Programación III

Ricardo Wehbe

UADE

21 de septiembre de 2021

Programa

- Repaso de la clase anterior
 - Introducción a la programación dinámica
 - El problema del cambio
 - El problema de la mochila 0-1
- Programación dinámica. Algunos ejemplos
 - El algoritmo de Floyd-Warshall
 - Subsecuencia común más larga
 - Subsecuencia creciente más larga
- Sercicios propuestos

- Repaso de la clase anterior
 - Introducción a la programación dinámica
 - El problema del cambio
 - El problema de la mochila 0-1
- Programación dinámica. Algunos ejemplos
 - El algoritmo de Floyd-Warshall
 - Subsecuencia común más larga
 - Subsecuencia creciente más larga
- 3 Ejercicios propuestos

- Repaso de la clase anterior
 - Introducción a la programación dinámica
 - El problema del cambio
 - El problema de la mochila 0-1
- Programación dinámica. Algunos ejemplos
 - El algoritmo de Floyd-Warshall
 - Subsecuencia común más larga
 - Subsecuencia creciente más larga
- 3 Ejercicios propuestos

Those who cannot remember the past are condemned to repeat it.

(Aquellos que no pueden recordar el pasado están condenados a repetirlo.)

George Santayana, The Faces of Human Progress

 La técnica de programación dinámica se basa en la resolución de problemas a través de su descomposición en subproblemas más pequeños del mismo tipo.

- La técnica de programación dinámica se basa en la resolución de problemas a través de su descomposición en subproblemas más pequeños del mismo tipo.
- ¿Pero no es esto lo que ya hemos hecho con divide & conquer?

- La técnica de programación dinámica se basa en la resolución de problemas a través de su descomposición en subproblemas más pequeños del mismo tipo.
- ¿Pero no es esto lo que ya hemos hecho con divide & conquer?
- En esencia, sí. La diferencia es que cuando los subproblemas no son independientes, la eficiencia de divide & conquer puede no ser aceptable.

- La técnica de programación dinámica se basa en la resolución de problemas a través de su descomposición en subproblemas más pequeños del mismo tipo.
- ¿Pero no es esto lo que ya hemos hecho con divide & conquer?
- En esencia, sí. La diferencia es que cuando los subproblemas no son independientes, la eficiencia de divide & conquer puede no ser aceptable.
- En el caso de la programación dinámica, los subproblemas no son independientes. Hay subproblemas comunes, cuya resolución se almacena para su reutilización.

 Como en el caso de divide & conquer, esta técnica se aplica a problemas cuya solución óptima es una combinación de soluciones óptimas a subproblemas.

- Como en el caso de divide & conquer, esta técnica se aplica a problemas cuya solución óptima es una combinación de soluciones óptimas a subproblemas.
- Esto se llama a veces principio de optimalidad. Si este principio se aplica al problema que queremos resolver, la programación dinámica o divide & conquer son dos buenos candidatos.

- Como en el caso de divide & conquer, esta técnica se aplica a problemas cuya solución óptima es una combinación de soluciones óptimas a subproblemas.
- Esto se llama a veces principio de optimalidad. Si este principio se aplica al problema que queremos resolver, la programación dinámica o divide & conquer son dos buenos candidatos.
- Si los subproblemas tienen elementos en común, la programación dinámica es la técnica más prometedora.

- Como en el caso de divide & conquer, esta técnica se aplica a problemas cuya solución óptima es una combinación de soluciones óptimas a subproblemas.
- Esto se llama a veces principio de optimalidad. Si este principio se aplica al problema que queremos resolver, la programación dinámica o divide & conquer son dos buenos candidatos.
- Si los subproblemas tienen elementos en común, la programación dinámica es la técnica más prometedora.
- Esta técnica se aplica a menudo a problemas de optimización, aunque esto no es excluyente.

- Repaso de la clase anterior
 - Introducción a la programación dinámica
 - El problema del cambio
 - El problema de la mochila 0-1
- Programación dinámica. Algunos ejemplos
 - El algoritmo de Floyd-Warshall
 - Subsecuencia común más larga
 - Subsecuencia creciente más larga
- 3 Ejercicios propuestos

 Tenemos n denominaciones y queremos pagar v con la mínima cantidad de monedas.

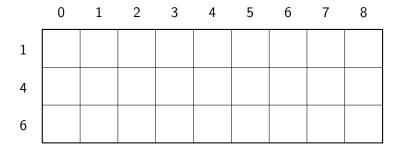
- Tenemos n denominaciones y queremos pagar v con la mínima cantidad de monedas.
- Soluciones parciales: pagar cantidades menores con la misma cantidad de denominaciones y con menos denominaciones.

- Tenemos n denominaciones y queremos pagar v con la mínima cantidad de monedas.
- Soluciones parciales: pagar cantidades menores con la misma cantidad de denominaciones y con menos denominaciones.
- Considere primero el siguiente ejemplo.

```
Supongamos que tenemos D=(6,4,1) y debemos pagar V=8. Descomponemos el problema en pagos de cifras menores (j\leq V) con un número menor de denominaciones (i\leq |D|.)
```

Supongamos que tenemos D = (6, 4, 1) y debemos pagar V = 8.

Descomponemos el problema en pagos de cifras menores $(j \le V)$ con un número menor de denominaciones $(i \le |D|.)$



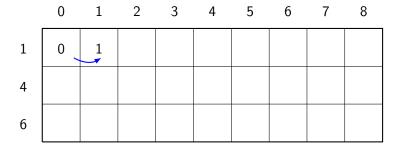
Supongamos que tenemos D=(6,4,1) y debemos pagar V=8. Descomponemos el problema en pagos de cifras menores $(j \le V)$ con un

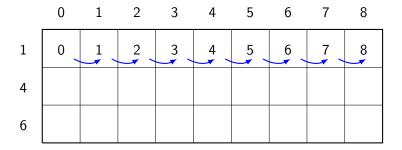
número menor de denominaciones ($i \leq |D|$.)

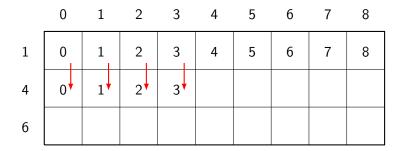
	0	1	2	3	4	5	6	7	8	
1	0									
4										
6										

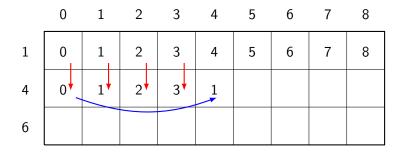
Supongamos que tenemos D = (6, 4, 1) y debemos pagar V = 8.

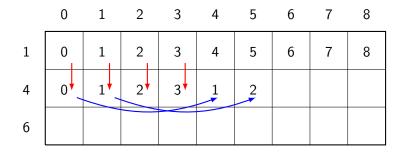
Descomponemos el problema en pagos de cifras menores $(j \le V)$ con un número menor de denominaciones $(i \le |D|.)$

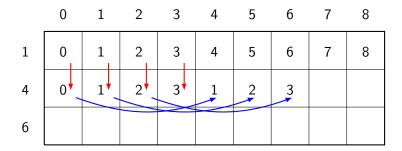


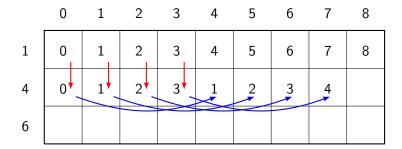


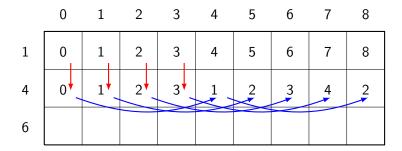


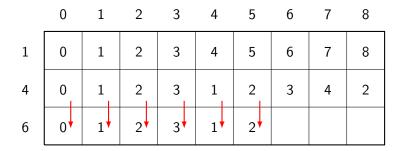


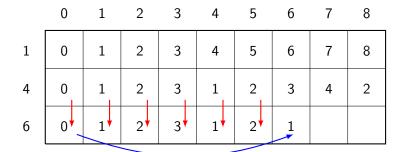


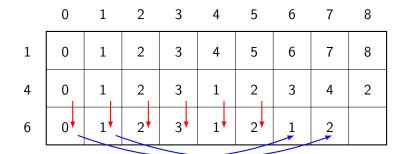


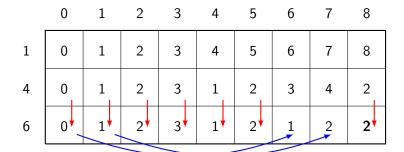


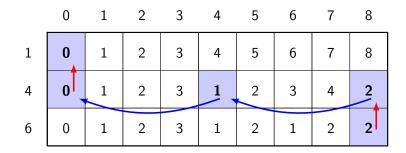












- La solución para pagar $j \leq V$ con $i \leq n$ será el mínimo entre
 - pagar j con i-1 denominaciones, y
 - pagar $j d_i$ con i denominaciones más uno.

- La solución para pagar $j \leq V$ con $i \leq n$ será el mínimo entre
 - pagar j con i-1 denominaciones, y
 - pagar $j d_i$ con i denominaciones más uno.
- Es decir, si uso una moneda d_i debo sumar uno más la cantidad de monedas que necesito para pagar $j-d_i$ con i denominaciones; si no, considero simplemente la cantidad de monedas que necesito para pagar j con i-1 denominaciones (no uso la moneda d_i .)

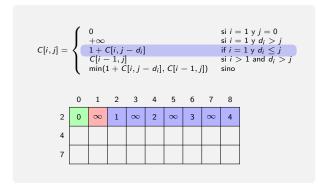
- La solución para pagar $j \leq V$ con $i \leq n$ será el mínimo entre
 - pagar j con i-1 denominaciones, y
 - pagar $j d_i$ con i denominaciones más uno.
- Es decir, si uso una moneda d_i debo sumar uno más la cantidad de monedas que necesito para pagar $j-d_i$ con i denominaciones; si no, considero simplemente la cantidad de monedas que necesito para pagar j con i-1 denominaciones (no uso la moneda d_i .)
- Esto continúa . . .

$$C[i,j] = \left\{ \begin{array}{ll} 0 & \text{si } i = 1 \text{ y } j = 0 \\ +\infty & \text{si } i = 1 \text{ y } d_i > j \\ 1 + C[i,j-d_i] & \text{if } i = 1 \text{ y } d_i \leq j \\ C[i-1,j] & \text{si } i > 1 \text{ and } d_i > j \\ \min(1+C[i,j-d_i], C[i-1,j]) & \text{sino} \end{array} \right.$$



$$C[i,j] = \begin{cases} 0 & \text{si } i = 1 \text{ y } j = 0 \\ +\infty & \text{si } i = 1 \text{ y } d_i > j \\ 1 + C[i,j-d_i] & \text{if } i = 1 \text{ y } d_i \leq j \\ C[i-1,j] & \text{si } i > 1 \text{ and } d_i > j \\ \min(1 + C[i,j-d_i], C[i-1,j]) & \text{sino} \end{cases}$$

$$C[i,j] = \begin{cases} 0 & \text{si } i = 1 \text{ y } j = 0 \\ +\infty & \text{si } i = 1 \text{ y } d_i > j \\ 1 + C[i,j-d_i] & \text{if } i = 1 \text{ y } d_i \leq j \\ C[i-1,j] & \text{si } i > 1 \text{ and } d_i > j \\ \min(1 + C[i,j-d_i], C[i-1,j]) & \text{sino} \end{cases}$$



$$C[i,j] = \begin{cases} 0 & \text{si } i = 1 \text{ y } j = 0 \\ +\infty & \text{si } i = 1 \text{ y } d_i > j \\ 1 + C[i,j-d_i] & \text{if } i = 1 \text{ y } d_i \leq j \\ C[i-1,j] & \text{si } i > 1 \text{ and } d_i > j \\ \min(1 + C[i,j-d_i], C[i-1,j]) & \text{sino} \end{cases}$$



$$C[i,j] = \left\{ \begin{array}{ll} 0 & \text{si } i = 1 \text{ y } j = 0 \\ +\infty & \text{si } i = 1 \text{ y } d_i > j \\ 1 + C[i,j-d_i] & \text{if } i = 1 \text{ y } d_i \leq j \\ C[i-1,j] & \text{si } i > 1 \text{ and } d_i > j \\ \min(1 + C[i,j-d_i], C[i-1,j]) & \text{sino} \end{array} \right.$$

	0	1	2	3	4	5	6	7	8
2	0	∞	1	8	2	∞	3	8	4
4	0	∞	1	8	1	∞	2	8	2
7									

$$C[i,j] = \left\{ \begin{array}{ll} 0 & \text{si } i = 1 \text{ y } j = 0 \\ +\infty & \text{si } i = 1 \text{ y } d_i > j \\ 1 + C[i,j-d_i] & \text{if } i = 1 \text{ y } d_i \leq j \\ \hline C[i-1,j] & \text{si } i > 1 \text{ and } d_i > j \\ \min(1 + C[i,j-d_i], C[i-1,j]) & \text{sino} \end{array} \right.$$

	0	1	2	3	4	5	6	7	8
2	0	∞	1	8	2	∞	3	8	4
4	0	∞	1	8	1	∞	2	8	2
7	0	∞	1	∞	1	∞	2		

$$C[i,j] = \left\{ \begin{array}{ll} 0 & \text{si } i = 1 \text{ y } j = 0 \\ +\infty & \text{si } i = 1 \text{ y } d_i > j \\ 1 + C[i,j-d_i] & \text{if } i = 1 \text{ y } d_i \leq j \\ C[i-1,j] & \text{si } i > 1 \text{ and } d_i > j \\ \min(1 + C[i,j-d_i], C[i-1,j]) & \text{sino} \end{array} \right.$$

	0	1	2	3	4	5	6	7	8
2	0	∞	1	8	2	∞	3	8	4
4	0	∞	1	∞	1	∞	2	∞	2
7	0	∞	1	~	1	∞	2	1	2

- Repaso de la clase anterior
 - Introducción a la programación dinámica
 - El problema del cambio
 - El problema de la mochila 0-1
- Programación dinámica. Algunos ejemplos
 - El algoritmo de Floyd-Warshall
 - Subsecuencia común más larga
 - Subsecuencia creciente más larga
- 3 Ejercicios propuestos

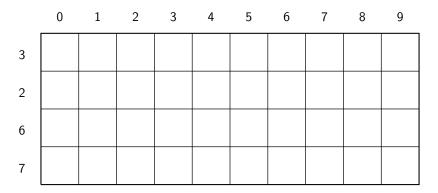
ntroducción a la programación dinámica El problema del cambio El problema de la mochila 0-1

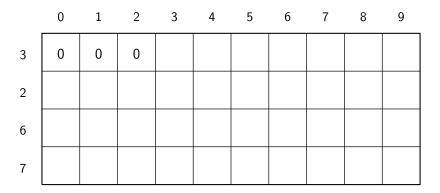
• Tenemos n objetos y una mochila. Para $i \in \{1, ..., n\}$, cada objeto O[i] tiene un peso positivo p_i y un valor positivo v_i .

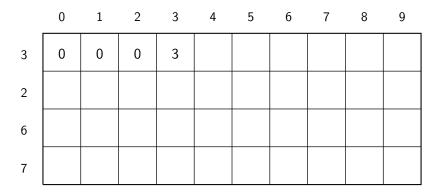
- Tenemos n objetos y una mochila. Para $i \in \{1, ..., n\}$, cada objeto O[i] tiene un peso positivo p_i y un valor positivo v_i .
- La mochila tiene una capacidad máxima de P. Si se le carga más peso, se desfonda.

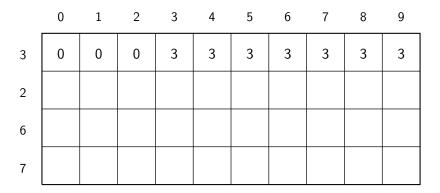
- Tenemos n objetos y una mochila. Para $i \in \{1, ..., n\}$, cada objeto O[i] tiene un peso positivo p_i y un valor positivo v_i .
- La mochila tiene una capacidad máxima de P. Si se le carga más peso, se desfonda.
- Los objetos no pueden ser fraccionados. O se los incluye completos en la mochila o se los deja de lado.

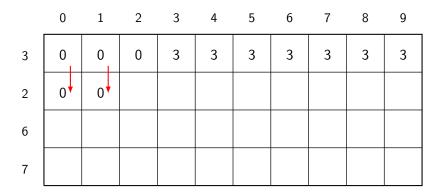
- Tenemos n objetos y una mochila. Para $i \in \{1, ..., n\}$, cada objeto O[i] tiene un peso positivo p_i y un valor positivo v_i .
- La mochila tiene una capacidad máxima de P. Si se le carga más peso, se desfonda.
- Los objetos no pueden ser fraccionados. O se los incluye completos en la mochila o se los deja de lado.
- El objetivo es maximizar el valor cargado en la mochila respetando el límite de capacidad impuesto.

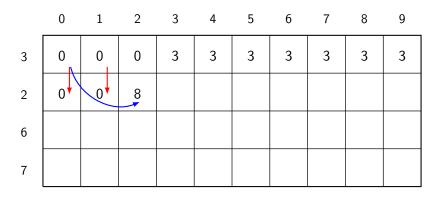


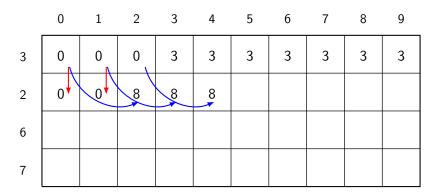


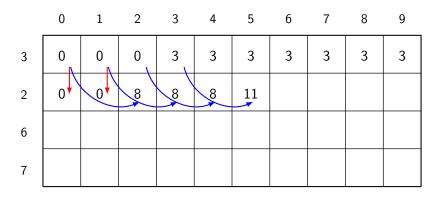


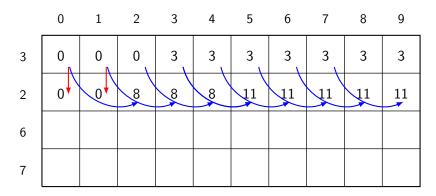


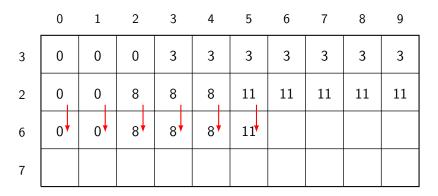


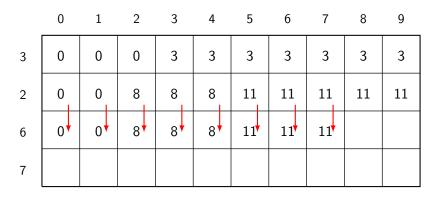


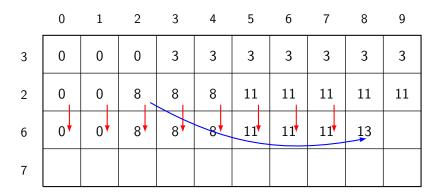


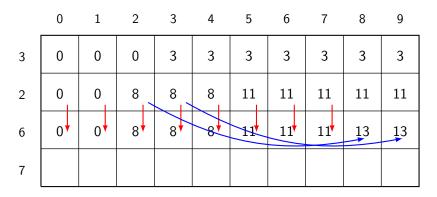


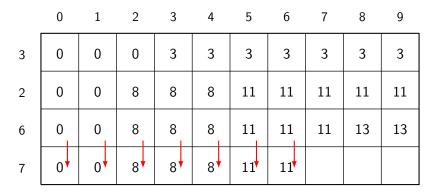


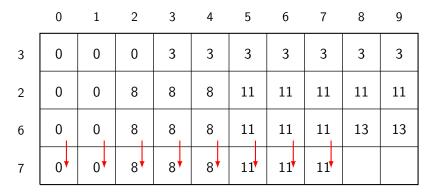


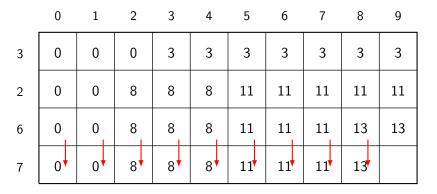


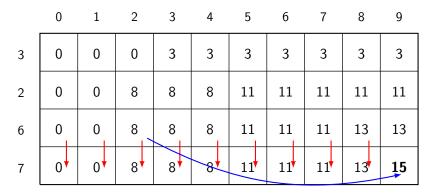






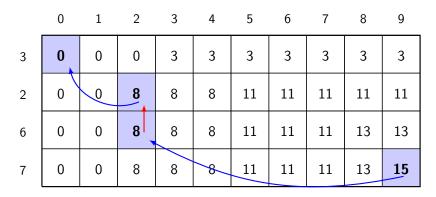






El problema de la mochila 0-1. Un ejemplo

Supongamos que tenemos cuatro objetos de pesos peso = (3, 2, 6, 7) con valores valor = (3, 8, 5, 7). El peso máximo es P = 9. Descomponemos el problema como se explicó:



ntroducción a la programación dinámica

El problema de la mochila 0-1

La construcción de la tabla

La construcción de la tabla

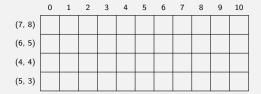
Luego del ejemplo, debería ser relativamente fácil construir la tabla.
 Recuerde que tenemos n objetos y que la carga máxima que puede llevar la mochila es P.

La construcción de la tabla

- Luego del ejemplo, debería ser relativamente fácil construir la tabla.
 Recuerde que tenemos n objetos y que la carga máxima que puede llevar la mochila es P.
- Recuerde también que, por conveniencia, el índice i se mueve entre 1 y n, mientras que el índice j se mueve entre 0 y P. Las fórmulas de recurrencia son:

```
V[i,j] = \begin{cases} 0 & \text{si } i = 1 \text{ y peso}[i] > j \\ valor[i] & \text{si } i = 1 \text{ y peso}[i] \leq j \\ V[i-1,j] & \text{si } i > 1 \text{ y peso}[i] > j \end{cases}
\max(V[i-1,j], V[i-1,j-peso[i]] + valor[i]) & \text{si } i > 1 \text{ y peso}[i] \leq j
```

$$V[i,j] = \left\{ \begin{array}{ll} 0 & \text{si } i=1 \text{ y peso}[i] > j \\ valor[i] & \text{si } i=1 \text{ y peso}[i] \leq j \\ V[i-1,j] & \text{si } i>1 \text{ y peso}[i] \leq j \\ \max(V[i-1,j], V[i-1,j-peso[i]] + valor[i]) & \text{si } i>1 \text{ y peso}[i] \leq j \end{array} \right.$$

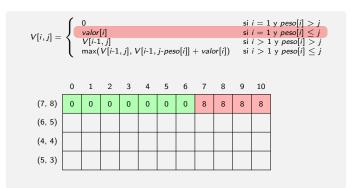


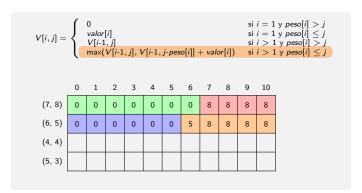
$$V[i,j] = \begin{cases} 0 & \text{si } i = 1 \text{ y peso}[i] > j \\ valor[i] & \text{si } i = 1 \text{ y peso}[i] \leq j \\ V[i-1,j] & \text{si } i > 1 \text{ y peso}[i] > j \\ \max(V[i-1,j], V[i-1,j-peso[i]] + valor[i]) & \text{si } i > 1 \text{ y peso}[i] \leq j \end{cases}$$

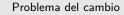
$$0 \quad 1 \quad 2 \quad 3 \quad 4 \quad 5 \quad 6 \quad 7 \quad 8 \quad 9 \quad 10$$

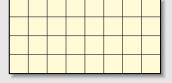
$$(7.8) \quad 0 \quad 0 \quad 0 \quad 0 \quad 0 \quad 0 \quad 0$$

$$(6.5) \quad (4.4) \quad (5.3) \quad (6.5)$$



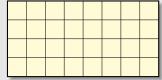




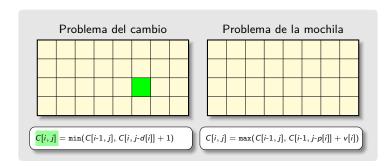


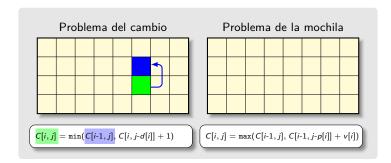
$$C[i,j] = \min(C[i-1,j], C[i,j-d[i]] + 1)$$

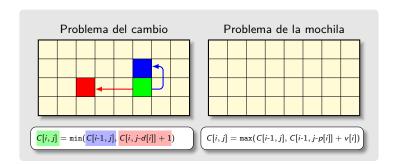
Problema de la mochila

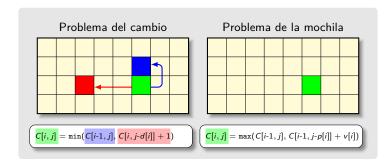


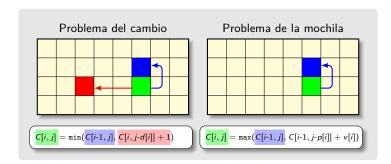
$$C[i,j] = \max(C[i-1,j], C[i-1,j-p[i]] + v[i])$$

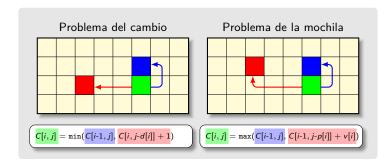












- Repaso de la clase anterior
 - Introducción a la programación dinámica
 - El problema del cambio
 - El problema de la mochila 0-1
- 2 Programación dinámica. Algunos ejemplos
 - El algoritmo de Floyd-Warshall
 - Subsecuencia común más larga
 - Subsecuencia creciente más larga
- 3 Ejercicios propuestos

- Repaso de la clase anterior
 - Introducción a la programación dinámica
 - El problema del cambio
 - El problema de la mochila 0-1
- 2 Programación dinámica. Algunos ejemplos
 - El algoritmo de Floyd-Warshall
 - Subsecuencia común más larga
 - Subsecuencia creciente más larga
- 3 Ejercicios propuestos

El algoritmo de Floyd-Warshall Subsecuencia común más larga Subsecuencia creciente más lar

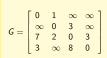
El algoritmo de Floyd-Warshall

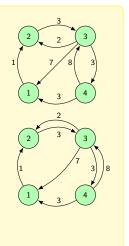
 Este algoritmo encuentra el mínimo camino entre dos nodos cualesquiera de un grafo dirigido si este camino existe.

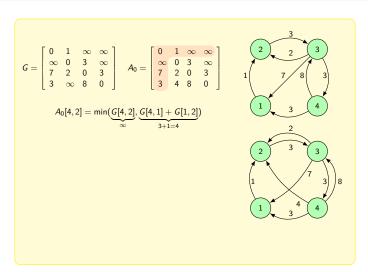
- Este algoritmo encuentra el mínimo camino entre dos nodos cualesquiera de un grafo dirigido si este camino existe.
- En términos más técnicos, el algoritmo encuentra el cierre transitivo de un grafo dirigido.

- Este algoritmo encuentra el mínimo camino entre dos nodos cualesquiera de un grafo dirigido si este camino existe.
- En términos más técnicos, el algoritmo encuentra el cierre transitivo de un grafo dirigido.
- Si se aplica el algoritmo sobre un grafo G = (V, A), se obtiene un grafo G' = (V, A') donde, si existe un camino mínimo de costo c en G entre dos nodos x y y, entonces existe una arista $(x, y) \in A'$ de costo c.

- Este algoritmo encuentra el mínimo camino entre dos nodos cualesquiera de un grafo dirigido si este camino existe.
- En términos más técnicos, el algoritmo encuentra el cierre transitivo de un grafo dirigido.
- Si se aplica el algoritmo sobre un grafo G = (V, A), se obtiene un grafo G' = (V, A') donde, si existe un camino mínimo de costo c en G entre dos nodos x y y, entonces existe una arista $(x, y) \in A'$ de costo c.
- El grafo G=(V,A) se representa como una matriz $M\in\mathbb{R}^{n\times n}$ donde n=|V|. Cada elemento M[i,j] contiene el costo de la arista (i,j) o ∞ si la arista no existe.





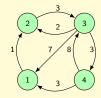


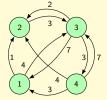
$$G = \begin{bmatrix} 0 & 1 & \infty & \infty \\ \infty & 0 & 3 & \infty \\ 7 & 2 & 0 & 3 \\ 3 & \infty & 8 & 0 \end{bmatrix} \quad A_0 = \begin{bmatrix} 0 & 1 & \infty & \infty \\ \infty & 0 & 3 & \infty \\ 7 & 2 & 0 & 3 \\ 3 & 4 & 8 & 0 \end{bmatrix}$$

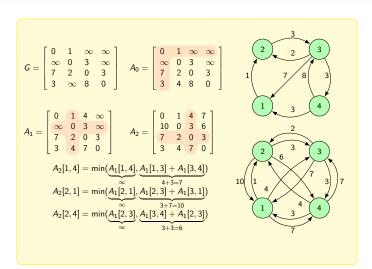
$$A_0 = \begin{bmatrix} 0 & 1 & \infty & \infty \\ \infty & 0 & 3 & \infty \\ 7 & 2 & 0 & 3 \\ 3 & 4 & 8 & 0 \end{bmatrix}$$

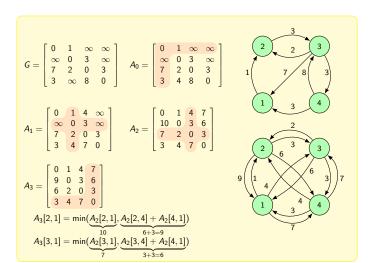
$$A_1 = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 4 & \infty \\ \infty & 0 & 3 & \infty \\ 7 & 2 & 0 & 3 \\ 3 & 4 & 7 & 0 \end{bmatrix}$$

$$\begin{split} A_1[1,3] &= \min(\underbrace{A_0[1,3]}_{\infty},\underbrace{A_0[1,2] + A_0[2,3]}_{1+3=4}) \\ A_1[4,3] &= \min(\underbrace{A_0[4,3]}_{8},\underbrace{A_0[4,2] + A_0[2,3]}_{4+3=7}) \end{split}$$









```
Algoritmo Floyd-Warshall (real [n][n]G, M)
1.
              A = initializeMatrix(A) : [1..n, 1..n, 1..n]
                                                                   // Matrices Ak
              for (k = 0; k < n; k + +) {
                   for (i = 0; i < n; i + +) {
5.
                         for (j = 0; j < n; j + +) {
6.
                               if (k == 0) {
7.
                                     A[k, i, j] = \min(G[i, j], G[i, k] + G[k, j])
8.
                                } else {
g
                                     A[k, i, j] = \min(A[k-1, i, j], A[k-1, i, k] + A[k-1, k, j])
10.
11.
12.
13.
14.
              for (i = 0; i < n; i + +) {
                    for (j = 0; j < n; j + +) {
15.
16.
                          M[i, j] = A[n-1, i, j]
17.
18.
19.
              return M
```

```
Algoritmo Floyd-Warshall (real [n][n]G, M)
                       A = initializeMatrix(A) : [1..n, 1..n, 1..n]
                                                                              // Matrices A<sub>k</sub>
                      for (k = 0; k < n; k + +)
\Theta(n)
\Theta(n)
                            for (i = 0; i < n; i + +)
                                   for (j = 0; j < n; j + +)
\Theta(n)
                                         if (k == 0) {
                                               A[k, i, j] = \min(G[i, j], G[i, k] + G[k, j])
        8.
                                         } else
       g
                                               A[k, i, i] = \min(A[k-1, i, i], A[k-1, i, k] + A[k-1, k, i])
       10.
       11.
       12.
       13.
       14.
                       for (i = 0; i < n; i + +)
\Theta(n)
       15.
                             for (j = 0; j < n; j + +) {
\Theta(n)
       16.
                                   M[i, j] = A[n-1, i, j]
       17.
       18.
       19.
                      return M
```

$$\Theta(n^3) + \Theta(n^2) = \Theta(n^3)$$

La clase Cubo

```
1.
       public class Cubo {
2.
          private int Size;
          private int[][] Cubo;
4
           private int[] Etiqs;
5.
          public Cubo (int tam) {
                                                                 // El constructor de la clase
6.
              this.Size = tam {
7.
              this. Cubo = new int[tam+1][tam][tam];
8.
              this. Cubo = new int[tam]:
g
10
           public void setCubo(int x, int y, int z, int v) {
11.
              this. Cubo[x][v][z] = v;
12.
13.
           public int getCubo(int x, int y, int z) {
              return this. Cubo[x][y][z] = v;
14
15.
16.
           public void setEtiqs(int x, int v) {
17.
              this. Etiqs[x] = v;
18
19
           public int getEtiqs(int x) {
20
              return this. Etiqs[x];
21.
22.
           public int getSize() {
23.
              return this. Size;
24.
25.
```

- Repaso de la clase anterior
 - Introducción a la programación dinámica
 - El problema del cambio
 - El problema de la mochila 0-1
- 2 Programación dinámica. Algunos ejemplos
 - El algoritmo de Floyd-Warshall
 - Subsecuencia común más larga
 - Subsecuencia creciente más larga
- 3 Ejercicios propuestos

El algoritmo de Floyd-Warshall Subsecuencia común más larga Subsecuencia creciente más larg

El problema de la subsecuencia común más larga (I)

El problema de la subsecuencia común más larga (I)

• Supongamos que se tiene una secuencia $X = (x_1x_2...x_m)$. Se dice que $Z = (z_1z_2...z_k)$ es una subsecuencia de X (siendo $k \le m$) si existe una secuencia creciente $(i_1i_2...i_k)$ de índices de X tales que para todo j = 1, 2, ..., k se tiene $x_{i_j} = z_j$.

El problema de la subsecuencia común más larga (I)

- Supongamos que se tiene una secuencia $X = (x_1x_2...x_m)$. Se dice que $Z = (z_1z_2...z_k)$ es una subsecuencia de X (siendo $k \le m$) si existe una secuencia creciente $(i_1i_2...i_k)$ de índices de X tales que para todo j = 1, 2, ..., k se tiene $x_{i_j} = z_j$.
- Ejemplo: Z = BCDBCBCB es una subsecuencia de X = (ABCDABCCABDBDACB) con secuencia de índices (2, 3, 4, 6, 7, 10, 15, 16), como se muestra a continuación.

Α	В	С	D	Α	В	С	С	Α	В	D	В	D	Α	С	В
1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16
	В	С	D		В	С			В					С	В

El problema de la subsecuencia común más larga (I)

- Supongamos que se tiene una secuencia $X = (x_1x_2...x_m)$. Se dice que $Z = (z_1z_2...z_k)$ es una subsecuencia de X (siendo $k \le m$) si existe una secuencia creciente $(i_1i_2...i_k)$ de índices de X tales que para todo j = 1, 2, ..., k se tiene $x_{i_j} = z_j$.
- Ejemplo: Z = BCDBCBCB es una subsecuencia de X = (ABCDABCCABDBDACB) con secuencia de índices (2, 3, 4, 6, 7, 10, 15, 16), como se muestra a continuación.

Г	Α	В	С	D	Α	В	С	С	Α	В	D	В	D	Α	С	В
Γ	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16
Г		В	С	D		В	С			В					С	В

 Dadas dos secuencias X y Y, se dice que Z es una subsecuencia común de X y Y si es una subsecuencia de ambas.

El algoritmo de Floyd-Warshall Subsecuencia común más larga Subsecuencia creciente más larg

El problema de la subsecuencia común más larga (II)

El problema de la subsecuencia común más larga (II)

 Dadas dos secuencias X y Y, se desea encontrar la subsecuencia común Z de máxima longitud.

El problema de la subsecuencia común más larga (II)

- Dadas dos secuencias X y Y, se desea encontrar la subsecuencia común Z de máxima longitud.
- Por ejemplo, consideremos las secuencias X = (ABCBDA) y Y = (ABACADAC). La subsecuencia común más larga tiene longitud 5:



El problema de la subsecuencia común más larga (II)

- Dadas dos secuencias X y Y, se desea encontrar la subsecuencia común Z de máxima longitud.
- Por ejemplo, consideremos las secuencias X = (ABCBDA) y Y = (ABACADAC). La subsecuencia común más larga tiene longitud 5:



• La solución de este problema consiste en la descomposición en subproblemas con la misma estructura, tomando los primeros *i* caracteres de la primera secuencia y los primeros *j* caracteres de la segunda.

Tenemos las secuencias X = (ABCBDA) y X = (ABACADAC).

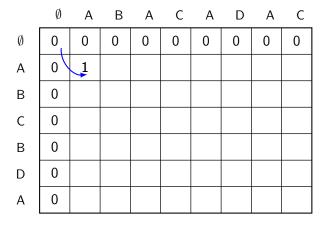
Tenemos las secuencias X = (ABCBDA) y X = (ABACADAC).

	Ø	Α	В	Α	С	Α	D	Α	С
Ø									
Α									
В									
C									
В									
D									
Α									

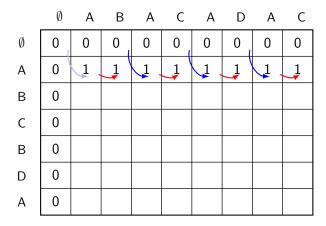
Tenemos las secuencias X = (ABCBDA) y X = (ABACADAC).

	Ø	Α	В	Α	C	Α	D	Α	C
Ø	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Α	0								
В	0								
С	0								
В	0								
D	0								
Α	0								

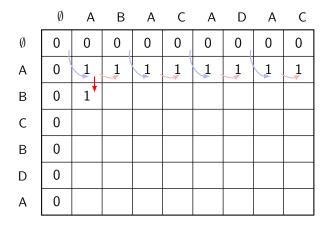
Tenemos las secuencias X = (ABCBDA) y X = (ABACADAC).



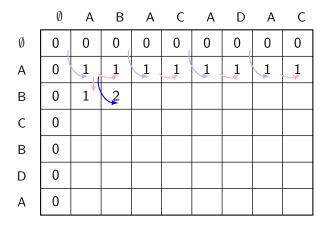
Tenemos las secuencias X = (ABCBDA) y X = (ABACADAC).



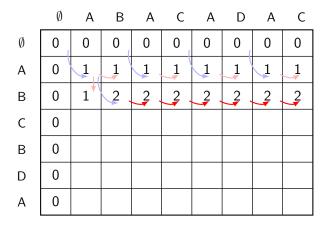
Tenemos las secuencias X = (ABCBDA) y X = (ABACADAC).



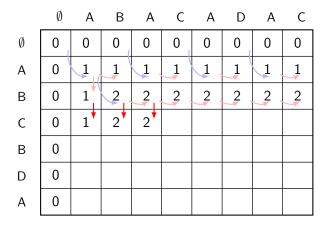
Tenemos las secuencias X = (ABCBDA) y X = (ABACADAC).



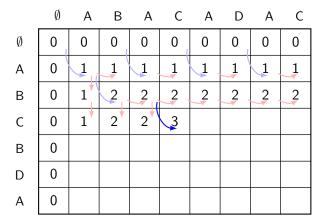
Tenemos las secuencias X = (ABCBDA) y X = (ABACADAC).



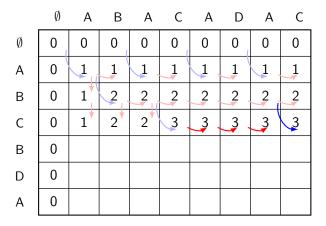
Tenemos las secuencias X = (ABCBDA) y X = (ABACADAC).



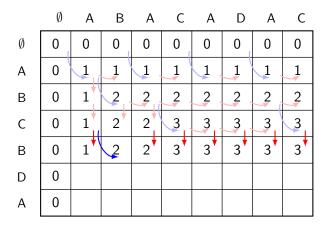
Tenemos las secuencias X = (ABCBDA) y X = (ABACADAC).



Tenemos las secuencias X = (ABCBDA) y X = (ABACADAC).



Tenemos las secuencias X = (ABCBDA) y X = (ABACADAC).



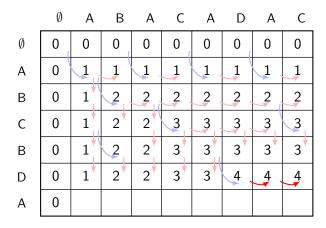
Tenemos las secuencias X = (ABCBDA) y X = (ABACADAC).

	Ø	Α	В	Α	С	Α	D	Α	C
Ø	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Α	0	1	1	1.	1	1.	1	1.	1
В	0	1	2	2	2 .	2 .	2 .	2	2
C	0	1	2	2	3	3 .	3 .	3	w_
В	0	1	2	2	3	3	3	3	3
D	0	1	2	2*	3	3			
Α	0								

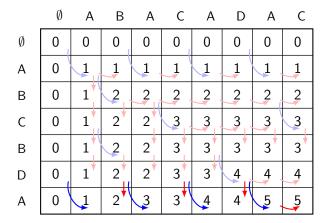
Tenemos las secuencias X = (ABCBDA) y X = (ABACADAC).

	Ø	Α	В	Α	С	Α	D	Α	C
Ø	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Α	0	1	1	1.	1	1.	1	7	1
В	0	1	2	2	2 .	2 .	2 .	2	2
С	0	1	2	2	3	3 .	3 .	3	w_
В	0	1	2	2	3	3	3	3	3
D	0	1	2	2*	3	3	4		
Α	0								

Tenemos las secuencias X = (ABCBDA) y X = (ABACADAC). Descomponemos el problema como se explicó:



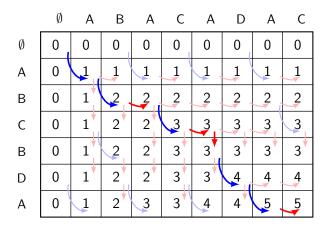
Tenemos las secuencias X = (ABCBDA) y X = (ABACADAC).



Tenemos las secuencias X = (ABCBDA) y X = (ABACADAC). Descomponemos el problema como se explicó:

	Ø	Α	В	Α	С	Α	D	Α	C
Ø	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Α	0	1	1	1	1	1.	1	1.	1
В	0	1	2	2	2	2 .	2 .	2	2
С	0	1	2	2	3	3 .	3	3	3
В	0	1	2	2	3	3	3	3	3
D	0	1	2	2	3	3*\	4	4	4
Α	0	1	2	က	3	4	4	5.	5

Tenemos las secuencias X = (ABCBDA) y X = (ABACADAC). Descomponemos el problema como se explicó:



• Tenemos dos secuencias X[1..n] y Y[1..m]. El elemento M[i,j] nos da la longitud de la subsecuencia común más larga entre X[1..i] y los Y[1..j].

- Tenemos dos secuencias X[1..n] y Y[1..m]. El elemento M[i,j] nos da la longitud de la subsecuencia común más larga entre X[1..i] y los Y[1..j].
- Si una de las secuencias es vacía, la máxima subsecuencia común es vacía. Por lo tanto M[0,j]=M[i,0]=0 para todo $i\in\{1,\ldots,n\},$ $j\in\{1,\ldots,m\}.$

- Tenemos dos secuencias X[1..n] y Y[1..m]. El elemento M[i,j] nos da la longitud de la subsecuencia común más larga entre X[1..i] y los Y[1..j].
- Si una de las secuencias es vacía, la máxima subsecuencia común es vacía. Por lo tanto M[0,j]=M[i,0]=0 para todo $i\in\{1,\ldots,n\},$ $j\in\{1,\ldots,m\}.$
- Si X[i] = Y[j], podemos pensar que esto equivale a tomar el valor M[i − 1, j − 1] y sumarle 1.

- Tenemos dos secuencias X[1..n] y Y[1..m]. El elemento M[i,j] nos da la longitud de la subsecuencia común más larga entre X[1..i] y los Y[1..j].
- Si una de las secuencias es vacía, la máxima subsecuencia común es vacía. Por lo tanto M[0,j]=M[i,0]=0 para todo $i\in\{1,\ldots,n\}$, $j\in\{1,\ldots,m\}$.
- Si X[i] = Y[j], podemos pensar que esto equivale a tomar el valor M[i-1,j-1] y sumarle 1.
- Si no, tomamos el máximo valor entre M[i-1,j] y M[i,j-1].

- Tenemos dos secuencias X[1..n] y Y[1..m]. El elemento M[i,j] nos da la longitud de la subsecuencia común más larga entre X[1..i] y los Y[1..j].
- Si una de las secuencias es vacía, la máxima subsecuencia común es vacía. Por lo tanto M[0,j]=M[i,0]=0 para todo $i\in\{1,\ldots,n\},$ $j\in\{1,\ldots,m\}.$
- Si X[i] = Y[j], podemos pensar que esto equivale a tomar el valor M[i-1,j-1] y sumarle 1.
- Si no, tomamos el máximo valor entre M[i-1,j] y M[i,j-1].
- Entonces:

$$M[i,j] = \left\{ \begin{array}{ll} 0 & \text{si } i = 0 \text{ o } j = 0 \\ M[i-1,j-1] + 1 & \text{si } i > 0, j > 0 \text{ y } X[i] = Y[j] \\ \max(M[i-1,j], M[i,j-1]) & \text{sino} \end{array} \right.$$

El algoritmo para la subsecuencia común más larga

```
Algoritmo LCS (string X, Y., int v)
            A = initializeMatrix : [X.length], [Y.length]
            for (i = 0; i < X.1ength; i + +) {
                  for (j = 0; i < Y.length; j + +) {
                       if (i == 0 || j == 0) {
                            M[i,j]=0
                       } else {
                            if X[i] = Y[j]
                                  M[i,j] = M[i-1,j-1] + 1
10.
                             } else {
11.
                                  M[i, j] = \max(M[i-1, j], M[i, j-1])
12.
13.
14.
15.
16.
            return M[n, m]
```

El algoritmo para la subsecuencia común más larga

```
1.
                Algoritmo LCS (string X, Y., int v)
                      A = initializeMatrix : [X.length], [Y.length]
                      for (i = 0; i < X.1ength; i + +) {
\Theta(n)
                           for (i = 0; i < Y.1ength; j + +) {
\Theta(m)
                                 if (i == 0 || j == 0) {
                                      M[i, j] = 0
                                 } else {
                                      if X[i] = Y[j]
                                            M[i,j] = M[i-1,j-1]+1
         10.
                                       } else
         11.
                                            M[i, i] = \max(M[i-1, i], M[i, i-1])
         12.
         13.
         14.
         15.
         16.
                      return M[n, m]
```

$$\Theta(m \cdot n)$$

- Repaso de la clase anterior
 - Introducción a la programación dinámica
 - El problema del cambio
 - El problema de la mochila 0-1
- 2 Programación dinámica. Algunos ejemplos
 - El algoritmo de Floyd-Warshall
 - Subsecuencia común más larga
 - Subsecuencia creciente más larga
- 3 Ejercicios propuestos

El algoritmo de Floyd-Warshall Subsecuencia común más larga Subsecuencia creciente más larg

Subsecuencia creciente más larga

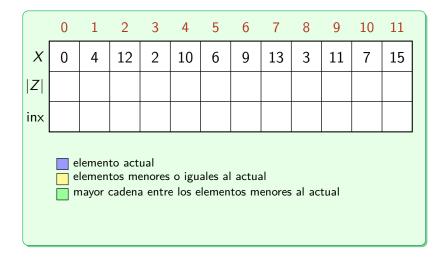
• Dada una secuencia $X=(x_1x_2...x_n)$, una subsecuencia $Z=(z_1z_2...z_k)$ de X es una subsecuencia creciente de X si para todo $i,j\in\{1,...,k\}$, i< j implica que $z_i\leq z_j$.

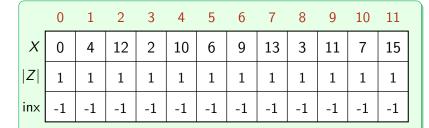
- Dada una secuencia $X=(x_1x_2...x_n)$, una subsecuencia $Z=(z_1z_2...z_k)$ de X es una subsecuencia creciente de X si para todo $i,j\in\{1,...,k\}$, i< j implica que $z_i\leq z_j$.
- Por ejemplo, si X = (0, 4, 12, 2, 10, 6, 9, 13, 3, 11, 7, 15), entonces Z = (2, 6, 9) es una subsecuencia creciente de X.

- Dada una secuencia $X=(x_1x_2...x_n)$, una subsecuencia $Z=(z_1z_2...z_k)$ de X es una subsecuencia creciente de X si para todo $i,j\in\{1,...,k\}$, i< j implica que $z_i\leq z_j$.
- Por ejemplo, si X = (0, 4, 12, 2, 10, 6, 9, 13, 3, 11, 7, 15), entonces Z = (2, 6, 9) es una subsecuencia creciente de X.
- El problema consiste en encontrar la más larga de las subsecuencias crecientes de la secuencia.

- Dada una secuencia $X=(x_1x_2...x_n)$, una subsecuencia $Z=(z_1z_2...z_k)$ de X es una subsecuencia creciente de X si para todo $i,j\in\{1,...,k\}$, i< j implica que $z_i\leq z_j$.
- Por ejemplo, si X = (0, 4, 12, 2, 10, 6, 9, 13, 3, 11, 7, 15), entonces Z = (2, 6, 9) es una subsecuencia creciente de X.
- El problema consiste en encontrar la más larga de las subsecuencias crecientes de la secuencia.
- La estrategia consiste en plantear subproblemas de subsecuencias crecientes más largas de fragmentos de X:

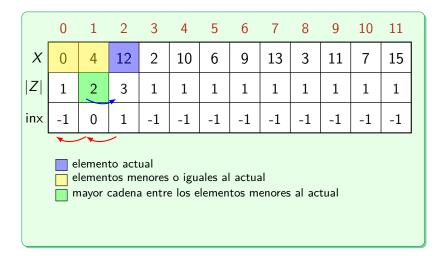
- Dada una secuencia $X=(x_1x_2...x_n)$, una subsecuencia $Z=(z_1z_2...z_k)$ de X es una subsecuencia creciente de X si para todo $i,j\in\{1,...,k\}$, i< j implica que $z_i\leq z_j$.
- Por ejemplo, si X = (0, 4, 12, 2, 10, 6, 9, 13, 3, 11, 7, 15), entonces Z = (2, 6, 9) es una subsecuencia creciente de X.
- El problema consiste en encontrar la más larga de las subsecuencias crecientes de la secuencia.
- La estrategia consiste en plantear subproblemas de subsecuencias crecientes más largas de fragmentos de X:
- Construimos una matriz $D \in \mathbb{N}^{2 \times n}$ donde D[0,j] tiene la longitud de la subsecuencia creciente más larga a la que el elemento X[j] pertenece en el vector X[0..j] y D[1,j] el índice del elemento anterior en esa subsecuencia.

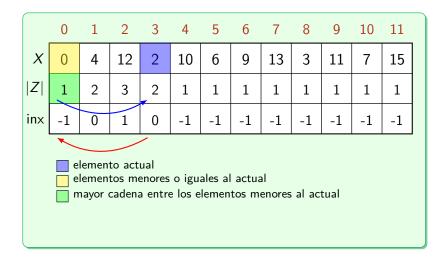


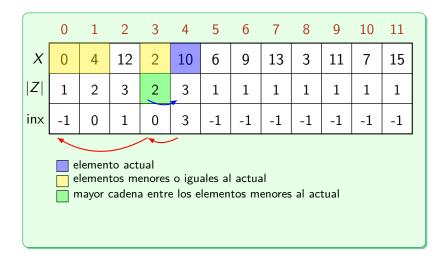


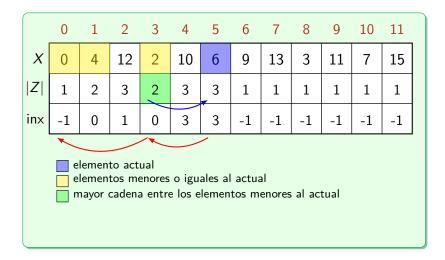
- elemento actual
- elementos menores o iguales al actual
- mayor cadena entre los elementos menores al actual

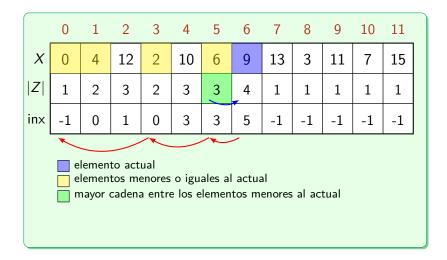




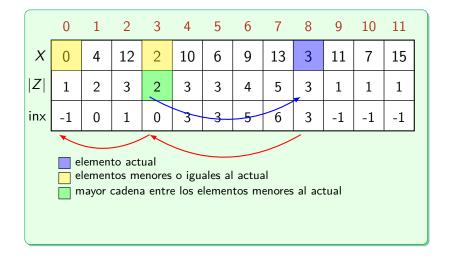


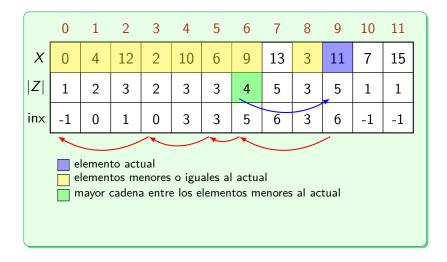


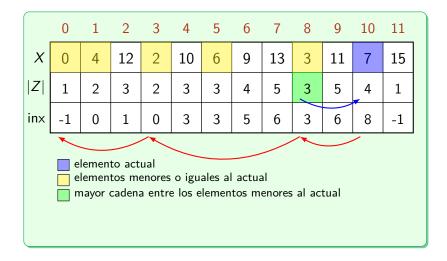






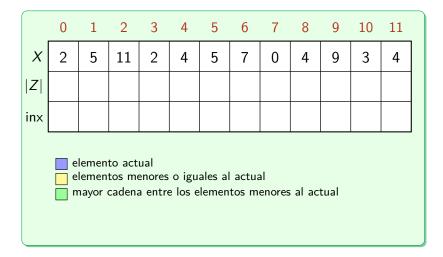










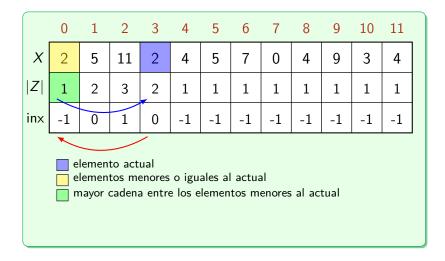


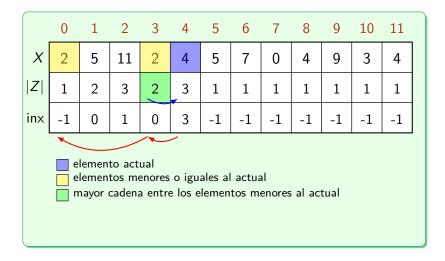


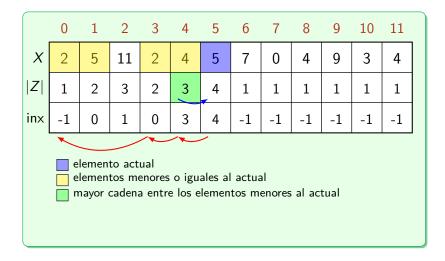
- elemento actual
- elementos menores o iguales al actual
- mayor cadena entre los elementos menores al actual

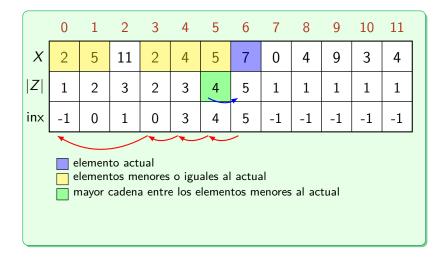






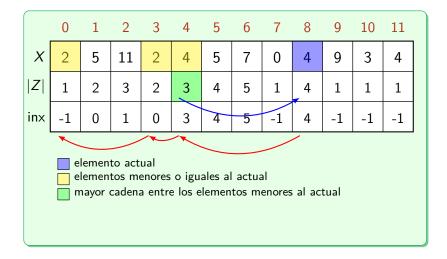


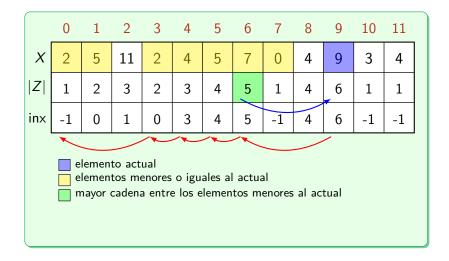


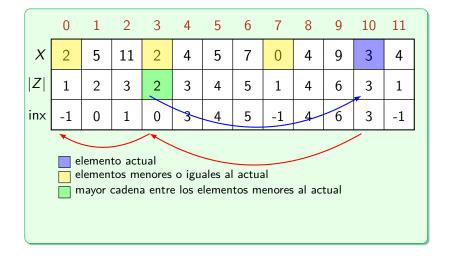


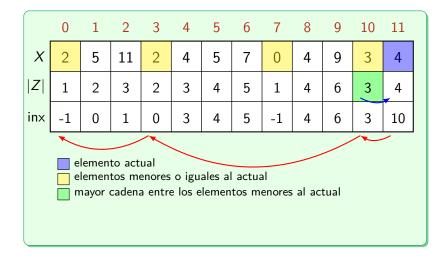


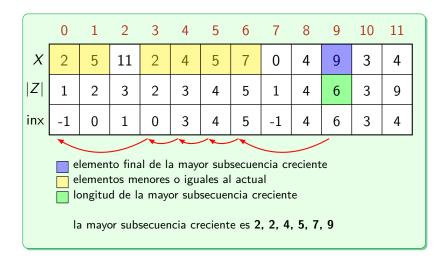
- elemento actual
- elementos menores o iguales al actual
- mayor cadena entre los elementos menores al actual











La construcción de la tabla

La construcción de la tabla

• En el caso D[0,0] existe una única subsecuencia creciente, Z[0] = X[0], y no hay ningún índice anterior, pues estamos en el comienzo. Por lo tanto, D[1,0] no se utiliza y puede contener cualquier valor. Lo mismo si no existe ningún k < j con X[k] < X[j].

La construcción de la tabla

- En el caso D[0,0] existe una única subsecuencia creciente, Z[0] = X[0], y no hay ningún índice anterior, pues estamos en el comienzo. Por lo tanto, D[1,0] no se utiliza y puede contener cualquier valor. Lo mismo si no existe ningún k < j con X[k] < X[j].
- En el caso D[0,j] con j>0, tenemos que buscar el máximo elemento $D[0,k],\ k< j,$ tal que $X[k]\leq X[j].$ Entonces, D[0,j]=D[0,k]+1 y D[1,j]=k.

La construcción de la tabla

- En el caso D[0,0] existe una única subsecuencia creciente, Z[0] = X[0], y no hay ningún índice anterior, pues estamos en el comienzo. Por lo tanto, D[1,0] no se utiliza y puede contener cualquier valor. Lo mismo si no existe ningún k < j con X[k] < X[j].
- En el caso D[0,j] con j>0, tenemos que buscar el máximo elemento $D[0,k],\ k< j,$ tal que $X[k]\leq X[j].$ Entonces, D[0,j]=D[0,k]+1 y D[1,j]=k.
- En síntesis:

$$D[i,j] \leftarrow \left\{ \begin{array}{ll} 1. & \text{si } \exists k < j \text{ con } X[k] \leq X[j]: \\ & X[0,j] = \max_{k < j} \{D[1,k] \,|\, X[k] \leq X[j]\} + 1 \\ & X[1,j] = k \\ 2. & \text{si no existe tal valor:} \\ & D[0,j] = 1 \\ & D[1,j] = -1 \end{array} \right.$$

El algoritmo para la subsecuencia creciente más larga

```
Algoritmo LIS (int[]X, Z, int L)
             D = initializeMatrix : [2, X.length]
3.
             for (i = 0; i < n; i + +) {
                   D[0, i] = 1
                   D[1, i] = -1
6.
7.
             for (i = 1; i < n; i + +) {
8.
                   for (j = 0; j < i; j + +) {
                         if (X[i] < X[i] \&\& D[0, i] + 1 > D[0, i]) {
9.
10.
                               D[0, i] = D[0, j] + 1
11.
                               D[1,i]=j
12.
13.
14.
15.
              inx = \max_{i}(D[0, i])
16.
              L = (D[0, inx])
17.
             Z = initializeVector : [L]
18.
             Z[L-1] = X[inx]
19.
             for (i = L - 2; i > 0; i - -) {
20.
                   Z[i] = X[D[1, inx]]
21.
                   inx = D[1, inx]
22.
23.
             return L, Z
```

El algoritmo para la subsecuencia creciente más larga

```
Algoritmo LIS (int[]X, Z, int L)
         1.
         2.
                        D = initializeMatrix : [2, X.length]
\Theta(n)
         3.
                        for (i = 0; i < n; i + +)
                               D[0, i] = 1
         5.
                               D[1, i] = -1
         6.
\Theta(n)
                        for (i = 1; i < n; i + +)
                              for (j = 0; j < i; j + +)
\Theta(n)
                                    if (X[j] \le X[i] \&\& D[0,j] + 1 \ge D[0,i]) {
         9.
                                           D[0, i] = D[0, j] + 1

D[1, i] = j
         10.
         11.
         12.
         13.
         14.
\Theta(n)
         15.
                        inx = \max_{i}(D[0, i])
         16.
                         L = (D[0, inx])
         17.
                        Z = initializeVector : [L]
         18.
                         Z[L-1] = X[inx]
                        for (i = L - 2; i > 0; i - -) {
         19.
\Theta(n)
         20.
                               Z[i] = X[D[1, inx]]
         21.
                              inx = D[1, inx]
         22.
         23.
                        return L, Z
```

$$\Theta(n^2) + \Theta(n) + \Theta(n) = \Theta(n^2)$$

- Analice si es posible extender el algoritmo de Dijkstra para que muestre los caminos de costo mínimo (además de los costos mínimos) utilizado una estrategia similar a la del problema de la subsecuencia creciente más larga.
- 2 Adapte el problema de la subsecuencia común más larga para encontrar el substring común más largo.
- 3 Dadas n funciones f_1, f_2, \ldots, f_n y un entero positivo M, deseamos maximizar la función

$$\sum_{i=1}^{n} f_i(x_i) = f_1(x_1) + f_2(x_2) + \ldots + f_n(x_n)$$

con la restricción

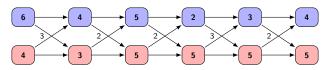
$$\sum_{i=1}^{n} x_i = x_1 + x_2 + \ldots + x_n = M$$

donde $f_i(0)=0$ para $i\in\{1,\ldots,n\}$, $x_i\in\mathbb{N}$, y todas las funciones son monótonamente crecientes, es decir, $x>y\Rightarrow f_i(x)>f_i(y)$. Los valores de cada función se almacenan en n vectores de M componentes.

La fábrica de saxofones. Son necesarios varias etapas para producir un saxofón: formación del cuerpo principal, curvado, perforación, adición de teclas, adición de la parte superior y and adición de la boquilla. La fábrica Blue Note de Fraile Muerto cuenta con dos líneas de producción. Cada línea de ensamblaje i contiene todas las estaciones (cuerpo principal, curvado, perforaciones, teclas, parte superior, boquilla). Denotamos a las estaciones S[i, j] con i ∈ {1, 2} y j ∈ {1, ..., 6}. Las estaciones S[i, j] y S[2, j] realizan el mismo trabajo pero no en el mismo tiempo, ya que el procedimiento es a mano. Llamamos T[i, j] al tiempo pasado en a estación j de la línea de ensamblaje i. Un saxofón debe atravesar las seis etapas mencionadas hasta que está terminado. Puede hacerlo en una única línea de ensamblaje o alternar entre ambas. Cuando el instrumento pasa de la estación j a la estación j + 1 de la misma línea de ensamblaje, esto es instantáneo; pero cuando cambia de una línea de ensamblaje a la otra, esto tiene una demora D[j] con j ∈ {1, ..., 5}. Véase el ejemplo en la siguiente diapositiva. Continúa en la siguiente diapositiva.

Continuación de la diapositiva anterior

Ejemplo: supongamos que es $D = \begin{bmatrix} 3, 2, 2, 3, 2 \end{bmatrix}$ y $D = \begin{bmatrix} 6 & 4 & 5 & 2 & 3 & 4 \\ 4 & 3 & 5 & 5 & 6 & 6 \end{bmatrix}$. Esto se muestra abajo. La línea de ensamblaje 1 es azul y la 2 es roja.



La producción de un saxofón en la línea 1 toma 6+4+5+2+3+4=24 unidades de tiempo; Con S[2,1],S[2,2],S[1,3],S[1,4],S[2,5],S[2,6], tenemos 4+3+(2)+5+2+(3)+5+5=27 unidades de tiempo. Los números entre paréntesis dan el tiempo para cambiar de una línea de ensamblaje a la otra.

Encuentre una estrategia de programación dinámica para minimizar el tiempo de producción de un saxofón.

La permutación de n elementos tomados de a k se refiere al proceso de acomodar k elementos de un conjunto de n para formar una secuencia. El coeficiente de permutaciones P(n, k) nos da el número de secuencias que podemos obtener tomando k elementos de un conjunto de n. Este coeficiente está dado por la fórmula

$$P(n, k) = \frac{n!}{(n-k)!}$$

Ejemplo: $P(4, 2) = \frac{24}{2} = 12$, pues tenemos doce maneras de formar pares en un conjunto de cuatro elementos. Si $A = \{a, b, c, d\}$, podemos formar los pares (a, b), (b, a), (a, c), (c, a), (a, d), (d, a), (b, c), (c, b), (b, d), (d, b), (c, d) y (d, c).

El coeficiente P(n,k) se puede computar a partir de resultados ya obtenidos para números menores:

$$P(n, k) = P(n-1, k) + k \cdot P(n-1, k-1)$$

Además tenemos los casos base: si k > n entonces P(n, k) = 0, si k = n entonces P(n, k) = P(n, n) = n! y si k = 0 entonces P(n, k) = P(0, 0) = 1. Con esta información, se pide definir una estrategia de programación dinámica para encontrar P(n, k) dados $n \lor k$.