricciones

- Restricciones Básicas
 - No superposición de paquetes.
 - No superar el peso máximo del contenedor.
 - Colocación dentro de los límites del contenedor.
- Restricciones Prácticas
 - Estabilidad de los paquetes.
 - Centro de gravedad del contenedor.
 - Prioridad de carga.
 - Restricción de contigüidad de tipos.

Métodos de Solución

- **Métodos exactos:**
 - Garantizan la solución óptima, pero son computacionalmente costosos.
- **Métodos heurísticos:**
 - Proporcionan soluciones de buena calidad en un tiempo razonable.
- **Métodos metaheurísticos:**
 - Estrategias flexibles de alto nivel para desarrollar algoritmos que resuelven problemas específicos.

- 1 Introducción
- 2 Problema
- 3 Algoritmo Genético
- 4 Estudio Computacional
- 5 Conclusiones y Trabajos Futuros

Contexto del Problema

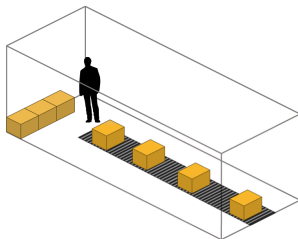
- Empresa en el sector de envío de paquetes en contenedores marítimos.
- No tiene control sobre las medidas de los paquetes.
- Cuenta con una cantidad máxima de paquetes de cada tipo.
- Envía un solo contenedor a la vez.
- Usan procedimientos establecidos de llenado manual.

Definición del Problema

- Maximizar el beneficio de la carga en un contenedor, con los paquetes disponibles.
- Los paquetes apilados deben mantener su estabilidad durante la carga.
- Todos los paquetes del mismo tipo son cargados de forma contigua.
- Los paquetes del mismo tipo son rotados en una misma dirección.

Definición Formal

Optimizar la carga de un contenedor, determinando el **orden**, la **cantidad** y **rotación** de los tipos de paquetes, cumpliendo con las restricciones prácticas del **llenado manual**. El objetivo principal es maximizar el beneficio total de la carga.

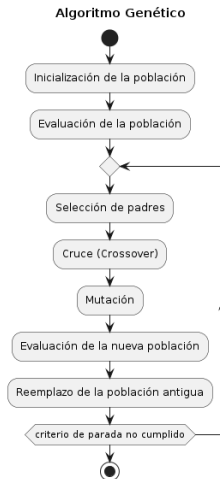


- 1 Introducción
- 2 Problema
- 3 Algoritmo Genético**
- 4 Estudio Computacional
- 5 Conclusiones y Trabajos Futuros

Algoritmo Genético

Es una técnica de optimización inspirada en la evolución natural:

- 1 Generación y evaluación de una población inicial.
- 2 Selección de los mejores individuos.
- 3 Cruce de los individuos seleccionados.
- 4 Mutación de los individuos resultantes.
- 5 Evaluación y reemplazo de la nueva población.
- 6 Repetir hasta cumplir un criterio de parada.



Algoritmo Genético

Diseño de la Codificación de las Soluciones:

- Uso de 3 listas para representar el orden de llenado.
- Ayuda a garantizar factibilidad.
- Es la forma en la que llegarían los paquetes al operario.

Tipo	2	1	4	3
Rotación	0	1	1	0
Cantidad	27	10	18	13

Ejemplo de codificación

Algoritmo Genético

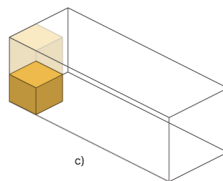
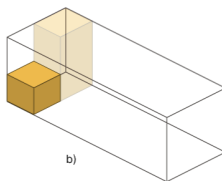
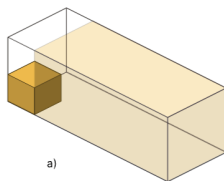
Función de evaluación:

- Calcula el beneficio total de la carga.
- Verificar la factibilidad de la soluciones.
- Es necesario el desarrollo de un algoritmo que **imite el procedimiento de llenado manual**.

Algoritmo Genético: Función de evaluación

Algoritmo de llenado manual:

Basado en un método conocido como Deepest Bottom Left with Fill (DBLF).

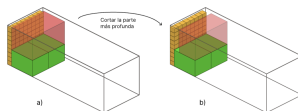
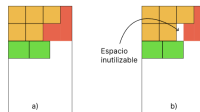
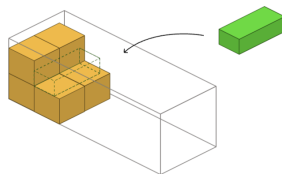


División del espacio restante en el contenedor luego de colocar un paquete

Algoritmo Genético: Función de evaluación

Adaptación del Algoritmo DBLF:

- Unión de subespacios
- Eliminación de subespacios inaccesibles
- Eliminación de subespacios profundos



Algoritmo Genético: Función de evaluación

Algoritmos adaptados

Algoritmo 2 Algoritmo de unión de subespacios

```
1: Subespacios ← lista de subespacios disponibles
2: i ← longitud de Subespacios − 1
3: while i > 0 do
4:   if Subespacios[i].esSimilar(Subespacios[i − 1]) then
5:     Subespacios[i − 1].unir(Subespacios[i])
6:     Subespacios.remove(Subespacios[i])
7:   end if
8:   i ← i − 1
9: end while
10: return Subespacios
```

Algoritmo 3 Algoritmo de eliminación de subespacios inaccesibles

```
1: Subespacios ← lista de subespacios disponibles
2: i ← longitud de Subespacios − 1
3: while i > 0 do
4:   if Subespacios[i].esInaccesibleParcialmente() then
5:     Subespacios[i].recortar()
6:   else if Subespacios[i].esInaccesibleTotalmente() then
7:     Subespacios.remove(Subespacios[i])
8:   end if
9:   i ← i − 1
10: end while
11: return Subespacios
```

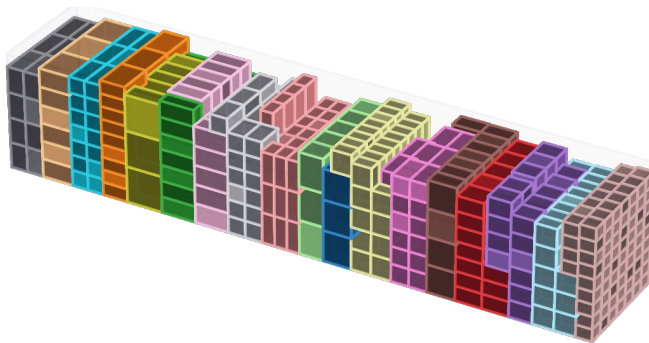
Algoritmo 4 Algoritmo de eliminación de subespacios profundos

```
1: Subespacios ← lista de subespacios disponibles
2: PosicionCajaMasCercana ← posición de la caja más cercana a la puerta
3: PosicionMaxima ← posición máxima que un operador puede alcanzar
4: i ← longitud de Subespacios − 1
5: while i > 0 do
6:   if Subespacios[i].esProfundoParcialmente(PosicionMaxima) then
7:     Subespacios[i].recortar()
8:   else if Subespacios[i].esProfundoTotalmente(PosicionMaxima) then
9:     Subespacios.remove(Subespacios[i])
10:   end if
11:   i ← i − 1
12: end while
13: return Subespacios
```

Ejemplo de Llenado Manual



14	3	18	2	1	9	16	4	13	15	7	5	0	17	12	10	6	8	19	11
1	0	0	1	0	1	1	1	0	1	1	1	0	0	0	1	1	0	1	0
24	18	42	27	0	0	17	51	35	48	55	15	18	73	40	32	47	53	69	91

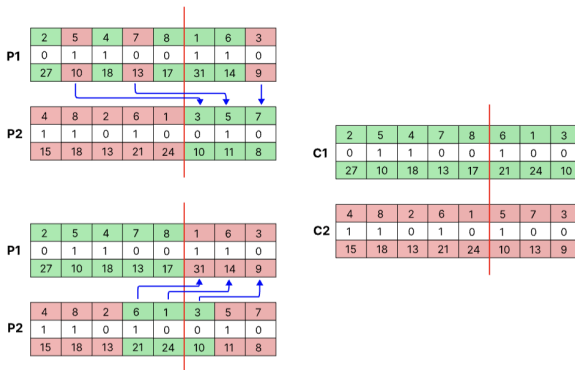


Algoritmo Genético: Pasos

- 1 Generación aleatoria de la población inicial
- 2 Método de torneo binario para la selección

Algoritmo Genético: Cruce

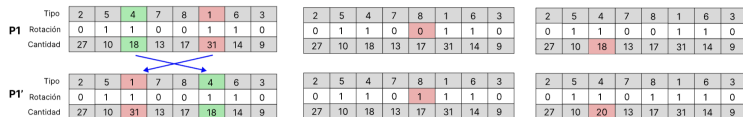
③ Adaptación del operador de cruce de un punto



Método de cruce adaptado para permutaciones
que evita generar soluciones no factibles

Algoritmo Genético: Mutación

4 Adaptación del operador de mutación de tres tipos

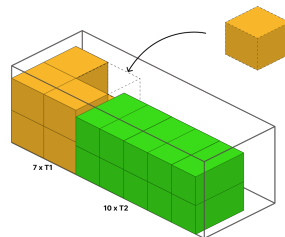
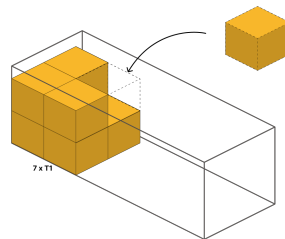


Métodos de mutación para
el **orden**, la **rotación** y la **cantidad** por tipo

Diseño de procedimientos de mejora

Procedimiento de mejora de las soluciones

- Ayuda a completar espacios vacíos si aún hay paquetes disponibles.
- Aplicarla durante el llenado podría empeorar una solución.
- Aplicarla luego del llenado garantiza que la solución no sea peor.
- Agregan tiempo adicional de cómputo.



- 1 Introducción
- 2 Problema
- 3 Algoritmo Genético
- 4 Estudio Computacional**
- 5 Conclusiones y Trabajos Futuros

Estudio Computacional

Generación de Datos de Prueba

- Un contenedor con dimensiones fijas $12010 \times 2330 \times 2380mm$.
- Instancias con 5, 10, 20, 30, 40 y 50 tipos de paquetes.
- Tamaños de paquetes aleatorios entre 250 y 750mm
- Asignación de beneficios aleatorios a cada paquete entre 10 y 100

Estudio Computacional

Configuración del Algoritmo

- Algoritmos implementados en Python 3.10.
- Población inicial de 100 individuos.
- $P_{cross} = 0.8$.
- $P_{mut} = 0.05$.

Estudio Computacional

Variantes del algoritmo

Comparar las distintas configuraciones del algoritmo

- **M0**: Sin mejora del algoritmo en el llenado.
- **M1**: Llenado adicional durante a toda la población.
- **M2**: Llenado adicional al final a toda la población.
- **M3**: De tipo M2 pero aplicado al 50% de la población.
- **M4**: De tipo M2, pero aplicado al mejor individuo de la población.

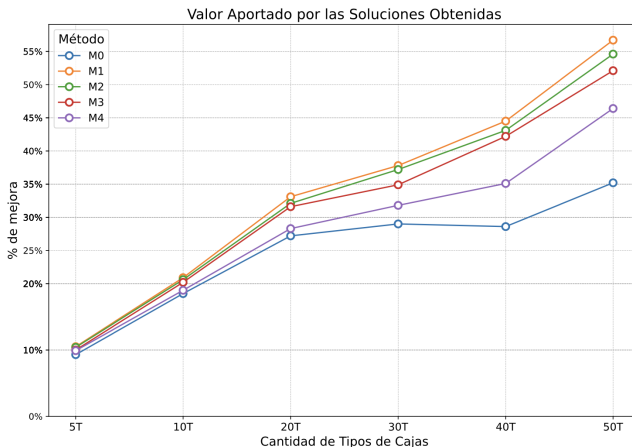
Estudio Computacional

Configuración del Experimento

- 25 problemas para cada tipo de instancia (5T, 10T, 20T, 30T, 40T y 50T), total 150 problemas.
- Tiempo fijo de 5 minutos para cada problema.
- Tiempo de ejecución total de 62.5 horas (2.6 días).
- Todas las variantes comienzan con la misma población inicial, para hacer una comparación justa.

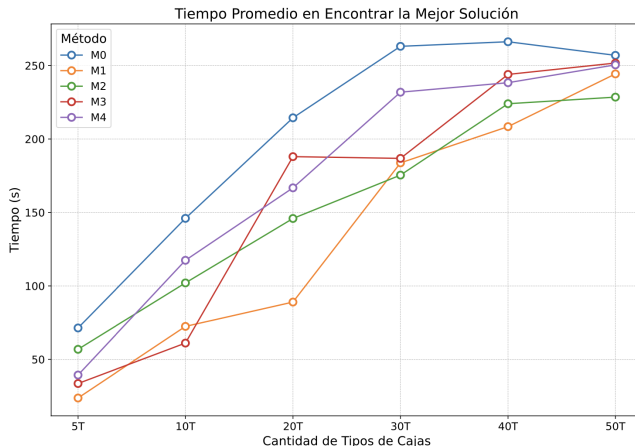
Estudio Computacional: Resultados

Beneficio aportado por las soluciones



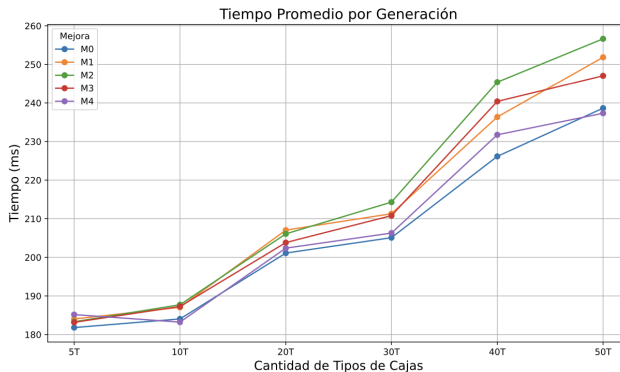
Estudio Computacional: Resultados

Tiempo promedio en encontrar la mejor solución



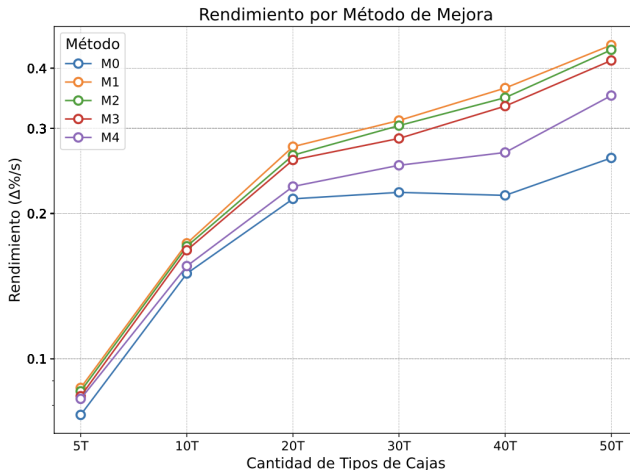
Estudio Computacional: Resultados

Tiempo promedio por generación



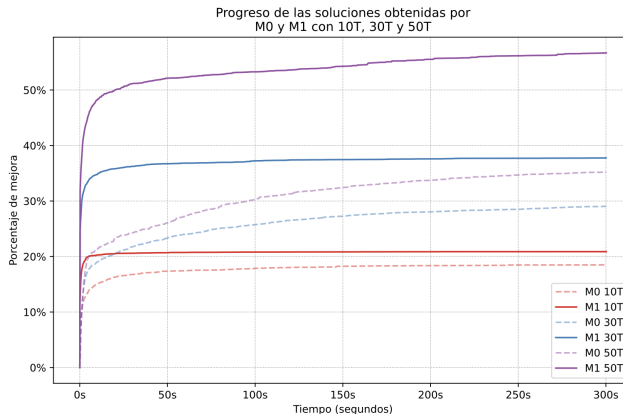
Estudio Computacional: Resultados

Rendimiento por método de mejora



Estudio Computacional: Resultados

Progreso de las soluciones del mejor método elegido: M1



- 1 Introducción
- 2 Problema
- 3 Algoritmo Genético
- 4 Estudio Computacional
- 5 Conclusiones y Trabajos Futuros**

Conclusiones

- El algoritmo ha demostrado ser un método eficiente para determinar la disposición de los paquetes en el contenedor.
- Los métodos de mejoras consiguen reducir el tiempo necesario para encontrar la mejor solución.
- También consiguen mejorar la calidad de las soluciones.
- Elevado número de tipos de paquetes necesitan más tiempo para converger.

Trabajos Futuros

- Diseñar otros tipos de operadores de cruce y mutación.
- Considerar otras restricciones prácticas.
- Probar el algoritmo con datos reales.
- Incluir el algoritmo en un DSS utilizado en tiempo real.

Gracias