

Problema de Transporte Logístico Discreto

Diseño y Análisis de Algoritmos

Richard A. Matos Arderí
Abel Ponce González
Abraham Romero Imbert

Facultad de Matemática y Computación

20 de enero de 2026

Contenidos

- 1 El Problema
- 2 Formalización Matemática
- 3 Análisis de Complejidad
- 4 Métodos de Resolución
- 5 Análisis Experimental
- 6 Conclusiones

Descripción del Problema

Escenario Real:

- n paquetes con peso y valor
- k vehículos con capacidad máxima
- Distribuir respetando límites de capacidad
- **Objetivo:** Equilibrar la carga

Ejemplo Simple:

- 4 paquetes: 2kg, 3kg, 4kg, 1kg
- 2 camiones: 6kg uno y 5kg otro
- Desafío: distribución equitativa

[ESPACIO PARA ILUSTRACIÓN: Camiones y paquetes]

Entrada del Problema:

- Ítems: Un ítem $i \in I$ se caracteriza por un par (w_i, v_i) , $I = \{1, 2, \dots, n\}$
- Pesos: $w_i > 0$ para cada ítem i
- Valores: $v_i \geq 0$ para cada ítem i
- k contenedores con capacidades C_1, \dots, C_k

Variables de Decisión:

$$x_{ij} = \begin{cases} 1 & \text{si ítem } i \text{ va a contenedor } j \\ 0 & \text{en otro caso} \end{cases}$$

Objetivo: Minimizar: $\max_j V_j - \min_j V_j$

donde $V_j = \sum_{i=1}^n v_i \cdot x_{ij}$

Sujeto a: $\forall j \in \{1, \dots, k\} : \sum_{i: \sigma(i)=j} w_i \leq C_j$

Formulación como Programa Lineal Entero

Planteo ILP:

$$\begin{aligned} &\text{minimizar} && z^+ - z^- \\ &\text{s.a.:} && \sum_{j=1}^k x_{ij} = 1, \quad \forall i \\ & && \sum_{i=1}^n w_i \cdot x_{ij} \leq C_j, \quad \forall j \\ & && \sum_{i=1}^n v_i \cdot x_{ij} \leq z^+, \quad \forall j \\ & && \sum_{i=1}^n v_i \cdot x_{ij} \geq z^-, \quad \forall j \\ & && x_{ij} \in \{0, 1\} \end{aligned}$$

Propiedad: En optimalidad: $z^+ = \max_j V_j$ y $z^- = \min_j V_j$

Problema de Decisión vs Optimización

Problema de Decisión (BALANCED-BIN-PACKING-DEC):

Dados n ítems con pesos y valores, k bins con capacidades C_1, \dots, C_k , y un umbral B , ¿existe una asignación factible tal que la diferencia máxima de valores entre bins sea $\leq B$?

Problema de Optimización (BALANCED-BIN-PACKING-OPT):

Dados n ítems con pesos y valores, k bins con capacidades C_1, \dots, C_k , encontrar una asignación factible que minimice la diferencia máxima de valores entre bins.

Proposición: Si el problema de decisión BALANCED-BIN-PACKING-DEC está en NP, entonces el problema de optimización BALANCED-BIN-PACKING-OPT está en NPO (problemas de optimización NP).

Paso 1: **BALANCED-BIN-PACKING-DEC** \in NP

Un certificado para una instancia con respuesta 'sí' es una asignación $\sigma : I \rightarrow \{1, \dots, k\}$. La verificación requiere:

- 1 Verificar que cada ítem está asignado: $O(n)$
- 2 Calcular peso total de cada bin: $O(n)$
- 3 Verificar restricciones de capacidad: $O(k)$
- 4 Calcular valor total de cada bin: $O(n)$
- 5 Verificar que $\max_j V_j - \min_j V_j \leq B$: $O(k)$

Total: $O(n + k)$, por lo tanto el certificado es verificable en tiempo polinomial. \square

Cadena clásica para NP-completitud fuerte:

$$3\text{-SAT} \leq_p 3\text{DM} \leq_p 4\text{-PARTITION} \leq_p 3\text{-PARTITION} \leq_p \text{BALANCED-BIN-PACKING}$$

Fuentes originales de las reducciones:

- **3-SAT** \rightarrow **3DM**: Karp (1972) — *Reducibility Among Combinatorial Problems*
- **3DM** \rightarrow **4-PARTITION** \rightarrow **3-PARTITION**: Garey & Johnson (1975, 1979)

Implicación: El problema es fuertemente NP-Hard

Reducción: 3-PARTITION \leq_p BALANCED-BIN-PACKING

Construcción (Garey & Johnson, 1979):

Dada instancia de 3-PARTITION con $\{a_1, \dots, a_{3m}\}$ y objetivo B :

- **Ítems:** Para cada a_i crear ítem con peso $w_i = a_i$ y valor $v_i = a_i$
- **Bins:** $k = m$ contenedores, cada uno con capacidad $C_j = B$
- **Umbral:** $\beta = 0$ (balance perfecto)

Correctitud (\Rightarrow): Si existe 3-partición válida $\{A_1, \dots, A_m\}$:

- Cada A_j tiene 3 elementos que suman $B \Rightarrow$ bin j tiene valor B
- Diferencia: $\max_j V_j - \min_j V_j = B - B = 0 \leq \beta \checkmark$

Correctitud (\Leftarrow): Si existe asignación con diferencia ≤ 0 :

- Todos los bins tienen valor B (pues suma total $= mB$ y hay m bins)
- Restricciones $\frac{B}{4} < a_i < \frac{B}{2} \Rightarrow$ exactamente 3 elementos por bin
- Esto constituye una 3-partición válida \checkmark

Implicaciones de la NP-Complejidad

Corolario 1: NP-Hardness del problema de optimización

*El problema **BALANCED-BIN-PACKING-OPT** es **NP-hard**.*

Razón: Un algoritmo polinomial para optimización resolvería el problema de decisión comparando con B , implicando $P = NP$.

Corolario 2: Capacidades heterogéneas

*El problema con capacidades **diferentes** C_1, \dots, C_k es al menos tan difícil como el caso uniforme.*

Razón: El caso uniforme es instancia particular del heterogéneo.

Consecuencias prácticas:

- No existe algoritmo polinomial exacto (asumiendo $P \neq NP$)
- Se requiere **trade-off: optimalidad vs velocidad**
- Métodos aproximados y heurísticas son necesarios

Métodos Implementados (por tipo)

Exactos (garantizan óptimo):

- Fuerza Bruta
- Branch & Bound
- Programación Dinámica

Greedy / Aproximados (muy rápidos):

- FFD (First Fit Decreasing)
- BFD (Best Fit Decreasing)
- WFD (Worst Fit Decreasing)
- LDF (Largest Difference First)
- LPT Balanced (Longest Processing Time)
- KK (Karmarkar-Karp) para particionamiento
- Round Robin balanceado

Metaheurísticas (búsqueda inteligente):

- Simulated Annealing
- Algoritmos Genéticos
- Búsqueda Tabú

Nota: Greedy prioriza velocidad; metaheurísticas balancean calidad/tiempo; exactos garantizan optimalidad en instancias pequeñas.

Búsqueda Exhaustiva (Fuerza Bruta)

Estrategia: Enumerar y evaluar todas las k^n asignaciones posibles.

Garantías: Encuentra el óptimo global garantizado

Límites prácticos (1 segundo):

- $k = 2$: hasta $n = 14$ (16K asignaciones)
- $k = 3$: hasta $n = 11$ (177K asignaciones)
- $k = 4$: hasta $n = 8$ (65K asignaciones)

Complejidad:

- **Tiempo:** $O(k^n \cdot n)$ - Exponencial en ambas dimensiones
- **Espacio:** $O(n + k)$ - Muy eficiente

Aplicabilidad: Validar heurísticas, instancias pequeñas ($n \leq 14$)

Branch and Bound - Búsqueda con Poda

Idea Central: Fuerza Bruta + Cotas Inferiores = Poda Inteligente

Algoritmo:

- 1 Construir árbol de decisión rama por rama
- 2 Para cada nodo: calcular **cota inferior** optimista
- 3 Si $cota \geq$ mejor solución encontrada: **podar rama**
- 4 Continuar con ramas prometedoras

Mejora respecto Fuerza Bruta:

- Explora **solo subárbol prometedor**
- Cotas ajustadas = mayor poda
- Encontrar óptimo rápido = mejor umbral de poda

Complejidad: $O(k^n)$ peor caso, pero mucho mejor en práctica

Garantías: **Optimalidad + velocidad** en instancias medianas

Programación Dinámica - Construcción Óptima

Estrategia: Construir solución de forma incremental: contenedor por contenedor.

Subestructura Óptima: Si tenemos la mejor asignación a $j - 1$ contenedores, podemos encontrar la mejor para j contenedores añadiendo uno nuevo.

Estado DP: $DP[j][mask] =$ mejor configuración de ítems en $mask$ usando primeros j contenedores

- j : número de contenedores (1 a k)
- $mask$: subconjunto binario de ítems

Recurrencia: Para cada contenedor j , probar todos los subconjuntos de ítems que le caben

Complejidad:

- **Tiempo:** $O(k^2 \cdot 3^n)$ - Factor 3 por subconjuntos
- **Espacio:** $O(k \cdot 2^n)$ - Tabla completa

Límites: Instancias pequeñas ($n \leq 15$)

Algoritmos Greedy - Primera Parte

Estrategia común: Ordena ítems y asigna cada uno usando una regla local.

First Fit Decreasing (FFD):

- Ordena por peso decreciente
- Asigna al **primer contenedor** con espacio disponible
- Tiempo: $O(n \log n + n \cdot k)$ — Gap: 5-15 %

Best Fit Decreasing (BFD):

- Ordena por valor decreciente
- Asigna al contenedor que **minimiza diferencia** resultante
- Tiempo: $O(n \log n + n \cdot k)$ — Gap: 4-12 %

Worst Fit Decreasing (WFD):

- Ordena por valor decreciente
- Asigna al contenedor con **mayor espacio libre**
- Distribución uniforme — Tiempo: $O(n \log n + n \log k)$ — Gap: 5-15 %

LPT Balanced:

- **Longest Processing Time** para balance
- Asigna al contenedor con **menor valor** actual
- Muy rápido — Tiempo: $O(n \log n + n \log k)$ — Gap: 3-10 %

Algoritmos Greedy y Aproximación - Segunda Parte

Round Robin Greedy:

- Distribución secuencial por **mínimo valor actual**
- Tiempo: $O(n \log n + n \log k)$ — Gap: 4-14 %

Largest Difference First (LDF):

- En cada paso, **evalúa todas combinaciones** (ítem, contenedor)
- Elige la que **minimiza diferencia** resultante
- Más lento pero mejor balance
- Tiempo: $O(n^2 \cdot k)$ — Gap: 2-8 %

Karmarkar-Karp (KK) - Particionamiento:

- Algoritmo clásico de **diferenciación**
- Combina valores: reemplaza dos máximos por su diferencia
- Excelente para 2 contenedores
- Tiempo: $O(n \log n)$ — Gap: 2-6 %

Resumen Greedy:

- **Ventaja:** Muy rápidos, $O(n \log n)$
- **Desventaja:** Gap 2-15 %, sin garantías teóricas
- **Uso:** Baseline rápido, problemas grandes

Simulated Annealing, Algoritmos Genéticos, Búsqueda Tabú

Esquema general:

- 1 Generar solución inicial
- 2 Mejorar iterativamente con movimientos locales
- 3 Aceptar movimientos malos ocasionalmente
- 4 Detener por convergencia o tiempo

Ventajas: Rápidas, buenos resultados

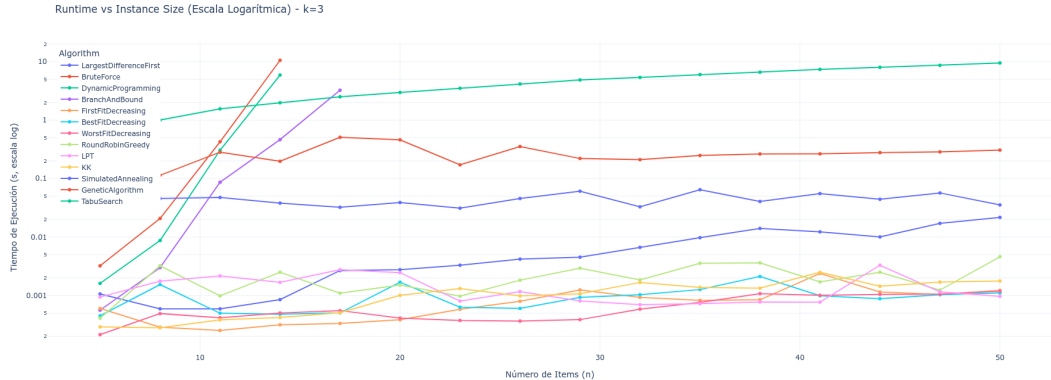
Desventajas: Sin garantías, aleatoriedad, parámetros

Complejidad temporal y espacial de los algoritmos implementados

Algoritmo	Tiempo	Espacio
Fuerza Bruta	$O(k^n \cdot n)$	$O(n + k)$
FFD	$O(n \log n + n \cdot k)$	$O(n + k)$
BFD	$O(n \log n + n \cdot k)$	$O(n + k)$
WFD	$O(n \log n + n \log k)$	$O(n + k)$
LPT Balanced	$O(n \log n + n \log k)$	$O(n + k)$
Round Robin	$O(n \log n + n \log k)$	$O(n + k)$
LDF	$O(n^2 \cdot k)$	$O(n + k)$
KK (Karmarkar-Karp)	$O(n \log n)$	$O(n)$
Prog. Dinámica	$O(k^2 \cdot 3^n)$	$O(k \cdot 2^n)$
Branch & Bound	$O(k^n)$ peor caso	$O(n \cdot k)$
Simulated Annealing	$O(I \cdot n)$	$O(n)$
Genetic Algorithm	$O(G \cdot P \cdot n)$	$O(P \cdot n)$
Tabu Search	$O(I \cdot N)$	$O(n + T)$

Leyenda: n =ítems, k =contenedores, I =iteraciones, G =generaciones, P =población, N =vecindario, T =lista tabú

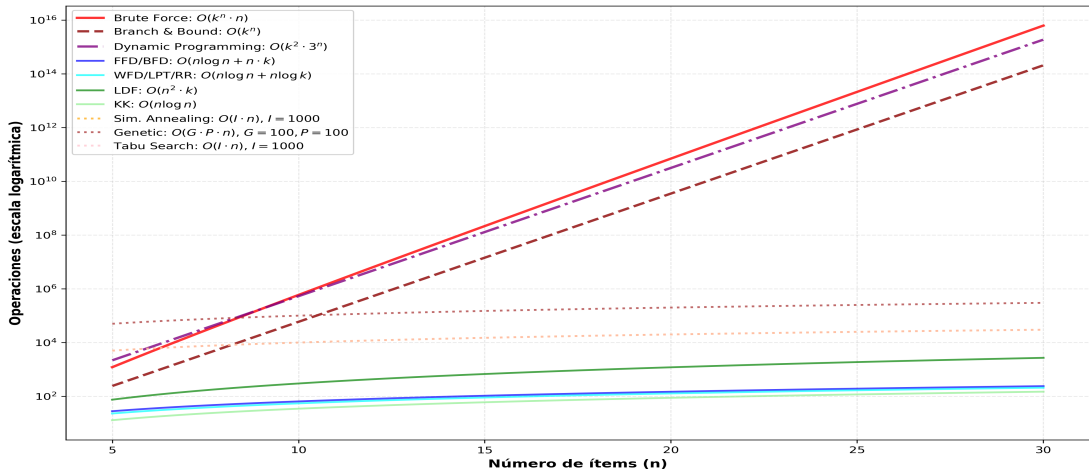
Comparación de Tiempos



Instancias aleatorias con $n \in [5, 50]$ e $k = 3$
Eje Y: tiempo (segundos, escala logarítmica)
Eje X: número de ítems

Órdenes de Complejidad

Comparación de Órdenes de Complejidad - Todos los Algoritmos
($k=3$, Escala Logarítmica)

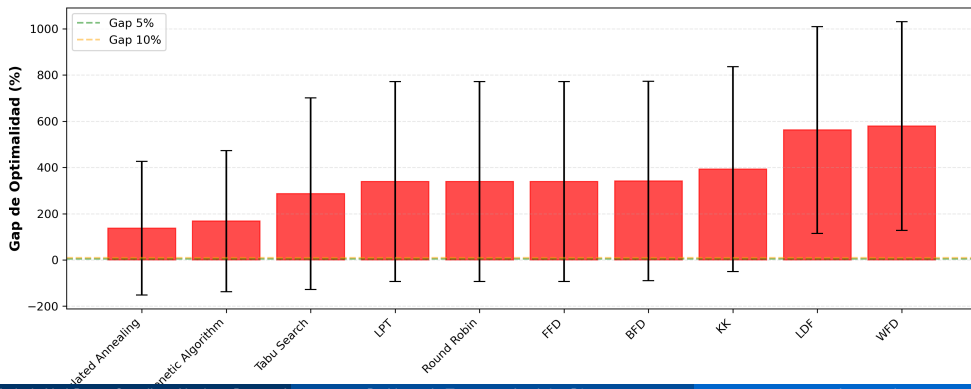


Comparación teórica de órdenes de complejidad con $k = 3$ contenedores

Gap de Optimalidad:

$$\text{Gap}(\%) = \frac{\text{Heurístico} - \text{Óptimo}}{\text{Óptimo}} \times 100$$

**Gap Promedio de Optimalidad por Algoritmo
(con respecto a Branch & Bound)**



Resumen Comparativo

Algoritmo	Óptimo	Velocidad	Rango	Aplicación
Métodos Exactos (Garantizan optimalidad)				
Fuerza Bruta	Sí	Muy lenta	$n < 15$	Validación, instancias mínimas
Branch & Bound	Sí	Media	$n < 25$	Instancias medianas, mejor relación
Prog. Dinámica	Sí	Media	$n < 20$	Instancias pequeñas con subproblemas
Métodos Aproximados/Greedy (Rápidos, sin garantía)				
FFD (First Fit Dec.)	No	Muy rápida	Todos	Baseline rápido, gap 5-15 %
BFD (Best Fit Dec.)	No	Muy rápida	Todos	Equilibrio simple, gap 4-12 %
WFD (Worst Fit Dec.)	No	Muy rápida	Todos	Distribución balanceada, gap 5-15 %
LDF (Largest Diff. First)	No	Rápida	Todos	Balance óptimo, gap 2-8 %
LPT Balanced	No	Muy rápida	Todos	Greedy mejorado, gap 3-10 %
KK (Karmarkar-Karp)	No	Muy rápida	Todos	Particionamiento, gap 2-6 %
Round Robin	No	Muy rápida	Todos	Distribución uniforme, gap 4-14 %
Metaheurísticas (Búsqueda inteligente, mejor calidad)				
Simulated Annealing	No	Rápida	Todos	Escape de mínimos locales, gap 0.5-2 %
Algoritmos Genéticos	No	Rápida	Todos	Problemas complejos, gap 0.5-3 %
Búsqueda Tabú	No	Rápida	Todos	Mejor calidad promedio, gap 0.2-1.5 %

1. **NP-Hard:** No existe algoritmo polinomial (bajo $P \neq NP$)

2. **Trade-off:** Optimalidad vs velocidad

Elección depende del contexto:

- Instancias pequeñas: B&B o DP
- Problemas reales: Metaheurísticas
- Baseline rápido: Greedy (FFD, LPT, KK, LDF)

3. **Herramientas:** 14 algoritmos, dashboard interactivo, benchmarking

4. **Aplicaciones:** Logística, distribución de carga, computación distribuida

Gracias por su atención

Preguntas y Discusión

Código disponible en GitHub