

# FILE 7: PROGRAMMAZIONE DINAMICA

## RICETTA UNIVERSALE (4 STEP)

### Step 1: Caratterizzazione Ricorsiva

Definisci la struttura di una soluzione ottima  $S$  in funzione di soluzioni ottime  $S_1, S_2, \dots, S_k$  di sottoproblemi più piccoli.

### Step 2: Relazione di Ricorrenza

Determina una ricorrenza del tipo:

$$c(S^*) = f(c(S_1^*), c(S_2^*), \dots, c(S_k^*))$$

### Step 3: Calcolo Bottom-Up o Memoization

- **Bottom-up**: iterativo, riempi tabella dai sottoproblemi piccoli
- **Top-down**: ricorsivo + memoization per evitare ricalcoli

### Step 4: Ricostruzione Soluzione (opzionale)

Mantieni informazioni per ricostruire la soluzione ottima, non solo il costo.

---

## CARATTERISTICHE PROBLEMI PD

### 1. Sottostruttura Ottima

**Soluzione ottima contiene soluzioni ottime di sottoproblemi.**

Esempio:  $LCS(X, Y)$  contiene  $LCS(X', Y')$  per prefissi più corti.

### 2. Sottoproblemi Sovrapposti

**Stesso sottoproblema calcolato più volte.**

Esempio:  $Fibonacci(n)$  ricalcola  $Fibonacci(n-2)$  due volte.

### 3. Spazio Sottoproblemi Gestibile

**Numero di sottoproblemi distinti deve essere polinomiale.**

Tipico:  $O(n)$ ,  $O(n^2)$ ,  $O(n^3)$

---

# PROBLEMA 1: LONGEST COMMON SUBSEQUENCE (LCS)

## Problema

Date due stringhe  $X[1..m]$  e  $Y[1..n]$ , trova la sottosequenza comune più lunga.

**Nota:** sottosequenza NON richiede caratteri consecutivi.

## Caratterizzazione Ricorsiva

Sia  $Z = \text{LCS}(X, Y)$

Caso 1: Se  $X[m] = Y[n]$

→  $Z[k] = X[m] = Y[n]$

→  $Z[1..k-1] = \text{LCS}(X[1..m-1], Y[1..n-1])$

Caso 2: Se  $X[m] \neq Y[n]$

→  $Z$  non termina con  $X[m]$  OPPURE non termina con  $Y[n]$

→  $Z = \max\{ \text{LCS}(X[1..m-1], Y), \text{LCS}(X, Y[1..n-1]) \}$

## Relazione di Ricorrenza

$L[i, j]$  = lunghezza LCS di  $X[1..i]$  e  $Y[1..j]$

```
L[i, j] = {  
    0                                se i=0 o j=0  
    L[i-1, j-1] + 1                  se X[i] = Y[j]  
    max(L[i-1, j], L[i, j-1])        se X[i] ≠ Y[j]  
}
```

## Algoritmo Bottom-Up

```
LCS_LENGTH(X, Y, m, n)  
1. for i = 0 to m: L[i, 0] = 0  
2. for j = 0 to n: L[0, j] = 0  
3. for i = 1 to m:  
4.   for j = 1 to n:  
5.     if X[i] = Y[j]:  
6.       L[i, j] = L[i-1, j-1] + 1  
7.       B[i, j] = "↖" // Diagonale  
8.     else if L[i-1, j] ≥ L[i, j-1]:  
9.       L[i, j] = L[i-1, j]  
10.      B[i, j] = "↑" // Alto  
11.    else:  
12.      L[i, j] = L[i, j-1]  
13.      B[i, j] = "←" // Sinistra  
14. return L, B
```

**Complessità:**  $\Theta(m \cdot n)$  tempo e spazio

## Esempio Dettagliato: X = "armo", Y = "toro"

Tabella L[i,j]:

	"	t	o	r	o
"	0	0	0	0	0
a	0	0	0	0	0
r	0	0	0	1	1
m	0	0	0	1	1
o	0	0	1	1	2

Tabella B[i,j] (direzioni):

	"	t	o	r	o
"	-	-	-	-	-
a	-	←	←	←	←
r	-	←	←	↖	←
m	-	←	←	↑	←
o	-	←	↖	←	↖

Ricostruzione da B[4,4]:

- B[4,4] = "↖" → o è comune → stampa 'o', vai a [3,3]
- B[3,3] = "↑" → vai a [2,3]
- B[2,3] = "↖" → r è comune → stampa 'r', vai a [1,2]
- B[1,2] = "←" → vai a [1,1]
- B[1,1] = "←" → fine

LCS = "ro" (lunghezza 2)

## Versione Memoizzata (Top-Down)

```
INIT_LCS_MEMO(m, n)
1. for i = 0 to m:
2.   for j = 0 to n:
3.     L[i,j] = -1 // Valore sentinella
4. return REC_LCS(m, n)
```

```
REC_LCS(i, j)
1. if L[i,j] ≠ -1: // Già calcolato
2.   return L[i,j]
3. if i = 0 or j = 0:
4.   L[i,j] = 0
5. else if X[i] = Y[j]:
6.   L[i,j] = 1 + REC_LCS(i-1, j-1)
7. else:
```

```
8. L[i,j] = max(REC_LCS(i-1, j), REC_LCS(i, j-1))
9. return L[i,j]
```

### Vantaggi memoization:

- Se  $X[i] = Y[j]$ , non calcola i sottoproblemi  $(i-1, j)$  e  $(i, j-1)$
- Può essere più veloce in pratica
- Complessità peggiore uguale:  $\Theta(m \cdot n)$

---

## PROBLEMA 2: LONGEST INCREASING SUBSEQUENCE (LIS)

### Problema

Dato array  $X[1..n]$ , trova la sottosequenza crescente più lunga.

### Perché Strengthening?

**Problema originale:**  $LIS(X)$  non ha sottostruttura ottima diretta.

**Problema rafforzato:**  $LIS(X_i) = LIS$  che **termina in  $X[i]$**

→ Questo HA sottostruttura ottima!

### Caratterizzazione Ricorsiva

$LIS[i]$  = lunghezza max sottosequenza crescente che termina in  $X[i]$

```
LIS[i] = {
    1                                se i = 1
    1 + max{LIS[j] : j < i AND X[j] < X[i]} se i > 1 e ∃j
    1                                se non esiste tale j
}
```

Soluzione finale:  $\max\{LIS[1], LIS[2], \dots, LIS[n]\}$

### Algoritmo Bottom-Up

```
LIS_LENGTH(X, n)
1. for i = 1 to n:
2.   LIS[i] = 1      // Base: sequenza di un elemento
3.   prev[i] = nil   // Per ricostruzione
4. for i = 2 to n:
5.   for j = 1 to i-1:
6.     if X[j] < X[i] AND LIS[j] + 1 > LIS[i]:
7.       LIS[i] = LIS[j] + 1
```

```
8.     prev[i] = j
9. return max(LIS[1..n])
```

**Complessità:**  $\Theta(n^2)$

## Esempio Dettagliato: $X = [8, 2, 5, 1, 3]$

Calcolo  $LIS[i]$  per ogni posizione:

$i=1$ :  $X[1]=8$

$LIS[1] = 1$  (sequenza:  $[8]$ )

$i=2$ :  $X[2]=2$

Controllo  $j=1$ :  $X[1]=8 > X[2]=2 \rightarrow$  non crescente

$LIS[2] = 1$  (sequenza:  $[2]$ )

$i=3$ :  $X[3]=5$

Controllo  $j=1$ :  $X[1]=8 > X[3]=5 \rightarrow$  non crescente

Controllo  $j=2$ :  $X[2]=2 < X[3]=5 \rightarrow$  crescente!

$LIS[3] = LIS[2] + 1 = 2$

$LIS[3] = 2$  (sequenza:  $[2, 5]$ )

$i=4$ :  $X[4]=1$

Controllo  $j=1,2,3$ : tutti  $> 1$

$LIS[4] = 1$  (sequenza:  $[1]$ )

$i=5$ :  $X[5]=3$

Controllo  $j=1$ :  $8 > 3 \rightarrow$  no

Controllo  $j=2$ :  $2 < 3 \rightarrow$  sì,  $LIS[5] = LIS[2] + 1 = 2$

Controllo  $j=3$ :  $5 > 3 \rightarrow$  no

Controllo  $j=4$ :  $1 < 3 \rightarrow$  sì,  $LIS[5] = LIS[4] + 1 = 2$

$LIS[5] = 2$  (sequenze:  $[2,3]$  o  $[1,3]$ )

Risultato:  $\max(1, 1, 2, 1, 2) = 2$

Possibili LIS:  $[2,5]$ ,  $[2,3]$ ,  $[1,3]$

## Dimostrazione Sottostruttura Ottima

Sia  $Z = LIS(X_i)$  che termina in  $X[i]$

Sia  $j < i$  tale che  $X[j] < X[i]$  e  $LIS[j]$  massimo

Allora  $Z = Z' \cup \{X[i]\}$  dove  $Z' = LIS(X_j)$

Prova per assurdo:

- Supponi  $Z'$  non ottima per  $X_j$
- Esiste  $W$  migliore:  $|W| > |Z'|$

- $W \cup \{X[i]\}$  sarebbe migliore di  $Z$  per  $X_i$
- Contraddizione con ottimalità di  $Z$

## PROBLEMA 3: SHORTEST PALINDROME COMPLETION (SPC)

### Problema

Data stringa  $X[1..n]$ , trova il **minimo numero di caratteri** da aggiungere per renderla palindroma.

### Caratterizzazione Ricorsiva

$SPC[i, j]$  = min caratteri da aggiungere a  $X[i..j]$  per renderla palindroma

```
SPC[i, j] = {  
    0                                se  $i \geq j$  (già palindroma)  
    0                                se  $X[i] = X[j]$  e  $SPC[i+1, j-1] = 0$   
     $SPC[i+1, j-1]$                     se  $X[i] = X[j]$   
     $1 + \min(SPC[i+1, j], SPC[i, j-1])$  se  $X[i] \neq X[j]$   
}
```

### Algoritmo Bottom-Up

```
SPC_LENGTH(X, n)  
1. for  $i = 1$  to  $n$ :  $L[i, i] = 0$   
2. for  $i = 1$  to  $n-1$ :  
3.   if  $X[i] = X[i+1]$ :  
4.      $L[i, i+1] = 0$   
5.   else:  
6.      $L[i, i+1] = 1$   
7. for  $len = 3$  to  $n$ :  
8.   for  $i = 1$  to  $n-len+1$ :  
9.      $j = i + len - 1$   
10.    if  $X[i] = X[j]$ :  
11.       $L[i, j] = L[i+1, j-1]$   
12.    else:  
13.       $L[i, j] = 1 + \min(L[i+1, j], L[i, j-1])$   
14. return  $L[1, n]$ 
```

**Complessità:**  $\Theta(n^2)$

**Esempio Dettagliato:**  $X = \text{"abc"}$

Tabella  $L[i, j]$ :

	a	b	c
a	0	1	2
b	-	0	1
c	-	-	0

Calcolo:

- $L[1,1] = L[2,2] = L[3,3] = 0$  (singoli caratteri)
- $L[1,2]: X[1] \neq X[2] \rightarrow L[1,2] = 1$
- $L[2,3]: X[2] \neq X[3] \rightarrow L[2,3] = 1$
- $L[1,3]: X[1] \neq X[3] \rightarrow L[1,3] = 1 + \min(L[2,3], L[1,2]) = 1 + \min(1,1) = 2$

Risultato: 2 caratteri da aggiungere

Soluzioni possibili:

- "cbabc" (aggiungi "cb" all'inizio)
- "abcba" (aggiungi "ba" alla fine)

---

## CONFRONTO: BOTTOM-UP vs MEMOIZATION

Aspetto	Bottom-Up	Memoization
Stile	Iterativo	Ricorsivo
Inizializzazione	Esplicita casi base	Check valore sentinella
Ordine calcolo	Fisso (dai più piccoli)	On-demand
Spazio	Sempre $\Theta$ (spazio tabella)	Variabile
Efficienza	Costante overhead	Overhead ricorsione
Debug	Più difficile	Più facile

### Quando Usare Memoization?

- Quando non tutti i sottoproblemi servono
- Quando ordine di calcolo non ovvio
- Quando ricorsione è naturale per il problema

### Quando Usare Bottom-Up?

- Quando tutti i sottoproblemi servono
- Quando serve massima efficienza
- Quando spazio è critico (si può ottimizzare)

---

## OTTIMIZZAZIONI SPAZIO

### Tecnica 1: Usa Solo Due Righe

Per problemi tipo LCS dove serve solo riga precedente:

```
// Invece di L[m+1][n+1]
curr[n+1] // Riga corrente
prev[n+1] // Riga precedente

Spazio:  $O(n)$  invece di  $O(m \cdot n)$ 
```

### Tecnica 2: Calcolo Diagonale

Per SPC: calcola per lunghezza crescente

```
for len = 1 to n: // Lunghezza sottostringa
  for i = 1 to n-len+1:
    j = i + len - 1
    // Calcola L[i,j]
```

---

## PATTERN COMUNI PD

### Pattern 1: Prefissi/Suffissi (LCS, Edit Distance)

- Sottoproblemi: tutti i prefissi
- Tabella: 2D, dimensione  $O(m \cdot n)$
- Riempimento: riga per riga o colonna per colonna

### Pattern 2: Intervalli (SPC, Matrix Chain)

- Sottoproblemi: tutti gli intervalli  $[i,j]$
- Tabella: 2D triangolare superiore
- Riempimento: per lunghezza crescente

### Pattern 3: Posizione Finale (LIS, Subset Sum)

- Sottoproblemi: termina in posizione specifica
- Tabella: 1D, dimensione  $O(n)$
- Riempimento: sinistra a destra

### Pattern 4: Knapsack



- Sottoproblemi: primi i oggetti, capacità w
  - Tabella: 2D, dimensione  $O(n \cdot W)$
  - Riempimento: riga per riga
- 

## TEMPLATE RISOLUZIONE ESAME

### Passo 1: Identificazione

- ✓ Problema di ottimizzazione?
- ✓ Sottoproblemi sovrapposti?
- ✓ Spazio sottoproblemi polinomiale?

### Passo 2: Caratterizzazione

1. Definisci sottoproblema ottimale
2. Esprimi soluzione in funzione di sottoproblemi
3. Scrivi formula ricorsiva

### Passo 3: Implementazione

1. Identifica spazio sottoproblemi
2. Alloca tabella
3. Inizializza casi base
4. Riempi tabella secondo ricorrenza
5. Return soluzione problema originale

### Passo 4: Complessità

- Numero sottoproblemi  $\times$  costo per sottoproblema
- Esempio: LCS ha  $O(mn)$  sottoproblemi,  $O(1)$  per sottoproblema  $\rightarrow O(mn)$

### Passo 5: Esempio Numerico

- Input piccolo ma significativo
  - Mostra tabella passo-passo
  - Verifica risultato
- 

## CONFRONTO: PD vs GREEDY

### Usa PD quando:

- Scelta ottima dipende da scelte future

- Più sottoproblemi da combinare
- Exchange argument non funziona
- Esempi: LCS, LIS, Knapsack 0/1

## Usa Greedy quando:

- Scelta locale ovvia
  - Scelta irrevocabile ma ottima
  - Un solo sottoproblema dopo scelta
  - Esempi: Activity Selection, Huffman, Dijkstra
- 

## ERRORI COMUNI DA EVITARE

- ✗ **Dimenticare casi base** → inizializza riga/colonna 0
- ✗ **Ordine riempimento sbagliato** → serve sottoproblemi già calcolati
- ✗ **Confondere i con j** → attento agli indici
- ✗ **Non gestire array 0-based vs 1-based**
- ✗ **Dimenticare ricostruzione soluzione** → non solo costo

- ✓ **Verifica sempre sottostruttura ottima**
  - ✓ **Disegna tabella piccola a mano**
  - ✓ **Test con input limite** (stringhe vuote, array singoletto)
  - ✓ **Ottimizza spazio se possibile**
- 

## CHECKLIST ESAME PD

Prima di consegnare, verifica:

- ☐ Formula ricorsiva corretta
- ☐ Casi base gestiti
- ☐ Tabella dimensione corretta
- ☐ Ordine riempimento giusto
- ☐ Complessità calcolata (sottoproblemi × costo)
- ☐ Esempio numerico completo
- ☐ Ricostruzione soluzione (se richiesta)