



UNIVERSIDAD DE ALMERÍA

Proyecto 3 Programación Dinámica **Llenar el camión con los productos más** **beneficiosos**

Estructura de datos y algoritmos II
equipo-ualeda2-2024-simon-antonio



Venzal Sánchez, Simón María
Guerrero Crespo-López, Antonio

Índice

Proyecto 3 Programación Dinámica	5
1.- Objetivo.	5
1.1 Introducción teórica a la programación dinámica.	5
1.2 División del trabajo.	6
2.- Antecedentes.	6
2.1 Motivación.	6
2.2 Alternativas planteadas.	7
2.3 Solución final.	7
3.- Trabajo a desarrollar.	7
3.1 Estudio de la implementación.	7
3.1.1 Camión Recursivo.	7
3.1.2 Camión Tabla.	8
3.1.3 Camión Programación dinámica.	9
3.1.4 Camión Programación dinámica 2.	11
3.1.5 Camión Programación dinámica 3.	13
3.1.6 Camión Voraz.	14
3.2 Estudio teórico.	16
3.2.1 Camión Recursivo.	17
3.2.2 Camión Tabla.	17
3.2.3 Camión Programación dinámica.	18
3.2.4 Ejercicio 4, Relación entre el caso 2 y 3.	18
3.2.5 Camión Programación dinámica 2.	20
3.2.6 Camión Programación dinámica 3.	20
3.2.7 Ejercicio 8 Objetos no fraccionables con pesos decimales en PD.	20
3.2.8 Camión Voraz.	21
3.3 Estudio experimental.	21
3.3.1 Camión Recursivo.	24
3.3.2 Camión Tabla.	24
3.3.3 Camión Programación dinámica.	25
3.3.4 Camión Programación dinámica 2.	25
3.3.5 Camión Programación dinámica 3.	25
3.3.6 Camión Voraz.	26
3.3.7 Test de rendimiento.	27
3.3.7.1 test01NConstantePVariable.	27
3.3.7.2 test02NVariablePConstante.	27
4.- Anexo 1.	28
4.1 Diseño del código.	28
4.2 Diagramas de clase.	29
4.2.1 Clase LlenadoCamionMain.	29
4.2.2 Clase Objeto.	30
4.2.3 Clase Tools.	31
4.2.4 Clase Resultado.	32

4.2.5 Clase Camion.	33
4.3 Listado de archivos fuente.	33
5.- Anexo 2.	34
5.1 Cálculos realizados.	34
5.1.1 test01NConstantePVariable.	34
5.1.1.1 Camión Recursivo.	34
5.1.1.2 Camión Tabla.	35
5.1.1.3 Camión Programación dinámica.	36
5.1.1.4 Camión Programación dinámica 2.	36
5.1.1.5 Camión Programación dinámica 3.	37
5.1.1.6 Camión Voraz.	37
5.1.2 test02NVariablePConstante.	38
5.1.2.1 Camión Recursivo.	38
5.1.2.2 Camión Tabla.	39
5.1.2.3 Camión Programación dinámica.	39
5.1.2.4 Camión Programación dinámica 2.	40
5.1.2.5 Camión Programación dinámica 3.	40
5.1.2.6 Camión Voraz.	41
5.2 Conclusiones finales.	41
6.- Bibliografía.	42

Proyecto 3 Programación Dinámica

1.- Objetivo.

1.1 Introducción teórica a la programación dinámica.

La programación dinámica o PD utiliza un método ascendente (bottom-up) para la resolución de problemas, a diferencia de divide y vencerás que es descendente, en este enfoque se descompone el problema en subproblemas solapados y se va construyendo la solución con las soluciones de estos subproblemas.

Otra similitud con DyV es el razonamiento inductivo o la descomposición recursiva del problema, no obstante a la hora de resolver el problema DyV primero aplica la forma recursiva, mientras que la programación dinámica resuelve primero los subproblemas (una única vez) y guarda los resultados en una tabla (algoritmo iterativo).

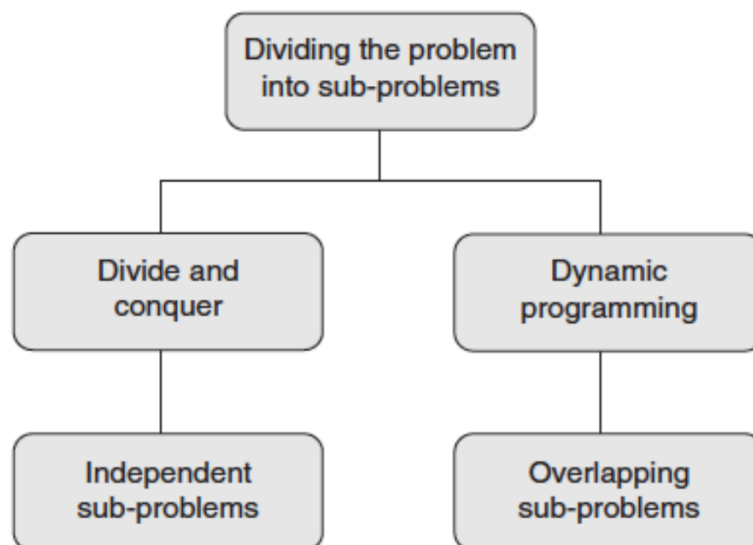


Imagen 1: Diagrama sobre las diferencias de enfoques en DyV y Programación dinámica.

Fuente: Apuntes de clase Estructura de datos y algoritmos 2 (Tema 4 Dynamic Programming), Universidad de Almería.

Para la PD no hay un esquema algorítmico único, aunque todos se fundamentan en el principio de optimalidad de Bellman, este concepto fundamental para la PD es una técnica de optimización matemática la cual establece que:

“Una política óptima tiene la propiedad de que, independientemente del estado inicial y la decisión inicial, las decisiones restantes deben constituir una política óptima con respecto al estado resultante de la primera decisión” (Bellman, 1957, Cap. III.3.)

Es decir, dada una secuencia óptima de decisiones que resuelve un problema, cualquier subsecuencia de decisiones que tenga el mismo estado final también debe ser óptima para el subproblema correspondiente.

Este principio es la base de la ecuación de Bellman, donde se busca descomponer un problema de optimización dinámica en subproblemas más simples, permitiendo como se resolver problemas de una manera más eficiente, en el que por ejemplo como en esta práctica en la que se pretende maximizar n objetos (verduras), cada una con un peso natural p_i ($p_i > 0$) y con un beneficio (que se puede obtener al venderlo) de un valor real b_i ($b_i > 0$) y que el camión tiene un PMA (Peso Máximo Autorizado) de P .

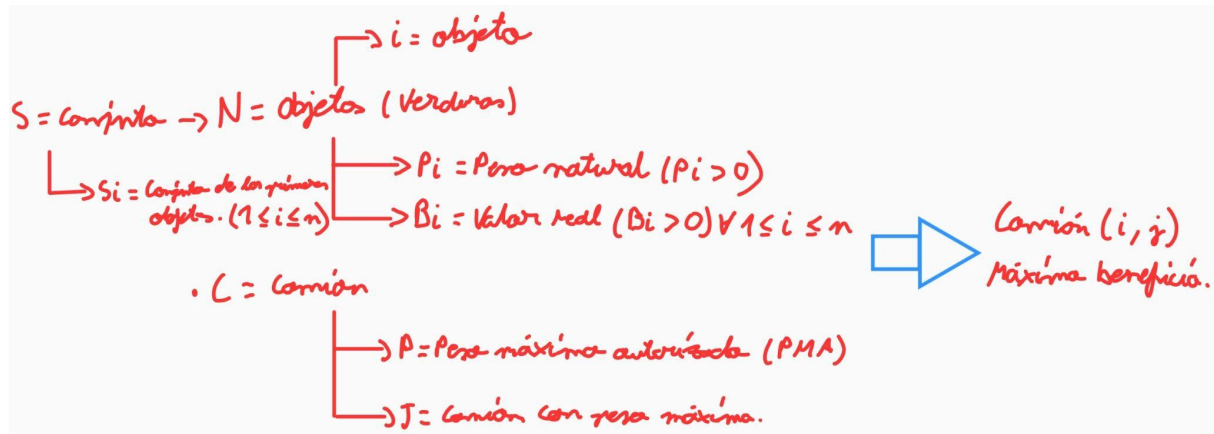


Imagen 2: Diagrama resumen de variables requeridas para el desarrollo de la práctica 3 de EDA".
Fuente: Elaboración propia.

1.2 División del trabajo.

La división del trabajo realizada ha sido muy similar a los anteriores proyectos, en la que ambos hemos hecho de todo, al ser únicamente dos personas realizamos un contacto diario entre nosotros sobre los problemas, avances y corrección de errores que vamos realizando, donde trabajamos tanto de manera presencial como online.

2.- Antecedentes.

2.1 Motivación.

Para aplicar la programación dinámica de manera general se realizan los siguientes pasos:

1. Se comprueba que se cumple el principio de optimalidad de Bellman, para lo que hay que encontrar la estructura de la solución.
2. Se define recursivamente la solución óptima del problema (en función de los valores de las soluciones para subproblemas de menor tamaño).
3. Se calcula el valor de la solución óptima utilizando un enfoque bottom-up.
 - Determinando el conjunto de subproblemas a resolver (tamaño de la tabla).
 - Identificando los subproblemas que son un caso base.
 - Calculando los valores de soluciones más complejas a partir de los valores previamente calculados (ecuación recurrente).

4. Fin de proceso determinando la solución óptima a partir de los datos almacenados en la tabla.

Estos pasos y necesidad previa de estructuración del enfoque a la hora de resolver el problema proporcionan una visión y metodología de trabajo diferente con la que pensar de otra manera cómo resolver problemas complejos de programación

2.2 Alternativas planteadas.

Dado la carga de trabajo que tenemos tanto Antonio como yo (Simón), el espacio entre entregas de las prácticas de la asignatura y que el propio guión de la práctica propone cabeceras para la implementación, se consideró tomar un enfoque de trabajo en el que se resolvieran los problemas propuestos de una manera ágil y directa, dado que el tiempo era muy ajustado se prefirió resolver y más adelante mejorar o plantear otras opciones.

Por ejemplo el primer ejercicio se podría resolver haciendo uso de DyV, mientras que en el segundo directamente se plantó con enfoque con PD, también se indica usar un enfoque Greedy en el noveno ejercicio, luego como se ha comentado no nos hemos planteado muchas alternativas dado el camino por el que nos lleva la práctica en sí y las recomendaciones que proporciona.

2.3 Solución final.

Las diversas soluciones finales alcanzadas buscaban un código eficiente y muy legible ya que al existir numerosos ejercicios se ha buscado una practicidad total y de poderse reusar y replantear código ya funcional.

3.- Trabajo a desarrollar.

3.1 Estudio de la implementación.

3.1.1 Camión Recursivo.

Para resolver el problema del camión recursivo se emplean dos métodos, `camionRecursive()` y `camionRecursive(int n, int P, int[] p, double[] b)`.

El primer método, **`camionRecursive()`**. Empieza obteniendo los datos necesarios como el número total de objetos, la capacidad máxima de la mochila, los pesos y los beneficios de los objetos. Luego llama al segundo método, que es recursivo, pasando estos datos como argumentos. Este método devuelve un beneficio máximo que se almacena en una instancia de Resultado, a la cual se le asigna este valor de beneficio máximo antes del return.

El segundo método, **`camionRecursive(int n, int P, int[] p, double[] b)`**, es donde se realiza el cálculo recursivo para determinar el beneficio máximo que se puede obtener. Comprueba si se han considerado todos los objetos o si la mochila ya está llena, casos en los cuales retorna cero porque no se puede obtener más beneficio. Si el objeto actual es demasiado pesado para la capacidad restante de la mochila, simplemente lo omite y hace una llamada recursiva sin incluir este objeto. Si el objeto puede ser incluido, entonces calcula el beneficio

de dos escenarios: uno donde el objeto se incluye y otro donde no se incluye. Obtiene el máximo de estos dos beneficios como el beneficio resultante para esa instancia particular de la llamada recursiva. De esta forma, el método explora todas las combinaciones posibles de incluir o no cada objeto, asegurando que se encuentre el máximo beneficio total para la capacidad dada de la mochila.

Pseudocódigo camionRecursive
<p>Función camionRecursive() devuelve Resultado</p> <pre> n = obtenerN() P = obtenerP() pesos = obtenerPesos() beneficios = obtenerBeneficios() maxBeneficio = camionRecursive(n, P, pesos, beneficios) resultado = nuevo Resultado() resultado.setBeneficioTotal(maxBeneficio) devolver resultado </pre> <p>Función camionRecursive(n, P, p, b) devuelve número real</p> <pre> si n == 0 o P == 0 entonces devolver 0 si p[n - 1] > P entonces devolver camionRecursive(n - 1, P, p, b) devolver máximo(camionRecursive(n - 1, P - p[n - 1], p, b) + b[n - 1], camionRecursive(n - 1, P, p, b)) </pre>

Tabla 1: Pseudocódigo camionRecursive.

3.1.2 Camión Tabla.

Para resolver este problema se utiliza programación dinámica para evitar el recálculo de estados ya evaluados.

El primer método, **camionTable()**. Inicialmente, se obtienen valores como el número total de objetos (n), la capacidad máxima de la mochila (P), los pesos de los objetos (p) y sus beneficios (b). Se crea una tabla de tamaño (n+1) x (P+1) y se inicializa con valores de -1 para indicar que aún no se ha calculado el beneficio para esa combinación de objeto y capacidad de la mochila.

El método llama a **camionRec(n, P, p, b)**, que es un método recursivo que utiliza esta tabla para almacenar los beneficios máximos calculados, evitando así la necesidad de recalculaciones innecesarias. El beneficio máximo obtenido de esta función se asigna a una instancia de Resultado, para devolverlo al final.

El método **camionRec(int n, int P, int[] p, double[] b)**. Verifica si ya se alcanzó el caso base de la recursión, es decir, cuando no quedan objetos por considerar (n == 0) o no hay capacidad en la mochila (P == 0), retornando 0 en esos casos. Si ya se ha calculado previamente el beneficio para la combinación de objeto y capacidad (esto es, tabla[n][P] es distinto de -1), simplemente devuelve el valor almacenado. Si el objeto actual no cabe en la mochila, llama recursivamente a la función sin incluir el objeto. Si el objeto cabe, compara el beneficio de incluir el objeto actual en la mochila más el mejor beneficio sin ese peso, contra

el beneficio de no incluir el objeto. El mayor de estos dos valores se almacena en `tabla[n][P]` y se devuelve como el beneficio óptimo para esa instancia.

Al no recalcular continuamente las mismas operaciones ya hechas anteriormente, el algoritmo mejora muchísimo su eficiencia, y si en lugar de usar una tabla para guardar esos datos se emplea un mapa se puede ganar aún más eficiencia.

Pseudocódigo camionTable
<p>Función <code>camionTable()</code> devuelve Resultado</p> <pre> n = obtenerN() P = obtenerP() p = obtenerPesos() b = obtenerBeneficios() tabla = nueva matriz de números reales con dimensiones (n + 1) x (P + 1) para i desde 0 hasta n hacer para j desde 0 hasta P hacer tabla[i][j] = -1 fin para fin para maxBeneficio = camionRec(n, P, p, b) resultado = nuevo Resultado() resultado.setBeneficioTotal(maxBeneficio) devolver resultado </pre> <p>Función <code>camionRec(n, P, p, b)</code> devuelve número real</p> <pre> si n == 0 o P == 0 entonces devolver 0 si tabla[n][P] != -1 entonces devolver tabla[n][P] si p[n - 1] > P entonces tabla[n][P] = camionRec(n - 1, P, p, b) sino conObjeto = camionRec(n - 1, P - p[n - 1], p, b) + b[n - 1] sinObjeto = camionRec(n - 1, P, p, b) tabla[n][P] = máximo(conObjeto, sinObjeto) fin si devolver tabla[n][P] </pre>

Tabla 2: Pseudocódigo `camionTable`.

3.1.3 Camión Programación dinámica.

Consiste en el problema de la mochila mediante la técnica de programación dinámica para optimizar el beneficio total sin exceder la capacidad máxima permitida.

El método **camionDP()** comienza por inicializar la tabla de programación dinámica, `tabla`, que tiene dimensiones $(n+1) \times (P+1)$, donde n es el número de objetos disponibles y P es la capacidad máxima de la mochila. Cada celda de esta tabla representa el máximo beneficio obtenido con un número determinado de objetos y hasta una capacidad específica de la mochila. Las celdas se inicializan en -1 para indicar que aún no se ha calculado el beneficio para esa configuración de objeto-capacidad.

Utilizando un doble bucle, se llena la tabla de la siguiente manera:

- Bucle externo: Itera sobre cada objeto disponible.
- Bucle interno: Itera sobre cada posible capacidad desde 1 hasta P.

Si la capacidad actual es menor que el peso del objeto en consideración, se copia el valor de la celda anterior (mismo objeto, capacidad anterior) porque el objeto actual no puede ser incluido.

Si la capacidad es suficiente para incluir el objeto, se calcula el beneficio de incluirlo sumando su valor al máximo beneficio obtenido con la capacidad restante después de incluir el objeto. Este valor se compara con el beneficio de no incluir el objeto (valor en la celda anterior). La tabla en la posición actual se actualiza con el máximo de estos dos valores.

Una vez completada la tabla, el valor en `tabla[n][P]` representa el máximo beneficio que se puede obtener con todos los objetos considerados y la capacidad máxima de la mochila.

Determinación de los objetos incluidos:

Para identificar qué objetos forman parte de la solución óptima, se utiliza el método **getItemSolRecursiva()** que llama a **test()**. Este método recursivo explora la tabla de programación dinámica de abajo hacia arriba y de derecha a izquierda, marcando los objetos que deben incluirse para alcanzar el máximo beneficio:

Comienza en `tabla[n][P]` y revisa si el beneficio en esta celda provino de incluir el objeto n. Si es así, marca el objeto como incluido (ajustando el valor en el arreglo de soluciones) y reduce la capacidad en el peso de ese objeto para continuar el chequeo.

Si el beneficio máximo no provino de incluir el objeto actual, simplemente se mueve a la celda anterior para continuar la verificación.

El resultado, que incluye el beneficio total y el peso total de los objetos seleccionados, se guarda en una instancia de la clase Resultado. Esta instancia se retorna, proporcionando el peso y beneficio total además de los objetos seleccionados.

Pseudocódigo camionDP
<p>Función camionDP() devuelve Resultado</p> <p>P = obtenerP() p = obtenerPesos() b = obtenerBeneficios() n = longitud(b) tabla = nueva matriz de números reales con dimensiones (n + 1) x (P + 1)</p> <p>para i desde 1 hasta n hacer para j desde 1 hasta (p[i - 1] - 1) hacer tabla[i][j] = tabla[i - 1][j] fin para para j desde p[i - 1] hasta P hacer b1 = tabla[i - 1][j - p[i - 1]] + b[i - 1] b2 = tabla[i - 1][j] tabla[i][j] = máximo(b1, b2)</p>

```

    fin para
fin para

maxBeneficio = tabla[n][P]
resultado = nuevo Resultado()
resultado.setBeneficioTotal(maxBeneficio)
resultado.setPesoTotal(calcularPesoTotal(getItemSolRekursiva(), p))
devolver resultado

```

Función getItemSolRekursiva() devuelve arreglo de enteros

```

n = obtenerN()
P = obtenerP()
p = obtenerPesos()
b = obtenerBeneficios()
sol = nuevo arreglo de enteros con longitud n
test(n, P, p, b, sol)
devolver sol

```

Subrutina test(j, c, p, b, sol)

```

si j > 0 entonces
    si c < p[j - 1] entonces
        test(j - 1, c, p, b, sol)
    sino
        si tabla[j - 1][c - p[j - 1]] + b[j - 1] > tabla[j - 1][c] entonces
            test(j - 1, c - p[j - 1], p, b, sol)
            sol[j - 1] = 1
        sino
            test(j - 1, c, p, b, sol)
    fin si
fin si

```

Función calcularPesoTotal(sol, pesos) devuelve número real

```

pesoTotal = 0
para i desde 0 hasta longitud(sol) - 1 hacer
    si sol[i] == 1 entonces
        pesoTotal += pesos[i]
    fin si
fin para
devolver pesoTotal

```

Tabla 3: Pseudocódigo camionDP.

3.1.4 Camión Programación dinámica 2.

Este ejercicio trata el problema de la mochila usando programación dinámica iterativa, optimizando el almacenamiento y recuperación de los objetos que maximizan el beneficio sin exceder la capacidad máxima de la mochila.

El método **camionDP2()** comienza obteniendo la capacidad máxima de la mochila (P), los pesos (p) y los beneficios (b) de los objetos. Se inicializa una tabla de tamaño (n+1) x (P+1) para ayudar en el cálculo del beneficio máximo, donde n es el número total de objetos. Esta

tabla almacena los beneficios máximos alcanzados para cada combinación de número de objetos y capacidades de mochila para evitar el recálculo de estados.

El llenado de la tabla se realiza mediante dos bucles anidados. El bucle externo itera sobre cada objeto y el bucle interno sobre todas las capacidades posibles desde 1 hasta P. Para cada capacidad, si el objeto actual puede ser incluido, se calcula el beneficio de incluir este objeto sumando su beneficio al máximo beneficio obtenido con la capacidad restante después de incluir el objeto. Este nuevo beneficio se compara con el beneficio obtenido sin incluir el objeto. La celda se actualiza con el máximo de estos dos beneficios.

Una vez que la tabla está completamente llena, el beneficio máximo se obtiene de `tabla[n][P]`. Para determinar qué objetos forman parte de la solución óptima, se utiliza el método **getItemSolIterativa()**, que recorre la tabla de programación dinámica de manera iterativa para identificar los objetos incluidos.

Se comienza en la última celda `tabla[n][P]` y se mueve hacia atrás para determinar si el beneficio en una celda particular provino de incluir el objeto correspondiente. Si fue así, el objeto se marca como incluido y se ajusta la capacidad a la que correspondería haber excluido el peso del objeto.

El resultado guarda el beneficio total, el peso total y los objetos seleccionados en una instancia de la clase `Resultado` para después retornarla con el formato adecuado.

Pseudocódigo camionDP2
<pre>Función camionDP2() devuelve Resultado P = obtenerP() p = obtenerPesos() b = obtenerBeneficios() n = longitud(b) tabla = nueva matriz de números reales con dimensiones (n + 1) x (P + 1) para i desde 1 hasta n hacer para j desde 1 hasta P hacer tabla[i][j] = tabla[i - 1][j] si p[i - 1] <= j entonces b1 = tabla[i - 1][j - p[i - 1]] + b[i - 1] b2 = tabla[i][j] tabla[i][j] = máximo(b1, b2) fin si fin para fin para maxBeneficio = tabla[n][P] resultado = nuevo Resultado() resultado.setBeneficioTotal(maxBeneficio) sol = getItemSolIterativa() resultado.setPesoTotal(calcularPesoTotal(sol, p)) para i desde 0 hasta longitud(sol) - 1 hacer si sol[i] == 1 entonces resultado.agregarObjeto(nuevo Objeto("Objeto " + (i + 1), p[i], b[i])) fin si</pre>

```
fin para
devolver resultado
```

```
Función getItemSolIterativa() devuelve arreglo de enteros
sol = nuevo arreglo de enteros con longitud obtenerN()
j = longitud(tabla[0]) - 1
para i desde longitud(tabla) - 1 hasta 1 hacer
    si tabla[i][j] != tabla[i - 1][j] entonces
        sol[i - 1] = 1
        j -= getPesos()[i - 1]
    fin si
fin para
devolver sol
```

Tabla 4: Pseudocódigo camionDP2.

3.1.5 Camión Programación dinámica 3.

En este caso se implementa otra variante del problema de la mochila usando programación dinámica, pero en esta ocasión utiliza un array para optimizar el cálculo del beneficio máximo sin exceder la capacidad máxima permitida de la mochila. Esto hace que esta variante sea más eficiente en términos de uso de memoria.

El método **camionDP3()** inicia extrayendo la capacidad máxima de la mochila (P), los pesos (p) y los beneficios (b) de los objetos. Después, llama al método camionDP3() que toma estos valores como parámetros para calcular el beneficio máximo.

Dentro del método, se declara un array con tamaño P+1, donde cada posición j del arreglo representará el máximo beneficio obtenible con una mochila de capacidad j. Este array se inicializa con ceros, representando que inicialmente no se ha obtenido ningún beneficio para ninguna capacidad.

El proceso de llenado del array utiliza un bucle que itera sobre cada objeto y un bucle anidado que itera sobre las capacidades de la mochila desde la capacidad máxima P, hacia abajo hasta el peso del objeto actual. Esto se hace para que cada capacidad solo considere el objeto actual una vez y evita sobrescribir los resultados de una iteración anterior que aún podrían ser necesarios.

Cada vez que se evalúa si un objeto puede ser incluido en la mochila (es decir, cuando la capacidad j actual es mayor o igual al peso del objeto $p[i-1]$), se realiza una comparación entre el beneficio máximo existente en esa capacidad ($\text{array}[j]$) y el nuevo beneficio posible si se incluyera el objeto. Este nuevo beneficio se calcula sumando el beneficio del objeto ($b[i-1]$) al beneficio máximo obtenible con la capacidad restante después de incluir el objeto ($\text{array}[j - p[i-1]]$). Si este nuevo

cálculo resulta ser mayor que el beneficio almacenado, entonces se actualiza `array[j]` con este nuevo máximo.

Finalmente, el beneficio máximo que se puede obtener con todos los objetos y la capacidad total de la mochila se encuentra en `array[P]`. Este valor se asigna a una nueva instancia de la clase `Resultado`, estableciendo el beneficio total alcanzado. Este resultado se retorna, proporcionando así el beneficio máximo posible junto con el peso.

Pseudocódigo camionDP3
<p>Función <code>camionDP3()</code> devuelve <code>Resultado</code></p> <pre> P = obtenerP() p = obtenerPesos() b = obtenerBeneficios() maxBeneficio = camionDP3(P, p, b) resultado = nuevo Resultado() resultado.setBeneficioTotal(maxBeneficio) devolver resultado </pre> <p>Función <code>camionDP3(P, p, b)</code> devuelve número real</p> <pre> n = longitud(b) array = nuevo arreglo de números reales con longitud (P + 1) para i desde 1 hasta n hacer para j desde P hasta p[i - 1] hacer array[j] = máximo(array[j], array[j - p[i - 1]] + b[i - 1]) fin para fin para devolver array[P] </pre>

Tabla 5: Pseudocódigo `camionDP3`.

3.1.6 Camión Voraz.

El método **`camionGreedy()`** implementa el algoritmo voraz (greedy) para resolver el problema de la mochila, buscando maximizar el beneficio total sin exceder la capacidad máxima de la mochila, conocida como `P`. Este enfoque selecciona objetos basándose en su relación beneficio/peso.

El método inicia estableciendo un peso acumulado inicial (`pesoFinal`) de cero y crea un array (`used`) para marcar los objetos que ya han sido seleccionados y evitar su reconsideración. También se inicializa una instancia de `Resultado` para almacenar el beneficio y el peso total acumulados, así como los objetos específicos que se van seleccionando.

El bucle principal del método se ejecuta mientras el `pesoFinal` sea menor que la capacidad máxima `P`. Dentro de este bucle ocurre lo siguiente:

Se define una variable `maxBeneficioCoste` para identificar el mayor ratio de beneficio a peso de los objetos aún no seleccionados. Se itera sobre el arreglo de objetos. Para cada objeto

no seleccionado, se calcula su ratio de beneficio a peso. Si este ratio es mayor que el maxBeneficioCoste registrado, se actualiza este máximo y se guarda el índice del objeto como item. Si después de revisar todos los objetos, item sigue siendo -1, significa que no hay más objetos que puedan ser seleccionados sin repetir, y sale del bucle.

Si se encuentra un objeto con el máximo ratio (item diferente de -1), se marca como usado. Luego, se verifica si agregar este objeto excede la capacidad de la mochila. Si no la excede ocurre lo siguiente:

Se suma el peso del objeto al pesoFinal. El objeto se añade a la lista de objetos en la instancia resultado y se actualizan los totales de peso y beneficio en resultado.

El proceso se repite hasta que no se pueden agregar más objetos sin superar la capacidad P o hasta que todos los objetos han sido considerados.

Al final del método, se retorna la instancia resultado, que contiene el beneficio total alcanzado, el peso total y la lista de objetos que optimizan el valor de la mochila bajo el enfoque greedy.

Pseudocódigo camionGreedy
<p>Función camionGreedy() devuelve Resultado</p> <pre> finalWeight = 0 usado = nuevo arreglo de booleanos con longitud obtenerN() resultado = nuevo Resultado() resultado.setPesoTotal(0) resultado.setBeneficioTotal(0) mientras finalWeight < P hacer maxProfitCost = 0 item = -1 para i desde 0 hasta longitud(objetos) - 1 hacer si no usado[i] entonces rel = objetos[i].getBeneficio() / objetos[i].getPeso() si rel > maxProfitCost entonces maxProfitCost = rel item = i fin si fin para si item == -1 entonces salir del bucle fin si usado[item] = verdadero si finalWeight + objetos[item].getPeso() <= P entonces finalWeight += objetos[item].getPeso() resultado.getObjetos().add(nuevo Objeto(objetos[item].getNombre(), objetos[item].getPeso(), objetos[item].getBeneficio())) resultado.setPesoTotal(resultado.getPesoTotal() + objetos[item].getPeso()) resultado.setBeneficioTotal(resultado.getBeneficioTotal() + objetos[item].getBeneficio()) </pre>

```

sino
  salir del bucle
fin si
fin mientras

devolver resultado

```

Tabla 6: Pseudocódigo camionGreedy.

3.2 Estudio teórico.

Dadas las dos técnicas algorítmicas en esta práctica como son PD y Greedy a modo de resumen general tenemos:

1. Programación Dinámica (PD):

- Características: Divide el problema en subproblemas más pequeños y resuelve cada subproblema una sola vez, a menudo se utiliza para problemas de optimización.
- Ventajas: Garantiza una solución óptima, puede manejar problemas con restricciones.
- Desventajas: Requiere más espacio de memoria debido a la tabla de almacenamiento, también puede ser más lento que el enfoque greedy para algunos problemas.
- Ejemplo: Resolución del problema de la mochila.

2. Greedy:

- Características: Toma decisiones basadas en el momento concreto en lugar de considerar todo el conjunto de posibilidades, no garantiza una solución óptima general.
- Ventajas: Más eficiente en términos de tiempo de ejecución, útil para problemas de selección o asignación.
- Desventajas: No siempre encuentra la solución óptima.
- Ejemplo: Árbol de expansión mínimo haciendo uso del algoritmo de Kruskal.

La complejidad esperada en las diferentes versiones puede variar pero de manera general se tiene:

- Algoritmos recursivos: Ofrece peores rendimientos debido a que recalcula varias veces el mismo problema.
- Programación dinámica: Los tiempos están determinados por el tamaño de la tabla a rellenar, con una complejidad de orden $O(n * P)$.

- Algoritmos Greedy: La complejidad de los algoritmos greedy puede variar según el problema específico, por ejemplo en el cambio de monedas la complejidad puede ser baja, sin embargo, no hay una regla general para la complejidad de los algoritmos greedy.

Para la PD que es en la que se centra la práctica, el tiempo de ejecución dependerá de las características concretas del problema que se vaya a resolver.

En general, será de la forma:

Tamaño de la tabla x Tiempo de rellenar cada elemento de la tabla

La programación dinámica (PD) se basa en el uso de tablas para almacenar los resultados parciales, aunque algunos de estos cálculos parciales pueden ser innecesarios, en general, los algoritmos obtenidos mediante esta técnica logran tener complejidades (espaciales y temporales) bastante razonables, de igual manera se debe de no intentar obtener una complejidad temporal de orden polinómico que conduzca a una complejidad espacial excesivamente alta.

3.2.1 Camión Recursivo.

Este método, que utiliza un enfoque recursivo, implementa un algoritmo de programación dinámica recursiva para resolver el problema de la mochila.

El objetivo del problema es determinar la máxima cantidad de beneficio que se puede obtener al llenar una mochila con capacidad P con elementos de pesos p y beneficios b .

En este contexto, se busca calcular el máximo beneficio posible que se puede obtener al llenar una mochila con capacidad limitada.

En cuanto a la complejidad se tiene:

- **camionRecursive()**: De complejidad temporal $O(1)$, ya que solo realiza operaciones constantes y llama a la función `camionRecursive(int n, int P, int[] p, double[] b)`.
- **camionRecursive(int n, int P, int[] p, double[] b)**: Esta función tiene una complejidad de tiempo de $O(2^n)$ en el peor de los casos, dado que para cada elemento, se tiene dos opciones: incluirlo en el camión o no incluirlo, luego se explora todas las posibles combinaciones de elementos.

3.2.2 Camión Tabla.

Este método utiliza un enfoque de programación dinámica con una tabla de memorización para calcular el máximo beneficio posible que se puede obtener al llenar una mochila con capacidad limitada.

Inicializa una tabla de memorización y luego llama al método auxiliar *camionRec* para realizar el cálculo, para la complejidad se obtiene:

- **camionTable()**: Da una complejidad temporal de $O(n \cdot P)$, donde n es el número de elementos y P es la capacidad del camión, ya inicializa una tabla de tamaño $n \times P$ con -1, lo que toma tiempo $O(n \cdot P)$, y luego llama a la función `camionRec(n, P, p, b)`.

- **camionRec(int n, int P, int[] p, double[] b):** También tiene una complejidad temporal de $O(n \cdot P)$ ya que utiliza la técnica de memorización para almacenar los resultados de los subproblemas ya calculados en la tabla, por lo tanto, cada subproblema se calcula solo una vez y se almacena en la tabla para su uso futuro, evitando la necesidad de calcular el mismo subproblema varias veces, lo que reduce la complejidad de tiempo de exponencial a polinomial.

Por lo tanto, la complejidad temporal total del algoritmo es $O(n \cdot P)$, lo que es mucho más eficiente que la versión recursiva sin memorización.

3.2.3 Camión Programación dinámica.

Este método, que utiliza un enfoque de PD, calcula el máximo beneficio posible que se puede obtener al llenar una mochila con capacidad limitada.

Resuelve el problema de la mochila construyendo una tabla de manera iterativa para almacenar y actualizar los resultados de subproblemas.

El análisis de complejidad resultante en este caso es:

- **camionDP():** Esta función tiene una complejidad temporal de $O(n \cdot P)$, donde n es el número de elementos y P es la capacidad del camión ya que inicializa una tabla de tamaño $n \times P$ con -1, y luego llena la tabla con los beneficios máximos posibles para cada subproblema, cada celda de la tabla se llena en tiempo constante, por lo que la complejidad de tiempo total es $O(n \cdot P)$.
- **getItemSolRecursiva() y test(int j, int c, int[] p, double[] b, int[] sol):** Estas funciones tienen una complejidad de tiempo de $O(n)$, ya que recorren los elementos una vez para determinar cuáles se incluyen en la solución óptima.
- **calcularPesoTotal(int[] sol, int[] pesos):** Esta función también tiene una complejidad temporal de $O(n)$, ya que recorre la solución para calcular el peso total.

Por lo tanto, la complejidad temporal total del algoritmo es $O(n \cdot P)$.

3.2.4 Ejercicio 4, Relación entre el caso 2 y 3.

Para los ejercicios 2 y 3, el camión tiene una capacidad de carga de cero, esto significa que no es posible cargar ningún elemento en él y por consiguiente:

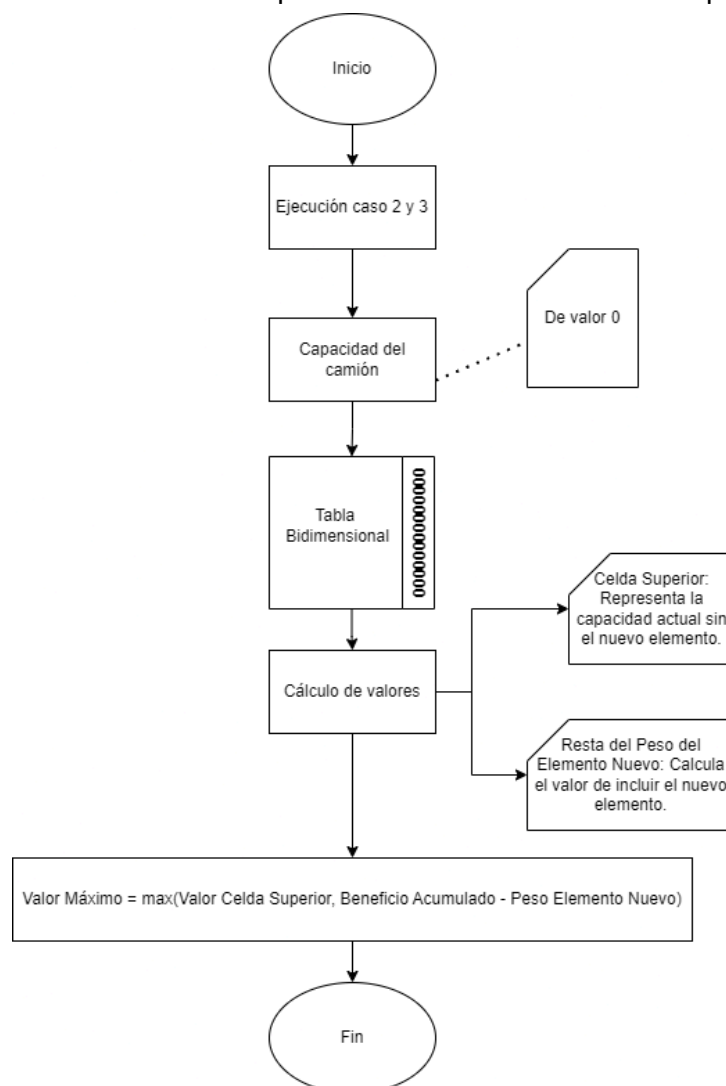
- En el caso 3, los valores de la última columna de la tabla bidimensional deben ser cero, reflejando la incapacidad de cargar cualquier elemento.
- Estos valores son consistentes con los de la última columna de la matriz bidimensional del caso 2.

Para determinar los valores de las demás celdas de la tabla bidimensional en el caso 3, se aplica un procedimiento análogo al del caso 2 y es seleccionar el valor máximo entre dos opciones:

- El valor de la celda superior, que refleja la capacidad actual del camión sin incluir el elemento nuevo.
- El valor que resulta de restar el peso del elemento nuevo a la capacidad del camión, más el beneficio acumulado hasta ese momento, lo que representa la inclusión del elemento en la carga.

Esto es idéntico al algoritmo con memorización empleado en el caso 2, en ambos escenarios, se evalúa si conviene o no incluir el elemento en cuestión, basándose en el espacio disponible en el camión y el beneficio total acumulado.

A pesar de que la organización y el cálculo de los valores difieren entre el caso 2 y el caso 3, ambos enfoques llevan a la misma solución, la verdadera diferencia radica en la presentación y el procesamiento de los datos, no obstante, ambos métodos llegan a la búsqueda de la solución más eficiente para el dilema del camión con capacidad limitada.



3.2.5 Camión Programación dinámica 2.

Este método calcula el máximo beneficio posible que se puede obtener al llenar una mochila con capacidad limitada, utilizando un enfoque de PD.

Para resolver el problema de la mochila, se construye una tabla de manera iterativa para almacenar y actualizar los resultados de subproblemas.

- **camionDP2():** Esta función tiene una complejidad temporal de $O(n \cdot P)$, en ella se inicializa una tabla de tamaño $n \times P$ con -1, y luego llena la tabla con los beneficios máximos posibles para cada subproblema, cada celda de la tabla se llena en tiempo constante, por lo que la complejidad temporal total es $O(n \cdot P)$.
- **getItemSolIterativa():** Esta función tiene una complejidad temporal de $O(n)$, ya que recorre los elementos una vez para determinar cuáles se incluyen en la solución óptima.

Como resultado la complejidad temporal total es $O(n \cdot P)$.

3.2.6 Camión Programación dinámica 3.

En este se calcula el máximo beneficio posible que se puede obtener al llenar una mochila con capacidad limitada, utilizando PD.

Para resolver el problema de la mochila, es usado un array unidimensional, en este array se almacena el máximo beneficio alcanzado hasta el momento para cada capacidad de la mochila.

- **camionDP3():** Tiene una complejidad temporal de $O(n \cdot P)$, inicializa un array de tamaño $P + 1$ con 0, y luego llena el array con los beneficios máximos posibles para cada subproblema, cada celda del array se llena en tiempo constante, por lo que la complejidad temporal total es $O(n \cdot P)$.

La complejidad temporal total del algoritmo es $O(n \cdot P)$.

3.2.7 Ejercicio 8 Objetos no fraccionables con pesos decimales en PD.

En la programación dinámica, como en el problema de la mochila, se parte de la premisa de que los pesos son enteros, esto simplifica la representación de los pesos en una tabla donde cada columna representa un posible peso entero para el camión.

En caso de que los pesos sean decimales, la tabla requeriría un número exponencialmente mayor de columnas, volviéndola impracticable.

Para adaptar pesos decimales, una estrategia consiste en escalar los pesos multiplicándolos por 10^m donde 'm' es el número máximo de decimales.

Por ejemplo, si $m=2$ y tenemos un peso de 1.23, al multiplicarlo por 100 resulta en 123, lo que incrementa el número de columnas de la tabla a $P \times 10m$ que de manera previsible consumirá una cantidad elevada de memoria.

Otra técnica implica el uso del Máximo Común Divisor (MCD). Se calcula el MCD de todos los pesos y se divide cada peso por este número para reducir el tamaño de la tabla, sin embargo, encontrar un MCD común para muchos objetos con pesos variados es poco probable.

Finalmente, redondear los pesos es una alternativa viable cuando el número de decimales es elevado, llevando a una solución aproximada debido a la pérdida de precisión al no considerar los decimales exactos.

3.2.8 Camión Voraz.

Este método resuelve el problema de la mochila utilizando un enfoque codicioso (greedy), con el objetivo de maximizar el beneficio por unidad de peso.

Determina qué elementos se incluyen en la mochila y devuelve una solución que indica la fracción de cada elemento que se incluye en la mochila para alcanzar el máximo beneficio posible.

Para el problema de la mochila 0/1 (o en este caso, el problema del camión) se obtiene:

- **camionGreedy()**: Una complejidad temporal de $O(n^2)$, donde n es el número de elementos, en el peor de los casos para cada elemento, se recorre todos los elementos restantes para encontrar el que tiene la mayor relación beneficio/peso.

Por lo tanto, la complejidad temporal total es $O(n^2)$.

Es importante tener en cuenta que aunque este algoritmo es más eficiente en términos de tiempo que las versiones de programación dinámica, aunque no garantiza que se encuentre la solución óptima, ya que el algoritmo voraz selecciona la opción óptima en cada paso sin considerar las consecuencias futuras, lo que puede llevar a soluciones subóptimas en algunos casos.

3.3 Estudio experimental.

El programa de inicio solicita seleccionar una de las 9 opciones, para ejecutar los algoritmos propuestos es necesario generar una carga para el camión, esta puede ser generada de manera aleatoria en función del número de objetos deseado y el PMA.

LLENAR EL CAMIÓN CON LOS PRODUCTOS MÁS BENEFICIOSOS

- 1. Generador de contenido
- 2. Ejercicio 1 camionRecursive
- 3. Ejercicio 2 camionTable
- 4. Ejercicio 3 camionDP
- 5. Ejercicio 5 camionDP2
- 6. Ejercicio 6 camionDP3
- 7. Ejercicio 9 camionGreedy
- 8. Test de rendimineto
- 9. Finalizar programa

Imagen 4: Salida por pantalla LlenadoCamionMain menú de opciones.

```
Seleccione una opción: 1
1. Generador de carga aleatorio.
2. Generador de carga manual.
Seleccione una opción: 1
Generando carga aleatoria...
Introduzca el número de objetos: 10
Introduzca el peso maximo autorizad del camion: 50
CAMION (50)
Objeto 1      p=6,0      b=35,0
Objeto 2      p=49,0      b=50,0
Objeto 3      p=22,0      b=28,0
Objeto 4      p=15,0      b=65,0
Objeto 5      p=44,0      b=47,0
Objeto 6      p=12,0      b=69,0
Objeto 7      p=39,0      b=98,0
Objeto 8      p=18,0      b=46,0
Objeto 9      p=1,0       b=98,0
Objeto 10     p=30,0      b=33,0
```

Carga generada correctamente

Imagen 5: Salida por pantalla LlenadoCamionMain generador de cargas aleatorias.

Para una carga manual el programa solicitará el número de objetos disponibles para cargar, el PMA del camión, el nombre de los objetos, su peso y beneficio.

```

1. Generador de carga aleatorio.
2. Generador de carga manual.
Seleccione una opción: 2
Generando carga manual...
Introduzca el número de objetos: 3
Introduzca el peso maximo autorizado del camion: 40
Introduzca el nombre del objeto 1: a
Introduzca el peso entero del objeto 1: 25
Introduzca el beneficio del objeto 1: 34
Introduzca el nombre del objeto 2: b
Introduzca el peso entero del objeto 2: 15
Introduzca el beneficio del objeto 2: 20
Introduzca el nombre del objeto 3: c
Introduzca el peso entero del objeto 3: 20
Introduzca el beneficio del objeto 3: 26
CAMION (40)
a          p=25,0      b=34,0
b          p=15,0      b=20,0
c          p=20,0      b=26,0

Carga generada correctamente

```

Imagen 6: Salida por pantalla LlenadoCamionMain generador de cargas manual.

Cabe destacar que el programa cuenta con control de errores para que por ejemplo no se pueda seleccionar una opción no disponible o se introduzcan valores no permitidos.

```

LLENAR EL CAMIÓN CON LOS PRODUCTOS MÁS BENEFICIOSOS
-----
1. Generador de contenido.
2. Ejercicio 1 camionRecursive.
3. Ejercicio 2 camionTable.
4. Ejercicio 3 camionDP.
5. Ejercicio 5 camionDP2.
6. Ejercicio 6 camionDP3.
7. Ejercicio 9 camionGreedy.
8. Test de rendimineto.
9. Finalizar programa.
-----

Seleccione una opción: 2

Error: Genera primero una carga.

LLENAR EL CAMIÓN CON LOS PRODUCTOS MÁS BENEFICIOSOS
-----
1. Generador de contenido.
2. Ejercicio 1 camionRecursive.
3. Ejercicio 2 camionTable.
4. Ejercicio 3 camionDP.
5. Ejercicio 5 camionDP2.
6. Ejercicio 6 camionDP3.
7. Ejercicio 9 camionGreedy.
8. Test de rendimineto.
9. Finalizar programa.
-----

Seleccione una opción: -124124

Error: Debe introducir una opcion entre 1 y 9
Seleccione una opción: hola

Error: Debe introducir valor numerico
Seleccione una opción: 1
1. Generador de carga aleatorio.
2. Generador de carga manual.
Seleccione una opción: 213

Error: Debe introducir una opcion entre 1 y 2
1. Generador de carga aleatorio.
2. Generador de carga manual.
Seleccione una opción: 1
Generando carga aleatoria...
Introduzca el número de objetos: eda

Error: Debe introducir valor numerico
Introduzca el número de objetos: -12

Error: Debe introducir una opcion entre 1 y 2147483647
Introduzca el número de objetos: 2
Introduzca el peso maximo autorizad del camion: 3
CAMION (3)
Objeto 1      p=0,0      b=22,0
Objeto 2      p=1,0      b=84,0

Carga generada correctamente

```

Imagen 7: Salida por pantalla LlenadoCamionMain excepciones.

Se probarán todos los algoritmos con la misma carga generada de manera aleatoria, esta no será muy grande para facilitar su comprobación.

```

LLENAR EL CAMIÓN CON LOS PRODUCTOS MÁS BENEFICIOSOS
-----
1. Generador de contenido.
2. Ejercicio 1 camionRecursive.
3. Ejercicio 2 camionTable.
4. Ejercicio 3 camionDP.
5. Ejercicio 5 camionDP2.
6. Ejercicio 6 camionDP3.
7. Ejercicio 9 camionGreedy.
8. Test de rendimineto.
9. Finalizar programa.
-----

Seleccione una opción: 1
1. Generador de carga aleatorio.
2. Generador de carga manual.
Seleccione una opción: 1
Generando carga aleatoria...
Introduzca el número de objetos: 4
Introduzca el peso maximo autorizado del camion: 10
CAMION (10)
Objeto 1      p=9,0      b=28,0
Objeto 2      p=9,0      b=37,0
Objeto 3      p=3,0      b=0,0
Objeto 4      p=4,0      b=45,0

Carga generada correctamente

```

Imagen 8: Salida por pantalla LlenadoCamionMain carga seleccionada para las pruebas.

3.3.1 Camión Recursivo.

```

LLENAR EL CAMIÓN CON LOS PRODUCTOS MÁS BENEFICIOSOS
-----
1. Generador de contenido.
2. Ejercicio 1 camionRecursive.
3. Ejercicio 2 camionTable.
4. Ejercicio 3 camionDP.
5. Ejercicio 5 camionDP2.
6. Ejercicio 6 camionDP3.
7. Ejercicio 9 camionGreedy.
8. Test de rendimineto.
9. Finalizar programa.
-----

Seleccione una opción: 2
Beneficio final: Resultado [beneficioTotal=45.0]

```

Imagen 9: Salida por pantalla camionRecursive.

3.3.2 Camión Tabla.

```

Seleccione una opción: 3
X  X  X  X  X  X  X  X  X  X  X
X  0,0 X  0,0 X  X  0,0 0,0 X  X  28,0
X  X  X  0,0 X  X  0,0 0,0 X  X  37,0
X  X  X  X  X  X  0,0 X  X  X  37,0
X  X  X  X  X  X  X  X  X  X  45,0
Capacidad del camion = 10
Objeto 1      p=9,0      b=28,0
Objeto 4      p=4,0      b=45,0
Beneficio Total = 73.0
Peso Total = 13

```

Imagen 10: Salida por pantalla camionTable.

3.3.3 Camión Programación dinámica.

```

Seleccione una opción: 4
0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0
0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 28,0 28,0
0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 37,0 37,0
0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 37,0 37,0
0,0 0,0 0,0 0,0 45,0 45,0 45,0 45,0 45,0 45,0 45,0
Capacidad del camion = 10
Objeto 4          p=4,0          b=45,0
Beneficio Total = 45.0
Peso Total = 4

```

Imagen 11: Salida por pantalla camionDP.

3.3.4 Camión Programación dinámica 2.

```

Seleccione una opción: 5
0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0
0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 28,0 28,0
0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 37,0 37,0
0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 37,0 37,0
0,0 0,0 0,0 0,0 45,0 45,0 45,0 45,0 45,0 45,0 45,0
Capacidad del camion = 10
Objeto 4          p=4,0          b=45,0
Beneficio Total = 45.0
Peso Total = 4

```

Imagen 12: Salida por pantalla camionDP2.

3.3.5 Camión Programación dinámica 3.

```

Seleccione una opción: 6
Resultado [beneficioTotal=45.0]
0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 45.0, 45.0, 45.0, 45.0, 45.0, 45.0, 45.0
Beneficio final: 45.0

```

Imagen 13: Salida por pantalla camionDP3.

3.3.6 Camión Voraz.

```
Seleccione una opción: 7
Capacidad del camion = 10
Objeto 4 p=4.0 b=45.0
Beneficio Total = 45.0
Peso Total = 4.0
```

Imagen 14: Salida por pantalla camionGreedy.

3.3.7 Test de rendimiento.

Las entradas para esta muestra serán pequeñas para mejorar su comprensión.

3.3.7.1 test01NConstantePVariable.

```
Seleccione una opción: 8
1. N constante P variable.
2. N variable P constante.
Seleccione una opción: 1
Rendimiento para camion de 10 objetos
```

P	cRec	cTable	DP	DP2	DP3	Greedy
1	734500	18100	19300	169600	11200	44900
2	22800	9500	13400	54100	7700	34500
3	14000	11200	15200	32600	7300	26100
4	8400	11900	14100	30400	8100	19600
5	8600	12100	14800	33200	7700	25400
6	7800	13000	16700	31300	7900	23400
7	8300	12600	16600	34000	8700	24100
8	7900	11600	17000	35100	8600	19500
9	7200	25700	14900	30900	9800	18100
10	11300	13300	12400	25500	7000	12600
11	19400	11900	12500	19800	5900	8800
12	5800	15400	14600	27800	7300	11700
13	6300	17900	14500	29600	7600	14200

Imagen 15: Salida por pantalla test01NConstantePVariable.

3.3.7.2 test02NVariablePConstante.

```
Seleccione una opción: 8
1. N constante P variable.
2. N variable P constante.
Seleccione una opción: 2
Rendimiento para camion de capacidad 10
```

N	cRec	cTable	DP	DP2	DP3	Greedy
1	441500	13900	12100	130300	7200	9200
2	3900	6100	7000	13000	3900	6000
3	5700	7600	8800	14300	5000	7600
4	5200	6500	9000	16700	5000	10600
5	6400	8900	11500	20100	8000	8800
6	8500	7900	12900	23500	13500	11800
7	12100	20900	15400	29500	9200	20300
8	9200	10500	13700	28900	7700	15700
9	11300	13600	15800	22800	8800	15200
10	44100	17800	17800	42300	10500	22200
11	18500	22400	15900	34600	8800	12400
12	29800	18000	14500	34700	8800	16500
13	10800	12300	14600	22000	7200	9900

Imagen 16: Salida por pantalla test02NVariablePConstante.

4.- Anexo 1.

4.1 Diseño del código.

En este diagrama ilustrativo del procedimiento que sigue en línea general el programa se puede ver cómo interactuar con él para realizar las diferentes funciones y así aplicar los algoritmos realizados junto con los test de rendimiento.

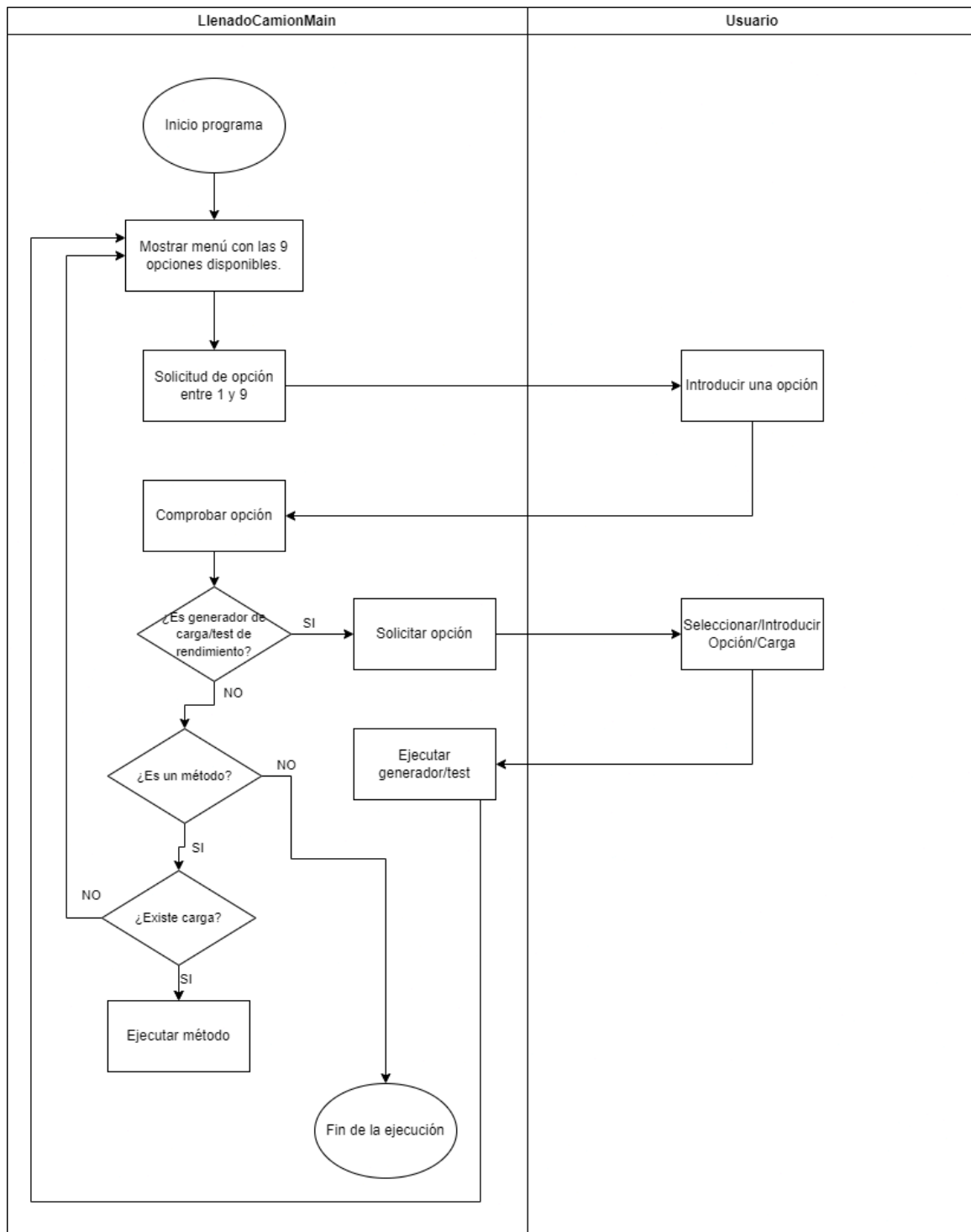


Imagen 17: Diagrama de funcionamiento general de la práctica03 implementada.

4.2 Diagramas de clase.

Haciendo uso de la herramienta PlantUML en eclipse, se han generado los diagramas de clases de la implementación realizada, en el que de manera global del proyecto obtenemos el siguiente:

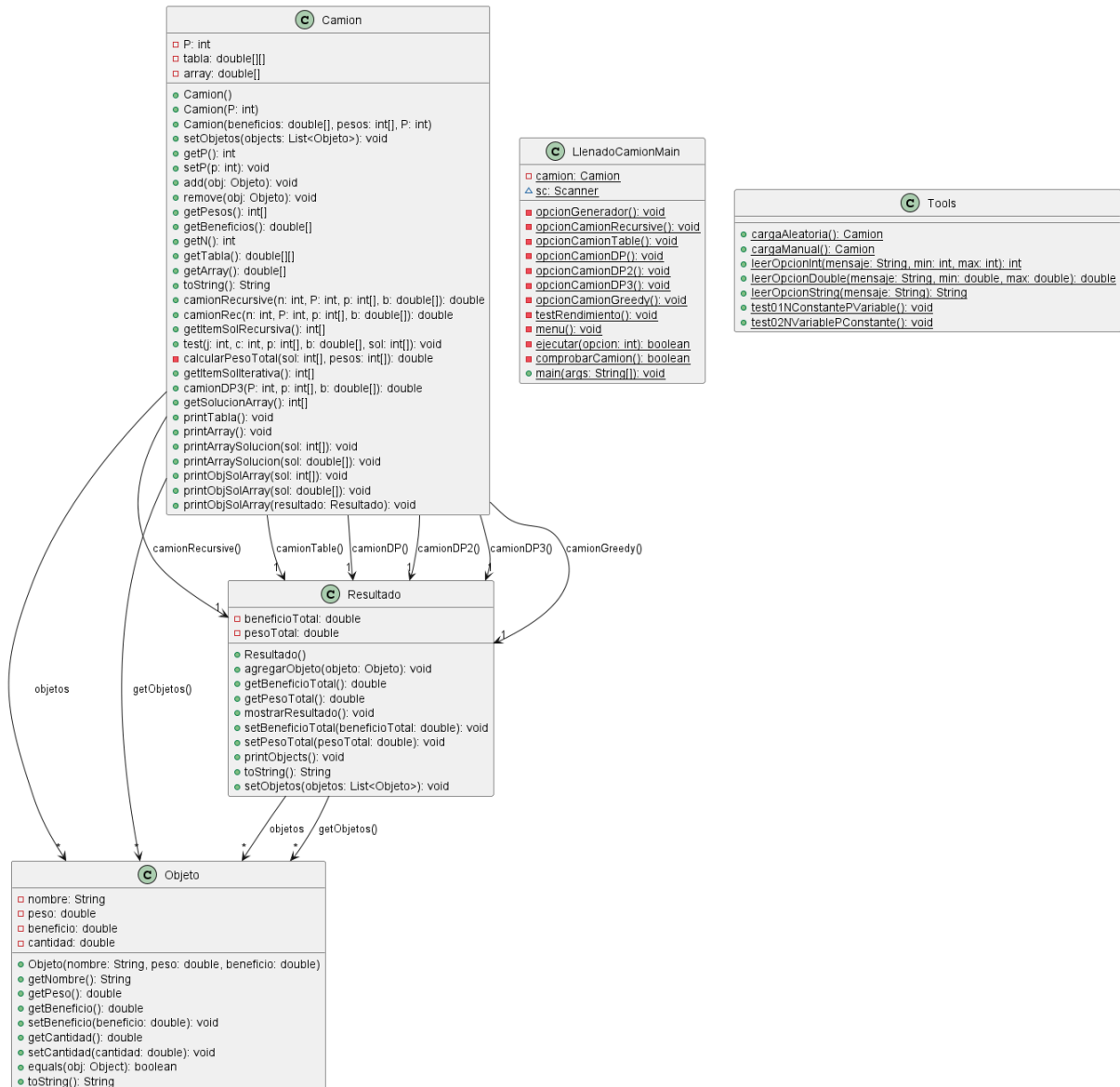


Imagen 18: Diagrama de clase general del proyecto.

4.2.1 Clase LienadoCamionMain.

Atributos:

- El atributo estático de clase llamado camion almacena una instancia de la clase Camion que será usado para todos los métodos propuestos en esta práctica.
- El atributo sc es usado para el método Scanner de java y así poder introducir datos por pantalla.

Métodos destacables:

- Todos los métodos que comienzan por *opcion* llaman a sus respectivos métodos para así ser usados.
- testRendimiento: Permite ejecutar los test de rendimiento creados permitiendo seleccionar entre dos opciones.
- menu: Menú gráfico que indica al usuario las opciones disponibles creadas.
- ejecutar: Llama a los métodos solicitados por la práctica
- comprobarCamion: Comprueba que existe una carga actual para el camión y así ejecutar los algoritmos.
- main: Método de inicio de donde parte el programa y permite seleccionar una de las opciones del menú.

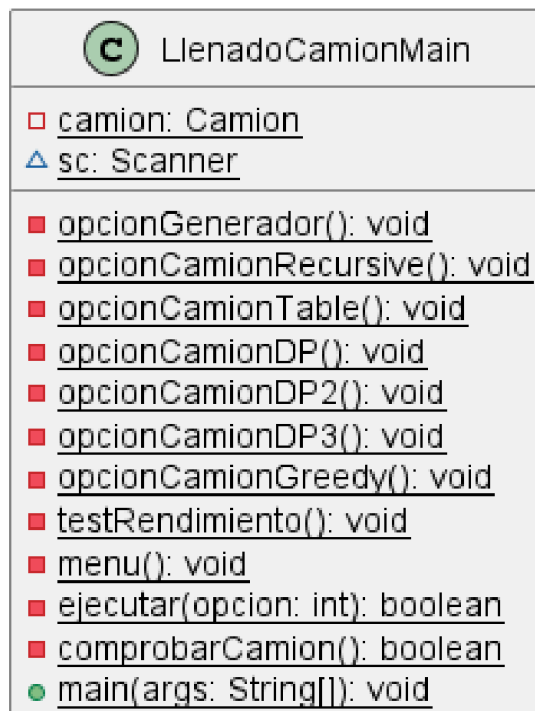


Imagen 19: Diagrama de la clase LlenadoCamionMain.

4.2.2 Clase Objeto.

Atributos: Tanto nombre, peso, beneficio y cantidad almacenan los datos que serán usados por el constructor.

Métodos destacables: Clase que implementa el constructor dados unos atributos, los getters y setters usados, equals para comparar dos objetos y toString para convertir a cadena de caracteres.

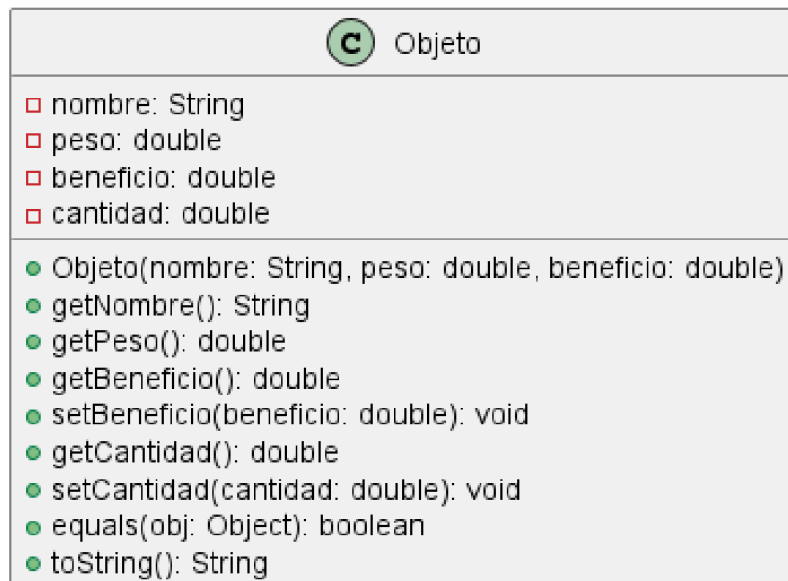


Imagen 20: Diagrama de la clase Objeto.

4.2.3 Clase Tools.

Esta clase es usada para aplicar diferentes herramientas que pueden ser reusadas en otras prácticas como es el caso de *leerOpcionInt* que ha sido rescatado de la práctica anterior con alguna modificación ya que en este caso verifica si los números son enteros y han sido también creados métodos para las cadenas de texto y los dobles.

Destacar finalmente que han sido guardados aquí los métodos para realizar test de rendimiento mejorando así la legibilidad del código y su modificación para otros test.

Métodos destacables:

- cargaAleatoria: Genera de manera sintética y rápida una carga de objetos para el camión, solicitando el número de objetos y el peso máximo autorizado.
- cargaManual: Mismo funcionamiento que el método anterior para generar una carga pero en este caso de manera manual, solicitando el nombre del objeto, el peso y el beneficio.
- leerOpcionInt: Función que lee la entrada introducida por el usuario y de no ser un número entero comprendido entre dos valores lanza un error.
- leerOpcionDouble: Función que lee la entrada introducida por el usuario y de no ser un string con decimales comprendido entre dos valores lanza un error.
- leerOpcionString: Función que lee la entrada introducida por el usuario y de no ser un string lanza un error.
- test01NConstantePVariable: Test de rendimiento para diferentes algoritmos de llenado de camiones con una cantidad constante de objetos (n) y una capacidad de camión variable (P) que ejecuta y cronometra los algoritmos especificados.

- test02NVariablePConstante: Test de rendimiento para diferentes algoritmos de llenado de camiones con una cantidad variable de objetos (n) y una capacidad de camión constante (P) que ejecuta y cronometra los algoritmos especificados.

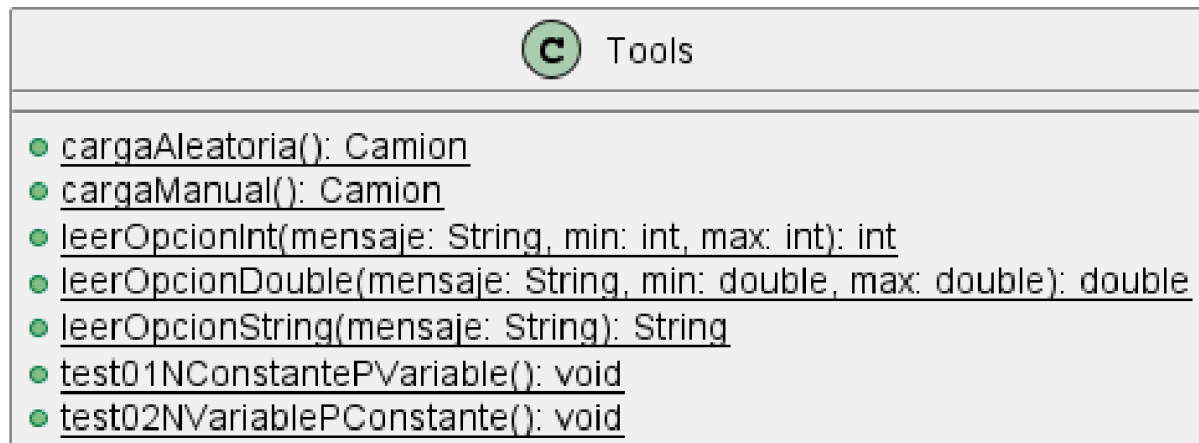


Imagen 21: Diagrama de la clase Tools.

4.2.4 Clase Resultado.

Esta clase es usada para mostrar el resultado de algunos métodos haciendo uso de getters y setters

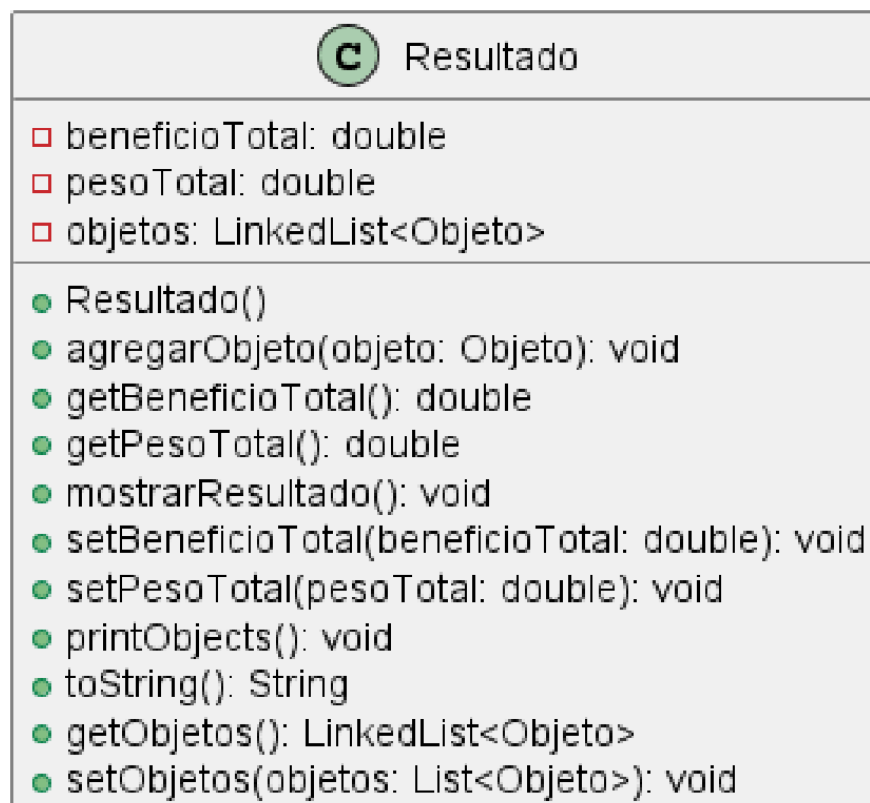


Imagen 22: Diagrama de la clase Resultado.

4.2.5 Clase Camion.

En esta clase se encuentran los algoritmos implementados en esta práctica haciendo uso de las cabeceras propuestas para mejorar su comprensión.

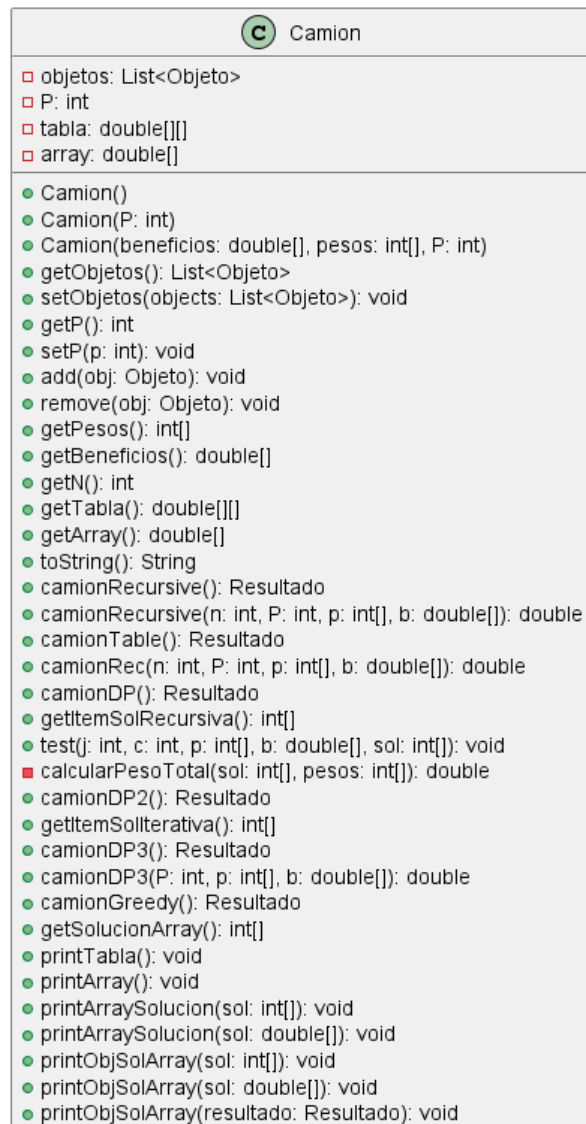


Imagen 23: Diagrama de la clase Camion.

4.3 Listado de archivos fuente.

La estructura usada ha sido muy similares a las anteriores en la que haciendo uso de la nomenclatura indicada se ha guardado en el paquete *org..eda2.practica03* el proyecto en código Java creado, en este caso no han sido creadas pruebas unitarias dado el tiempo que teníamos para el desarrollo de esta práctica, y finalmente en la carpeta *docs* se encuentran los documentos apartados como resolución de esta práctica.

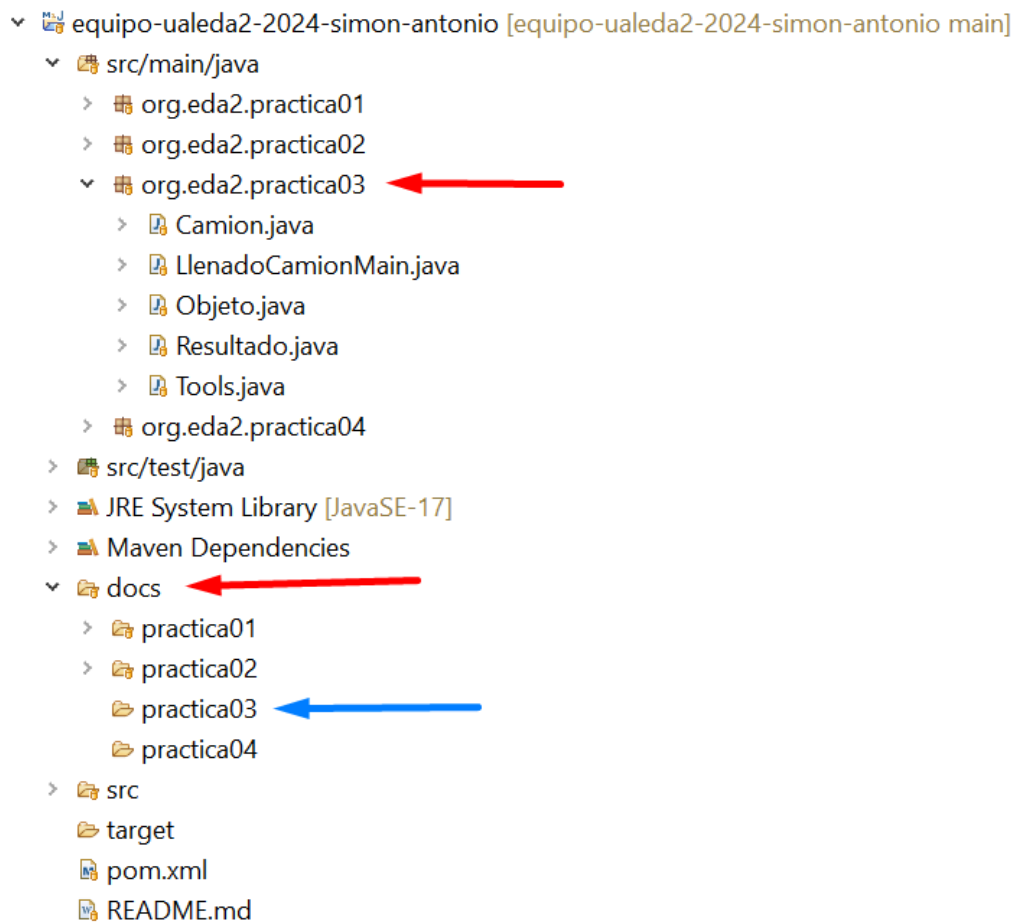


Imagen 24: Listado archivos fuente en eclipse para la práctica 3.

5.- Anexo 2.

5.1 Cálculos realizados.

Para el estudio experimental se han implementado 2 test de rendimiento, con lo que para realizar una prueba se mide el rendimiento de los algoritmos de la mochila diseñados, el tiempo ha sido tomado en nanosegundos (ns), los datos tomados son con 100 menos el recursivo:

5.1.1 test01NConstantePVariable.

Número de objetos constantes y capacidad del camión variable, este es interesante ya que se aprecia cómo al aumentar el peso del camión el tiempo de procesamiento aumenta debido a la capacidad y las combinaciones posibles, las fluctuaciones son dadas en los momentos que posee mayor número de combinaciones.

5.1.1.1 Camión Recursivo.

Dado que este método es recursivo se realiza su prueba por separado para poder introducir datos mayores en los demás, datos con 30 objetos.

Camión Recursivo frente a Peso camión

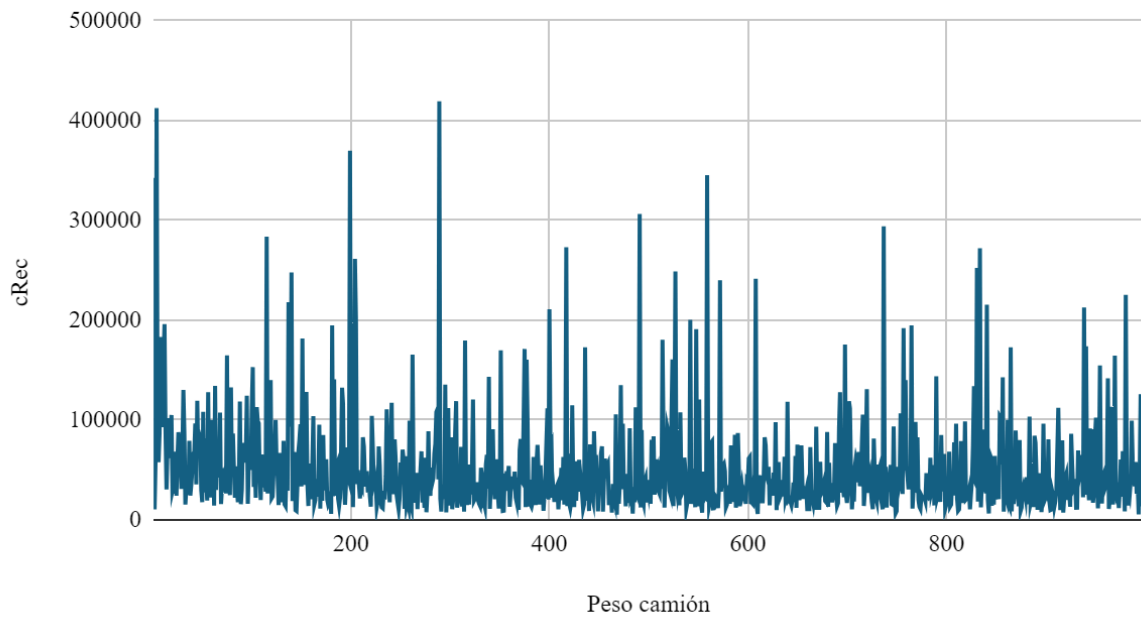


Imagen 25: Gráfico Camión Recursivo test01.

5.1.1.2 Camión Tabla.

Camión Tabla frente a Peso camión

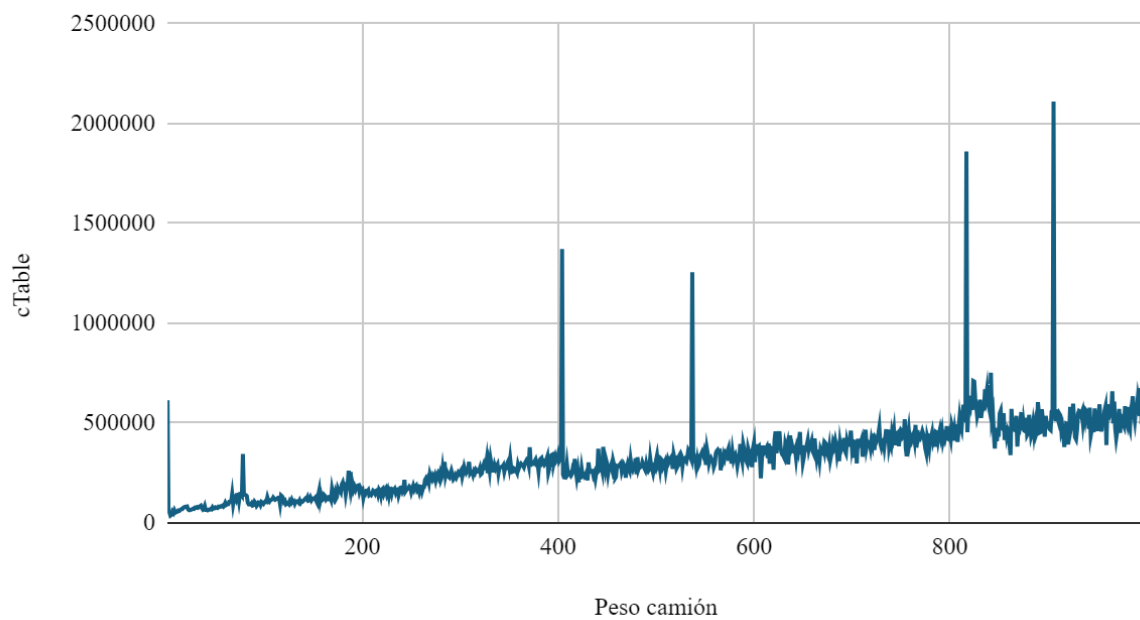


Imagen 26: Gráfico Camión Tabla test01.

5.1.1.3 Camión Programación dinámica.

DP frente a Peso camión

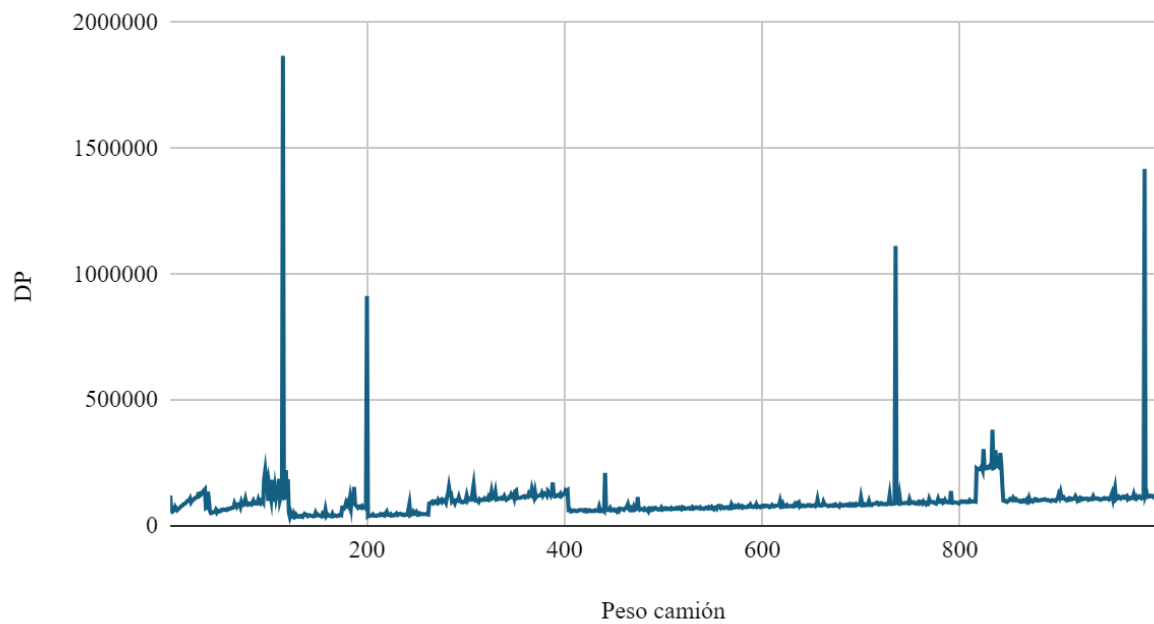


Imagen 27: Gráfico Programación dinámica test01.

5.1.1.4 Camión Programación dinámica 2.

DP2 frente a Peso camión

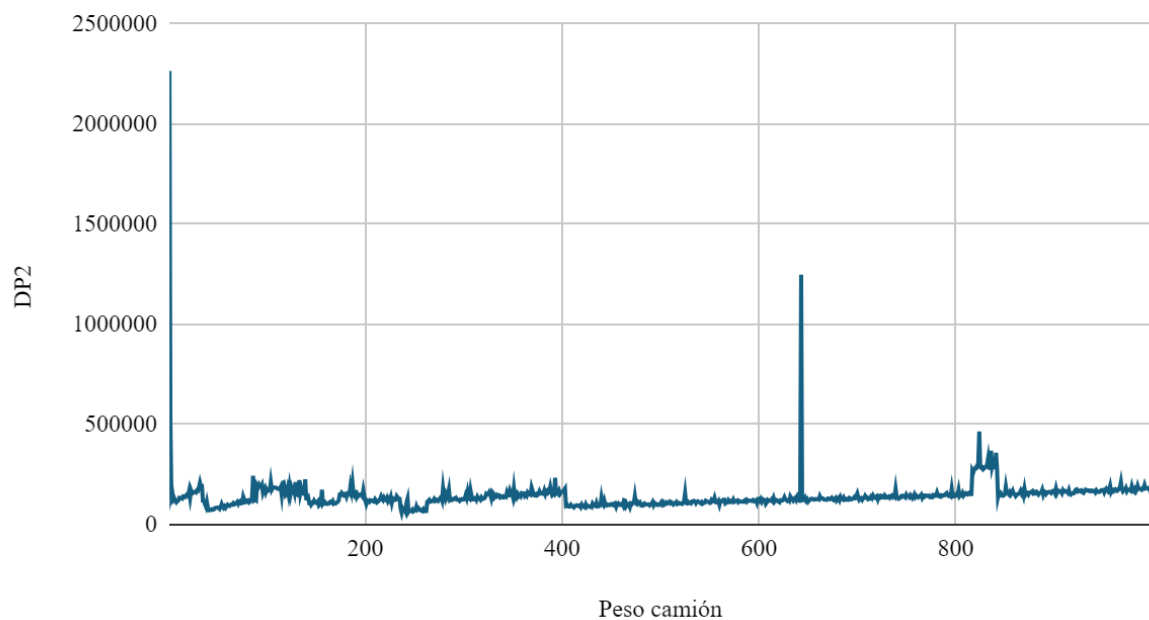


Imagen 28: Gráfico Programación dinámica 2 test01.

5.1.1.5 Camión Programación dinámica 3.

DP3 frente a Peso camión

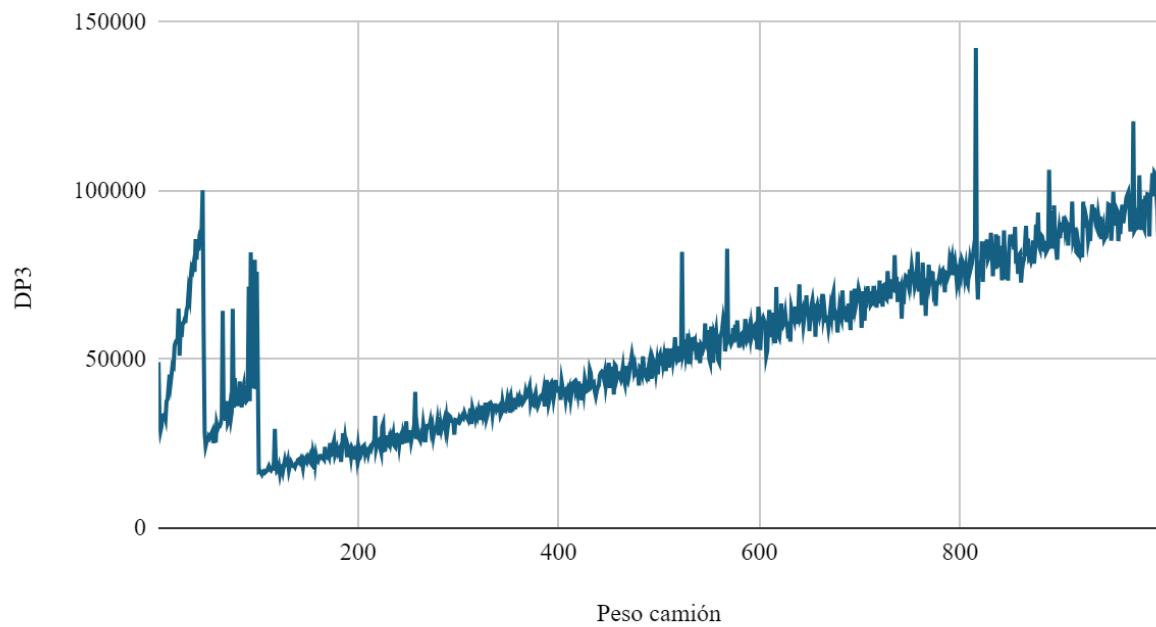


Imagen 29: Gráfico Programación dinámica 3 test01.

5.1.1.6 Camión Voraz.

Greedy frente a Peso camión

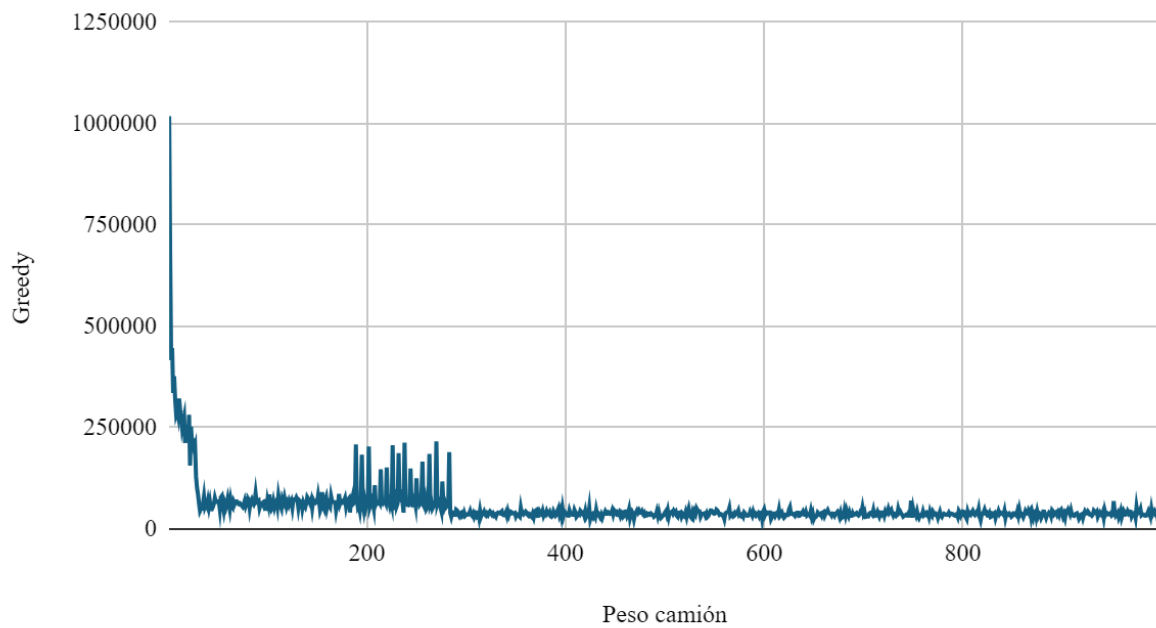


Imagen 30: Gráfico Camión Voraz test01.

5.1.2 test02NVariablePConstante.

Capacidad constante del camión y variando el número de objetos, en este test se han tomado menos valores para mejorar la representación de los datos, la capacidad del camión es de 10.

En el caso recursivo y en los demás se aprecia cómo sigue la línea de tendencia haciendo variar el número de objetos manteniendo una capacidad estable en el camión.

5.1.2.1 Camión Recursivo.

Camión Recursivo frente a Numero de objetos

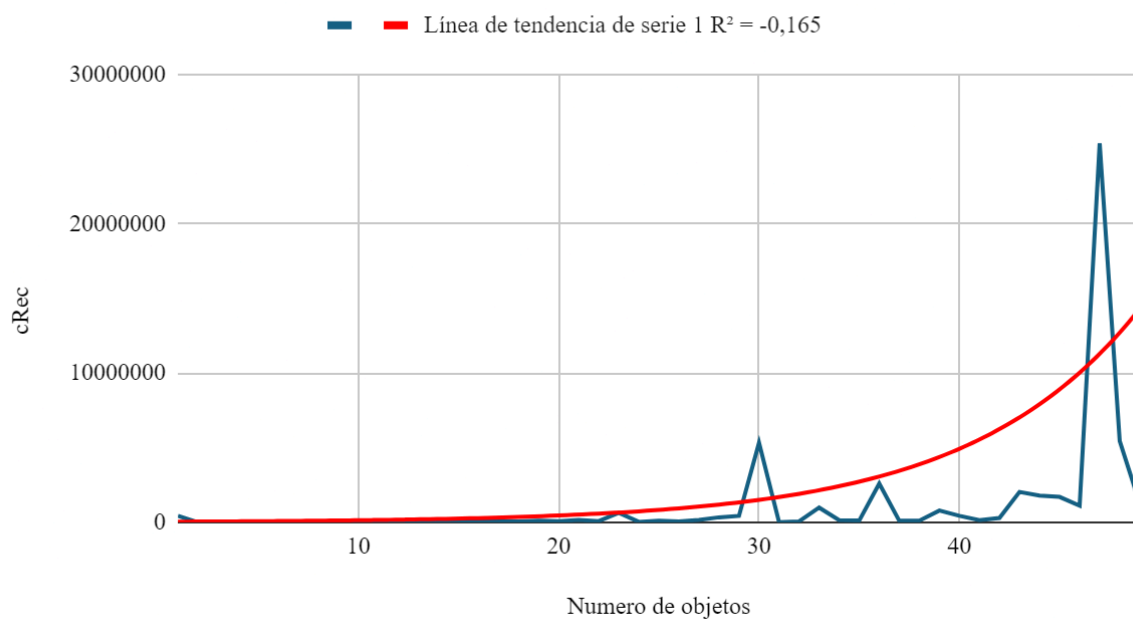


Imagen 31: Gráfico Camión Recursivo test02.

5.1.2.2 Camión Tabla.

Camión Tabla frente a Numero de objetos

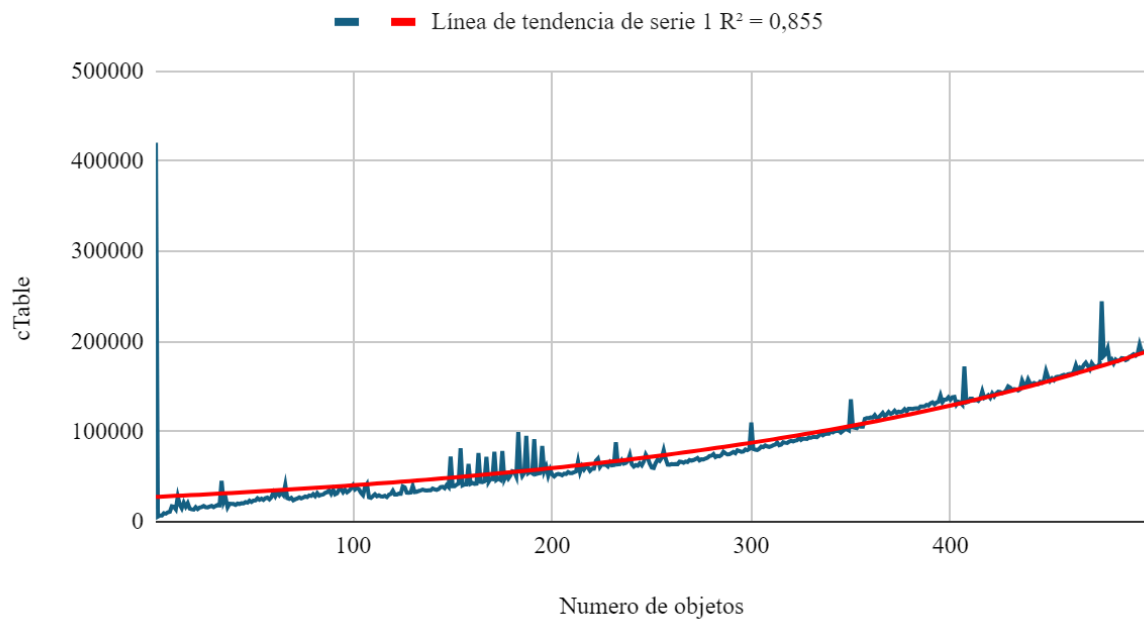


Imagen 32: Gráfico Camión Tabla test02.

5.1.2.3 Camión Programación dinámica.

Numero de objetos y DP

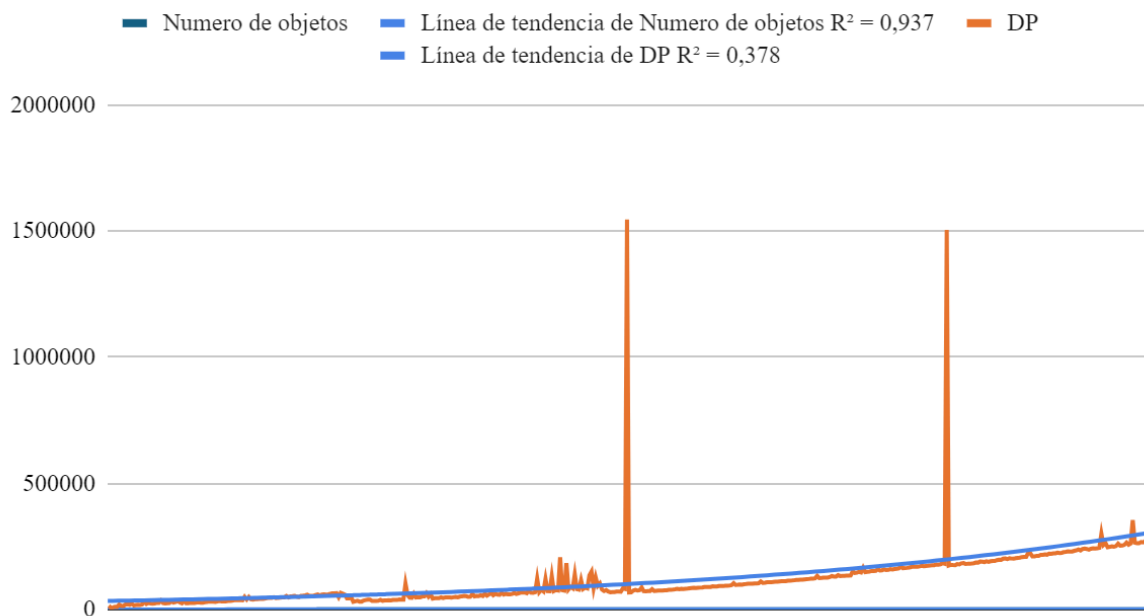


Imagen 33: Gráfico Programación dinámica test02.

5.1.2.4 Camión Programación dinámica 2.

Numero de objetos y DP2

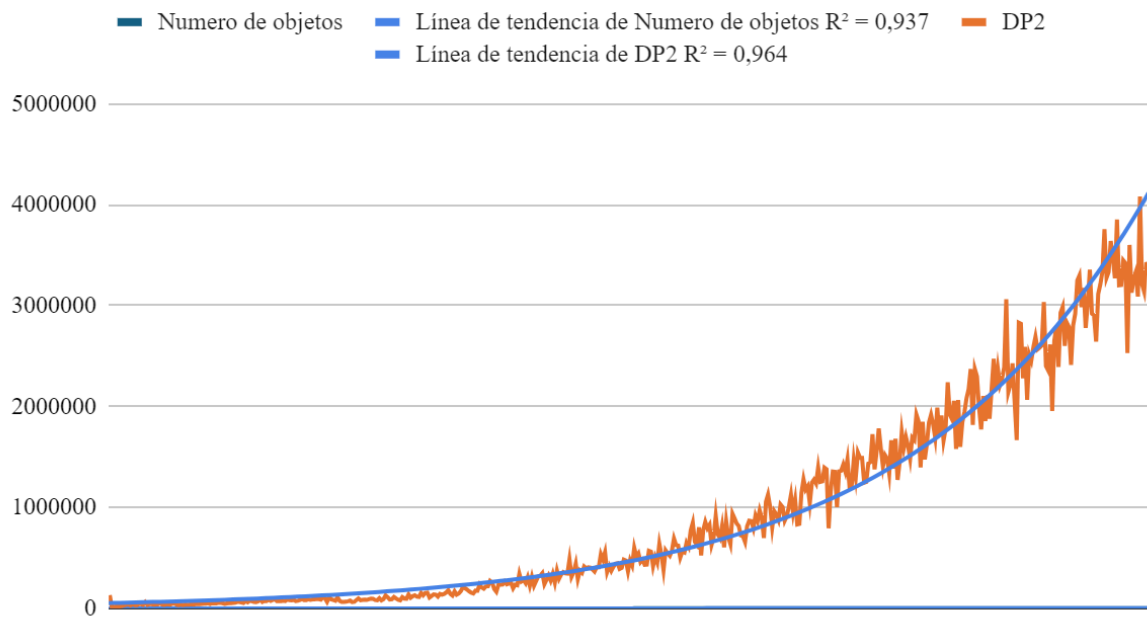


Imagen 34: Gráfico Programación dinámica 2 test02.

5.1.2.5 Camión Programación dinámica 3.

Numero de objetos y DP3

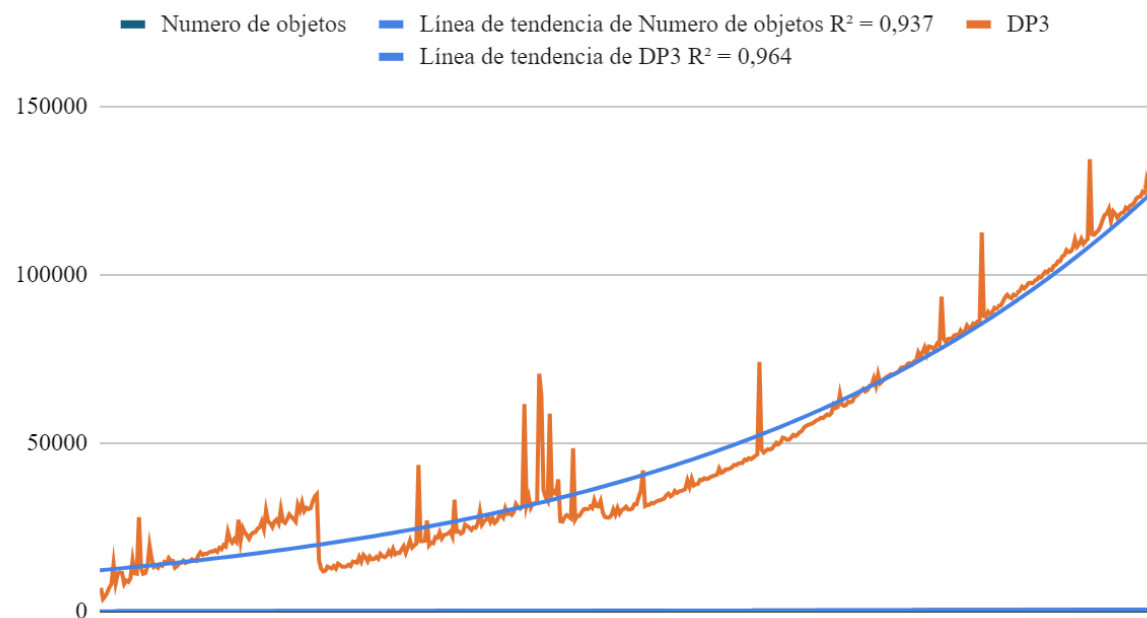


Imagen 35: Gráfico Programación dinámica 3 test02.

5.1.2.6 Camión Voraz.

Greedy frente a Numero de objetos

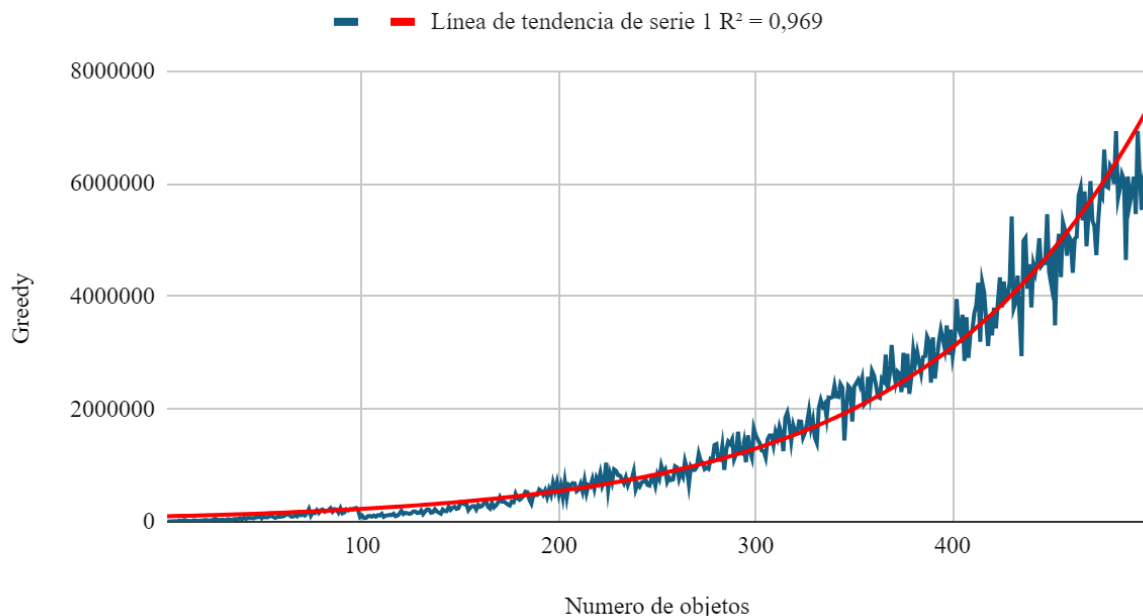


Imagen 36: Gráfico Camión Voraz test02.

5.2 Conclusiones finales.

En esta práctica han sido implementados numerosos métodos para la comprensión de la programación dinámica, para ello nos hemos propuesto mejorar la modularidad y la legibilidad del código para así como equipo poder trabajar ambos en un mismo problema y comprobar su funcionamiento rápidamente, cabe destacar que nos hubiera gustado desarrollar el ejercicio 7 propuesto pero dado el tiempo del que disponíamos consideramos que de manera global hemos comprendido y entrado de lleno en esta metodología de resolución de problemas con PD.

Se ha aprendido que de manera general para la PD los pasos para diseñarlo son:

1. Planteamiento de la solución como una sucesión de decisiones y verificación de que cumple el principio de optimalidad.
2. Definición recursiva de la solución.
3. Cálculo del valor de la solución óptima mediante una tabla que almacena soluciones a problemas parciales.
4. Construcción de la solución óptima utilizando la información contenida en la tabla.

6.- Bibliografía.

- UNE 157001:2014 Criterios generales para la elaboración formal. . . (s. f.).
<https://www.une.org/encuentra-tu-norma/busca-tu-norma/norma?c=N0052985>
- Scribbr. (s. f.). Guía rápida de cómo citar en APA según su 7a edición.
<https://www.scribbr.es/category/normas-apa/>
- Apuntes de clase Estructura de datos y algoritmos 2, Universidad de Almería.
- Apuntes de clase Lógica y algoritmica, Universidad de Almería.
- colaboradores de Wikipedia. (2024, 19 abril). Ecuación de Bellman. Wikipedia, la Enciclopedia Libre. https://es.wikipedia.org/wiki/Ecuaci%C3%B3n_de_Bellman
- Kariuki, C. (2023, 3 enero). Programación dinámica: qué es, cómo funciona y recursos de aprendizaje. Geekflare. <https://geekflare.com/es/dynamic-programming/>
- inDrive.Tech. (2023, 4 septiembre). Comprender la programación dinámica para poder utilizarla de forma eficaz. HackerNoon.
<https://hackernoon.com/es/comprender-la-programacion-dinamica-para-que-puedas-usarla-eficazmente>
- Gautam, S. (s. f.). 0-1 Knapsack problem.
<https://www.enjoyalgorithms.com/blog/zero-one-knapsack-problem>