

MC458 — Projeto e Análise de Algoritmos I

C.C. de Souza C.N. da Silva O. Lee

Antes de mais nada...

- Uma versão anterior deste conjunto de slides foi preparada por Cid Carvalho de Souza e Cândida Nunes da Silva para uma instância anterior desta disciplina.
- O que vocês tem em mãos é uma versão modificada preparada para atender a meus gostos.
- Nunca é demais enfatizar que o material é apenas um **guia** e não deve ser usado como única fonte de estudo. Para isso consultem a bibliografia (em especial o CLR ou CLRS).

Orlando Lee

Agradecimentos (Cid e Cândida)

- Várias pessoas contribuíram **direta ou indiretamente** com a preparação deste material.
- Algumas destas pessoas cederam gentilmente seus arquivos digitais enquanto outras cederam gentilmente o seu tempo fazendo correções e dando sugestões.
- Uma lista destes “colaboradores” (**em ordem alfabética**) é dada abaixo:
 - ▶ Célia Picinin de Mello
 - ▶ José Coelho de Pina
 - ▶ Orlando Lee
 - ▶ Paulo Feofiloff
 - ▶ Pedro Rezende
 - ▶ Ricardo Dahab
 - ▶ Zanoni Dias

Programação Dinâmica

Para projetar um algoritmo de programação dinâmica seguimos os seguintes passos:

Para projetar um algoritmo de programação dinâmica seguimos os seguintes passos:

- 1 **Subestrutura ótima:** caracterizamos a estrutura de uma solução ótima.

Para projetar um algoritmo de programação dinâmica seguimos os seguintes passos:

- 1 **Subestrutura ótima:** caracterizamos a estrutura de uma solução ótima.
- 2 **Recorrência:** recursivamente definimos o valor de uma solução ótima.

Para projetar um algoritmo de programação dinâmica seguimos os seguintes passos:

- 1 **Subestrutura ótima:** caracterizamos a estrutura de uma solução ótima.
- 2 **Recorrência:** recursivamente definimos o valor de uma solução ótima.
- 3 **Algoritmo:** computamos o valor de uma solução ótima, de modo **bottom-up**.

Para projetar um algoritmo de programação dinâmica seguimos os seguintes passos:

- 1 **Subestrutura ótima:** caracterizamos a estrutura de uma solução ótima.
- 2 **Recorrência:** recursivamente definimos o valor de uma solução ótima.
- 3 **Algoritmo:** computamos o valor de uma solução ótima, de modo **bottom-up**.
- 4 **Reconstrução:** construímos uma solução ótima, a partir da informação computada.

Quando queremos apenas o valor ótimo, omitimos o passo (4). Se quisermos executar o passo (4) temos que adaptar o passo (3) para **lembrar** da **escolha** que leva a uma **solução ótima** de cada subproblema.

Problema: Multiplicação de Matrizes

Calcular o número mínimo de multiplicações escalares necessários para computar a matriz M dada por:

$$M = M_1 \times M_2 \times \dots M_i \dots \times M_n$$

onde M_i é uma matriz de b_{i-1} linhas e b_i colunas, para todo $i \in \{1, \dots, n\}$.

Multiplicação de Cadeia de Matrizes

Problema: Multiplicação de Matrizes

Calcular o número mínimo de multiplicações escalares necessários para computar a matriz M dada por:

$$M = M_1 \times M_2 \times \dots M_i \dots \times M_n$$

onde M_i é uma matriz de b_{i-1} linhas e b_i colunas, para todo $i \in \{1, \dots, n\}$.

- Matrizes são multiplicadas aos pares sempre. Então, é preciso encontrar uma parentização ótima para a cadeia de matrizes.

Problema: Multiplicação de Matrizes

Calcular o número mínimo de multiplicações escalares necessários para computar a matriz M dada por:

$$M = M_1 \times M_2 \times \dots M_i \dots \times M_n$$

onde M_i é uma matriz de b_{i-1} linhas e b_i colunas, para todo $i \in \{1, \dots, n\}$.

- Matrizes são multiplicadas aos pares sempre. Então, é preciso encontrar uma parentização ótima para a cadeia de matrizes.
- O cálculo de $M_i \times M_{i+1}$ pode ser feito com $b_{i-1}b_ib_{i+1}$ multiplicações envolvendo os elementos de M_i e M_{i+1} (usando o algoritmo tradicional de multiplicação de matrizes).

Multiplicação de Cadeia de Matrizes

- **Exemplo:** Qual é o número mínimo de multiplicações escalares necessárias para computar $M = M_1 \times M_2 \times M_3 \times M_4$ com $b = \{200, 2, 30, 20, 5\}$?

Multiplicação de Cadeia de Matrizes

- **Exemplo:** Qual é o número mínimo de multiplicações escalares necessárias para computar $M = M_1 \times M_2 \times M_3 \times M_4$ com $b = \{200, 2, 30, 20, 5\}$?
- As possibilidades de parentização são:

$$\begin{aligned}M &= (M_1 \times (M_2 \times (M_3 \times M_4))) \rightarrow 5.300 \text{ multiplicações} \\M &= (M_1 \times ((M_2 \times M_3) \times M_4)) \rightarrow 3.400 \text{ multiplicações} \\M &= ((M_1 \times M_2) \times (M_3 \times M_4)) \rightarrow 4.500 \text{ multiplicações} \\M &= ((M_1 \times (M_2 \times M_3)) \times M_4) \rightarrow 29.200 \text{ multiplicações} \\M &= (((M_1 \times M_2) \times M_3) \times M_4) \rightarrow 152.000 \text{ multiplicações}\end{aligned}$$

Multiplicação de Cadeia de Matrizes

- **Exemplo:** Qual é o número mínimo de multiplicações escalares necessárias para computar $M = M_1 \times M_2 \times M_3 \times M_4$ com $b = \{200, 2, 30, 20, 5\}$?
- As possibilidades de parentização são:

$$\begin{aligned}M &= (M_1 \times (M_2 \times (M_3 \times M_4))) \rightarrow 5.300 \text{ multiplicações} \\M &= (M_1 \times ((M_2 \times M_3) \times M_4)) \rightarrow 3.400 \text{ multiplicações} \\M &= ((M_1 \times M_2) \times (M_3 \times M_4)) \rightarrow 4.500 \text{ multiplicações} \\M &= ((M_1 \times (M_2 \times M_3)) \times M_4) \rightarrow 29.200 \text{ multiplicações} \\M &= (((M_1 \times M_2) \times M_3) \times M_4) \rightarrow 152.000 \text{ multiplicações}\end{aligned}$$

- A ordem das multiplicações faz **muita** diferença.

Multiplicação de Cadeia de Matrizes

- Poderíamos calcular o número de multiplicações para todas as possíveis parentizações.

Multiplicação de Cadeia de Matrizes

- Poderíamos calcular o número de multiplicações para todas as possíveis parentizações.
- O número de possíveis parentizações é dado pela recorrência:

$$P(n) = \begin{cases} 1, & n = 1 \\ \sum_{k=1}^{n-1} P(k) \cdot P(n-k) & n > 1, \end{cases}$$

$$(M_1 \times \cdots \times M_k) \times (M_{k+1} \times \cdots \times M_n)$$

Multiplicação de Cadeia de Matrizes

- Poderíamos calcular o número de multiplicações para todas as possíveis parentizações.
- O número de possíveis parentizações é dado pela recorrência:

$$P(n) = \begin{cases} 1, & n = 1 \\ \sum_{k=1}^{n-1} P(k) \cdot P(n-k) & n > 1, \end{cases}$$

$$(M_1 \times \cdots \times M_k) \times (M_{k+1} \times \cdots \times M_n)$$

- Entretanto, pode-se mostrar que $P(n) \in \Omega(4^n/n^{\frac{3}{2}})$.

Multiplicação de Cadeia de Matrizes

- Poderíamos calcular o número de multiplicações para todas as possíveis parentizações.
- O número de possíveis parentizações é dado pela recorrência:

$$P(n) = \begin{cases} 1, & n = 1 \\ \sum_{k=1}^{n-1} P(k) \cdot P(n-k) & n > 1, \end{cases}$$

$$(M_1 \times \cdots \times M_k) \times (M_{k+1} \times \cdots \times M_n)$$

- Entretanto, pode-se mostrar que $P(n) \in \Omega(4^n/n^{\frac{3}{2}})$.
- Assim, a estratégia de força bruta é **impraticável**!

Subestrutura ótima (Passo 1)

Subestrutura ótima (Passo 1)

- Para todo (i, j) tal que $1 \leq i \leq j \leq n$, considere o seguinte produto de matrizes:

$$M_{i,j} = M_i \times M_{i+1} \times \dots \times M_j.$$

Subestrutura ótima (Passo 1)

- Para todo (i, j) tal que $1 \leq i \leq j \leq n$, considere o seguinte produto de matrizes:

$$M_{i,j} = M_i \times M_{i+1} \times \dots \times M_j.$$

- Dada uma **parentização ótima**, existem dois pares de parênteses que identificam o **último par** de matrizes que serão multiplicadas.
Ou seja, existe k tal que $M = (M_{1,k}) \times (M_{k+1,n})$.

Subestrutura ótima (Passo 1)

- Para todo (i, j) tal que $1 \leq i \leq j \leq n$, considere o seguinte produto de matrizes:

$$M_{i,j} = M_i \times M_{i+1} \times \dots \times M_j.$$

- Dada uma **parentização ótima**, existem dois pares de parênteses que identificam o **último par** de matrizes que serão multiplicadas.
Ou seja, existe k tal que $M = (M_{1,k}) \times (M_{k+1,n})$.
- Como a parentização de M é ótima, as parentizações no cálculo de $M_{1,k}$ e $M_{k+1,n}$ devem ser ótimas. (**Por quê?**)

Subestrutura ótima (Passo 1)

- Para todo (i, j) tal que $1 \leq i \leq j \leq n$, considere o seguinte produto de matrizes:

$$M_{i,j} = M_i \times M_{i+1} \times \dots \times M_j.$$

- Dada uma **parentização ótima**, existem dois pares de parênteses que identificam o **último par** de matrizes que serão multiplicadas. Ou seja, existe k tal que $M = (M_{1,k}) \times (M_{k+1,n})$.
- Como a parentização de M é ótima, as parentizações no cálculo de $M_{1,k}$ e $M_{k+1,n}$ devem ser ótimas. (**Por quê?**)
- Eis a **subestrutura ótima** do problema: a parentização ótima de $M_{1,n}$ inclui a parentização ótima de $M_{1,k}$ e $M_{k+1,n}$.

Subestrutura ótima (Passo 1)

- Seja $m[i, j]$ o número (mínimo) de multiplicações em uma parentização ótima de

$$M_{i,j} = M_i \times M_{i+1} \times \dots \times M_j.$$

Assim, o que queremos determinar é $m[1, n]$.

Subestrutura ótima (Passo 1)

- Seja $m[i, j]$ o número (mínimo) de multiplicações em uma parentização ótima de

$$M_{i,j} = M_i \times M_{i+1} \times \dots \times M_j.$$

Assim, o que queremos determinar é $m[1, n]$.

- Se uma parentização ótima de $M_{1,n}$ for da forma $M = (M_{1,k}) \times (M_{k+1,n})$, então:

$$m[1, n] = m[1, k] + m[k + 1, n] + b_0 b_k b_n.$$

Subestrutura ótima (Passo 1)

- Seja $m[i, j]$ o número (mínimo) de multiplicações em uma parentização ótima de

$$M_{i,j} = M_i \times M_{i+1} \times \dots \times M_j.$$

Assim, o que queremos determinar é $m[1, n]$.

- Se uma parentização ótima de $M_{1,n}$ for da forma $M = (M_{1,k}) \times (M_{k+1,n})$, então:

$$m[1, n] = m[1, k] + m[k + 1, n] + b_0 b_k b_n.$$

- A dificuldade é que não conhecemos k , o ponto em que é feita a última multiplicação entre matrizes. Assim, é preciso testar todos os valores $k = 1, 2, \dots, n - 1$. Logo,

Subestrutura ótima (Passo 1)

- Seja $m[i, j]$ o número (mínimo) de multiplicações em uma parentização ótima de

$$M_{i,j} = M_i \times M_{i+1} \times \dots \times M_j.$$

Assim, o que queremos determinar é $m[1, n]$.

- Se uma parentização ótima de $M_{1,n}$ for da forma $M = (M_{1,k}) \times (M_{k+1,n})$, então:

$$m[1, n] = m[1, k] + m[k + 1, n] + b_0 b_k b_n.$$

- A dificuldade é que não conhecemos k , o ponto em que é feita a última multiplicação entre matrizes. Assim, é preciso testar todos os valores $k = 1, 2, \dots, n - 1$. Logo,

$$m[1, n] = \min_{1 \leq k < n} \{m[1, k] + m[k + 1, n] + b_0 b_k b_n\}.$$

Recorrência (Passo 2)

- De forma geral, precisamos calcular $m[i,j]$ para todo (i,j) tal que $1 \leq i \leq j \leq n$. Esses são os **subproblemas** do problema original.

Recorrência (Passo 2)

- De forma geral, precisamos calcular $m[i, j]$ para todo (i, j) tal que $1 \leq i \leq j \leq n$. Esses são os **subproblemas** do problema original.
- Note que $m[i, i] = 0$ para $i = 1, 2, \dots, n$.

Recorrência (Passo 2)

- De forma geral, precisamos calcular $m[i, j]$ para todo (i, j) tal que $1 \leq i \leq j \leq n$. Esses são os subproblemas do problema original.
- Note que $m[i, i] = 0$ para $i = 1, 2, \dots, n$.
- Para $i < j$, existe um índice k , com $i \leq k < j$, tal que:

$$m[i, j] = m[i, k] + m[k + 1, j] + b_{i-1}b_kb_j.$$

Recorrência (Passo 2)

- De forma geral, precisamos calcular $m[i, j]$ para todo (i, j) tal que $1 \leq i \leq j \leq n$. Esses são os subproblemas do problema original.
- Note que $m[i, i] = 0$ para $i = 1, 2, \dots, n$.
- Para $i < j$, existe um índice k , com $i \leq k < j$, tal que:

$$m[i, j] = m[i, k] + m[k + 1, j] + b_{i-1}b_kb_j.$$

- Portanto,

$$m[i, j] = \min_{i \leq k < j} \{m[i, k] + m[k + 1, j] + b_{i-1}b_kb_j\}.$$

Algoritmos baseados na recorrência

A recorrência geral é:

$$m[i, j] = \begin{cases} 0, & \text{se } i = j, \\ \min_{i \leq k < j} \{m[i, k] + m[k + 1, j] + b_{i-1}b_kb_j\}, & \text{se } i < j. \end{cases}$$

Veremos três tipos de algoritmos:

Algoritmos baseados na recorrência

A recorrência geral é:

$$m[i, j] = \begin{cases} 0, & \text{se } i = j, \\ \min_{i \leq k < j} \{m[i, k] + m[k + 1, j] + b_{i-1}b_kb_j\}, & \text{se } i < j. \end{cases}$$

Veremos três tipos de algoritmos:

- bottom-up eficiente (programação dinâmica – Passo 3)

Algoritmos baseados na recorrência

A recorrência geral é:

$$m[i, j] = \begin{cases} 0, & \text{se } i = j, \\ \min_{i \leq k < j} \{m[i, k] + m[k + 1, j] + b_{i-1}b_kb_j\}, & \text{se } i < j. \end{cases}$$

Veremos três tipos de algoritmos:

- bottom-up eficiente (programação dinâmica – Passo 3)
- recursivo ineficiente (topdown com sobreposição)

Algoritmos baseados na recorrência

A recorrência geral é:

$$m[i, j] = \begin{cases} 0, & \text{se } i = j, \\ \min_{i \leq k < j} \{m[i, k] + m[k + 1, j] + b_{i-1}b_kb_j\}, & \text{se } i < j. \end{cases}$$

Veremos três tipos de algoritmos:

- bottom-up eficiente (programação dinâmica – Passo 3)
- recursivo ineficiente (topdown com sobreposição)
- recursivo eficiente (topdown com memorização)

Algoritmos baseados na recorrência

A recorrência geral é:

$$m[i, j] = \begin{cases} 0, & \text{se } i = j, \\ \min_{i \leq k < j} \{m[i, k] + m[k + 1, j] + b_{i-1}b_kb_j\}, & \text{se } i < j. \end{cases}$$

Nos algoritmos que veremos, usaremos uma variável $s[i, j]$ para armazenar o índice k que minimiza a expressão:

$$\min_{i \leq k \leq j} m[i, k] + m[k + 1, j] + b_{i-1}b_kb_j,$$

ou seja, tomamos $s[i, j] = k$ se

Algoritmos baseados na recorrência

A recorrência geral é:

$$m[i, j] = \begin{cases} 0, & \text{se } i = j, \\ \min_{i \leq k < j} \{m[i, k] + m[k + 1, j] + b_{i-1}b_kb_j\}, & \text{se } i < j. \end{cases}$$

Nos algoritmos que veremos, usaremos uma variável $s[i, j]$ para armazenar o índice k que minimiza a expressão:

$$\min_{i \leq k < j} m[i, k] + m[k + 1, j] + b_{i-1}b_kb_j,$$

ou seja, tomamos $s[i, j] = k$ se

$$m[i, j] = m[i, k] + m[k + 1, j] + b_{i-1}b_kb_j.$$

A recorrência geral é:

$$m[i, j] = \begin{cases} 0, & \text{se } i = j, \\ \min_{i \leq k < j} \{m[i, k] + m[k + 1, j] + b_{i-1}b_kb_j\}, & \text{se } i < j. \end{cases}$$

- O número de subproblemas $m[i, j]$, $1 \leq i \leq j \leq n$ é $\Theta(n^2)$.

A recorrência geral é:

$$m[i, j] = \begin{cases} 0, & \text{se } i = j, \\ \min_{i \leq k < j} \{m[i, k] + m[k + 1, j] + b_{i-1}b_kb_j\}, & \text{se } i < j. \end{cases}$$

- O número de subproblemas $m[i, j]$, $1 \leq i \leq j \leq n$ é $\Theta(n^2)$.
- Queremos resolver os subproblemas em uma ordem que evite o recálculo de subproblemas.

A recorrência geral é:

$$m[i, j] = \begin{cases} 0, & \text{se } i = j, \\ \min_{i \leq k < j} \{m[i, k] + m[k + 1, j] + b_{i-1}b_kb_j\}, & \text{se } i < j. \end{cases}$$

- O número de subproblemas $m[i, j]$, $1 \leq i \leq j \leq n$ é $\Theta(n^2)$.
- Queremos resolver os subproblemas em uma ordem que evite o recálculo de subproblemas.
- Observando a recorrência, vemos que se ℓ é o tamanho da cadeia $M_{i,j}$, então $m[i, j]$ depende de subproblemas cujas cadeias tem tamanho menor que ℓ .

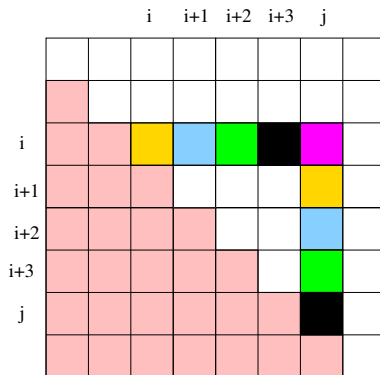
Programação dinâmica – Passo 3

PD-MIN-MULT-MATRIZ(b, n)

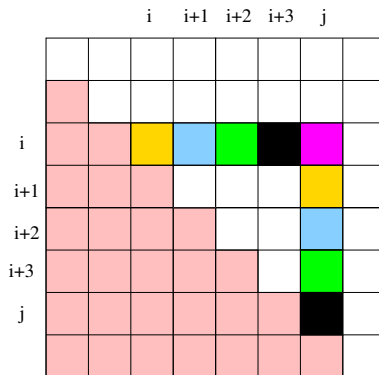
1. **para** $i \leftarrow 1$ **até** n **faça**
2. $m[i, i] \leftarrow 0$ \triangleright subproblemas de tamanho 1
3. **para** $\ell \leftarrow 2$ **até** n **faça** $\triangleright \ell$ é o tamanho da cadeia $M_{i,j}$
4. **para** $i \leftarrow 1$ **até** $n - \ell + 1$ **faça**
5. $j \leftarrow i + \ell - 1$ $\triangleright \ell = j - i + 1$
6. $m[i, j] \leftarrow \infty$
7. **para** $k \leftarrow i$ **até** $j - 1$ **faça**
8. $q \leftarrow m[i, k] + m[k + 1, j] + b_{i-1}b_kb_j$
9. **se** $q < m[i, j]$ **então**
10. $m[i, j] \leftarrow q$
11. $s[i, j] \leftarrow k$
12. **devolva** (m, s)

Invariante: no início de cada iteração da linha 2, o valor $m[i, j]$ é o valor ótimo do subproblema $M_{i,j}$ se $j - i + 1 < \ell$ (tamanho $< \ell$).

Programação Dinâmica - Exemplo



Programação Dinâmica - Exemplo



- Posições “abaixo” da diagonal principal não são usadas pela matriz *m*.

Programação Dinâmica - Exemplo

			i	i+1	i+2	i+3	j	
i								
i+1								
i+2								
i+3								
j								

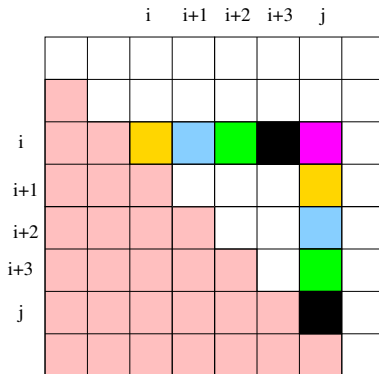
- Posições “abaixo” da diagonal principal não são usadas pela matriz m .
- A diagonal principal contém as soluções $m[i, i] = 0$ dos subproblemas $M_{i,i}$ de tamanho 1.

Programação Dinâmica - Exemplo

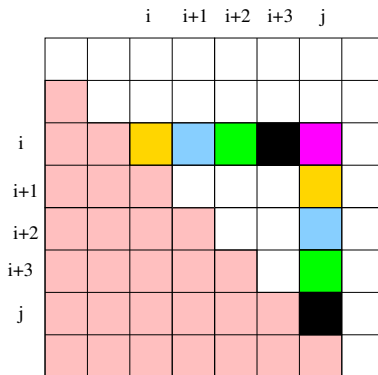
			i	i+1	i+2	i+3	j	
i								
i+1								
i+2								
i+3								
j								

- Posições “abaixo” da diagonal principal não são usadas pela matriz m .
- A diagonal principal contém as soluções $m[i, i] = 0$ dos subproblemas $M_{i,i}$ de tamanho 1.
- A diagonal que vai de $m[1, 2]$ a $m[n - 1, n]$ contém os valores $m[i, i + 1]$ dos subproblemas $M_{i,i+1}$ de tamanho 2.

Programação Dinâmica - Exemplo



Programação Dinâmica - Exemplo



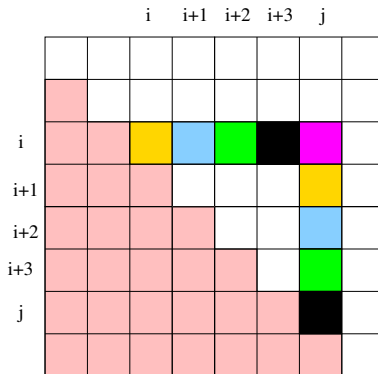
- A diagonal que vai de $m[1, 3]$ a $m[n - 2, n]$ contém os valores $m[i, i + 2]$ dos subproblemas $M_{i, i+2}$ de tamanho 3.

Programação Dinâmica - Exemplo

		i	i+1	i+2	i+3	j	
i							
i+1							
i+2							
i+3							
j							

- A diagonal que vai de $m[1, 3]$ a $m[n - 2, n]$ contém os valores $m[i, i + 2]$ dos subproblemas $M_{i, i+2}$ de tamanho 3.
- O mesmo vale para as outras diagonais.

Programação Dinâmica - Exemplo



- A diagonal que vai de $m[1, 3]$ a $m[n - 2, n]$ contém os valores $m[i, i + 2]$ dos subproblemas $M_{i, i+2}$ de tamanho 3.
- O mesmo vale para as outras diagonais.
- O valor $m[1, n]$ está na última diagonal.

Programação Dinâmica - Exemplo

		i	i+1	i+2	i+3	j	
i							
i+1							
i+2							
i+3							
j							

$$m[i, j] = \begin{cases} 0, & \text{se } i = j, \\ \min_{i \leq k < j} \{m[i, k] + m[k + 1, j] + b_{i-1}b_kb_j\}, & \text{se } i < j. \end{cases}$$

Programação Dinâmica - Exemplo

	1	2	3	4
1	0			
2		0		
3			0	
4				0

m

	1	2	3	4
1	—			
2		—		
3			—	
4				—

s

{ 200, 2, 30, 20, 5 }

Programação Dinâmica - Exemplo

	1	2	3	4
1	0	12000		
2		0	1200	
3			0	3000
4				0

m

	1	2	3	4
1	—	1		
2		—	2	
3			—	3
4				—

s

{ 200, 2, 30, 20, 5 }

Programação Dinâmica - Exemplo

	1	2	3	4
1	0	12000	9200	
2		0	1200	
3			0	3000
4				0

m

	1	2	3	4
1	—	1	1	
2		—	2	
3			—	3
4				—

s

{ 200, 2, 30, 20, 5 }

$$b_0 * b_1 * b_3 = 200 * 2 * 20 = 8000$$

$$b_0 * b_2 * b_3 = 200 * 30 * 20 = 120000$$

Programação Dinâmica - Exemplo

	1	2	3	4
1	0	12000	9200	
2		0	1200	1400
3			0	3000
4				0

m

	1	2	3	4
1	—	1	1	
2		—	2	3
3			—	3
4				—

s

{ 200, 2, 30, 20, 5 }

$$b_1 * b_2 * b_4 = 2 * 30 * 5 = 300$$

$$b_1 * b_3 * b_4 = 2 * 20 * 5 = 200$$

Programação Dinâmica - Exemplo

	1	2	3	4
1	0	12000	9200	3400
2		0	1200	1400
3			0	3400
4				0

m

	1	2	3	4
1	—	1	1	1
2		—	2	3
3			—	3
4				—

s

$b_0 * b_1 * b_4 = 200 * 2 * 5 = 2000$

$b_0 * b_2 * b_4 = 200 * 30 * 5 = 30000$

$b_0 * b_3 * b_4 = 200 * 20 * 5 = 20000$

{ 200, 2, 30, 20, 5 }

Programação Dinâmica - Exemplo

	1	2	3	4
1	0	12000	9200	3400
2		0	1200	1400
3			0	3000
4				0

m

	1	2	3	4
1	—	1	1	1
2		—	2	3
3			—	3
4				—

s

M1 ((M2 . M3) . M4)

Programação dinâmica - Complexidade

PD-MIN-MULT-MATRIZ(b, n)

1. **para** $i \leftarrow 1$ **até** n **faça**
2. $m[i, i] \leftarrow 0$ \triangleright subproblemas de tamanho 1
3. **para** $\ell \leftarrow 2$ **até** n **faça** $\triangleright \ell$ é o tamanho da cadeia $M_{i,j}$
4. **para** $i = 1$ **até** $n - \ell + 1$ **faça**
5. $j \leftarrow i + \ell - 1$ $\triangleright \ell = j - i + 1$
6. $m[i, j] \leftarrow \infty$
7. **para** $k \leftarrow i$ **até** $j - 1$ **faça**
8. $q \leftarrow m[i, k] + m[k + 1, j] + b_{i-1}b_kb_j$
9. **se** $q < m[i, j]$ **então**
10. $m[i, j] \leftarrow q$
11. $s[i, j] \leftarrow k$
12. **devolva** (m, s)

Os laços encaixados nas linhas 3, 4 e 7 mostram que a complexidade do algoritmo é $O(n^3)$.

O algoritmo usa espaço $\Theta(n^2)$ para armazenar m e s .

Construção de uma solução ótima – Passo 4

- PD-MIN-MULT-MATRIZ calcula o número mínimo de multiplicações para calcular M mas não nos fornece diretamente uma parentização ótima.

Construção de uma solução ótima – Passo 4

- **PD-MIN-MULT-MATRIZ** calcula o número mínimo de multiplicações para calcular M mas **não** nos fornece diretamente uma **parentização** ótima.
- Entretanto, a tabela $s[1 \dots n - 1][2 \dots n]$ nos fornece informação suficiente para fazer isto.

Construção de uma solução ótima – Passo 4

- PD-MIN-MULT-MATRIZ calcula o número mínimo de multiplicações para calcular M mas não nos fornece diretamente uma parentização ótima.
- Entretanto, a tabela $s[1..n-1][2..n]$ nos fornece informação suficiente para fazer isto.
- Lembre-se que se $s[i,j] = k$ então

$$m[i,j] = m[i,k] + m[k+1,j] + b_{i-1}b_kb_j,$$

ou seja, k é a escolha que leva a uma solução ótima.

Construção de uma solução ótima – Passo 4

IMPRIME-PARENTIZAÇÃO-ÓTIMA(s, i, j)

1. **se** $i = j$ **então**
2. imprima " M_i "
3. **senão** imprima "("
4. IMPRIME-PARENTIZAÇÃO-ÓTIMA($s, i, s[i, j]$)
5. IMPRIME-PARENTIZAÇÃO-ÓTIMA($s, s[i, j] + 1, j$)
6. **senão** imprima ")"

Para o exemplo apresentado, o algoritmo imprime $(M_1((M_2M_3)M_4))$.

Subestrutura ótima: como achar?

Subestrutura ótima: como achar?

- No **problema do corte de barra** vimos que uma maneira ótima de cortar uma barra de comprimento n envolve fazer um corte ótimo em dois pedaços de tamanho i e $n - i$. A solução então era usar o pedaço de comprimento i e os pedaços de um corte ótimo da barra de comprimento $n - i$.

Subestrutura ótima: como achar?

- No **problema do corte de barra** vimos que uma maneira ótima de cortar uma barra de comprimento n envolve fazer um corte ótimo em dois pedaços de tamanho i e $n - i$. A solução então era usar o pedaço de comprimento i e os pedaços de um corte ótimo da barra de comprimento $n - i$.
- No **problema de multiplicação de cadeia de matrizes** vimos que uma parentização ótima de $M_i \times \cdots \times M_j$ envolve separar o produto entre M_k e M_{k+1} . A solução então consistia em usar a parentização ótima de $M_i \times \cdots \times M_k$ e de $M_{k+1} \times \cdots \times M_j$.

Subestrutura ótima: como achar?

Ao tentar resolver problemas deste tipo, você perceberá o seguinte padrão comum para descobrir a subestrutura ótima:

Subestrutura ótima: como achar?

Ao tentar resolver problemas deste tipo, você perceberá o seguinte padrão comum para descobrir a subestrutura ótima:

- A solução ótima consiste em fazer uma **escolha** que leva a um ou mais **subproblemas**.

Subestrutura ótima: como achar?

Ao tentar resolver problemas deste tipo, você perceberá o seguinte padrão comum para descobrir a subestrutura ótima:

- A solução ótima consiste em fazer uma **escolha** que leva a um ou mais **subproblemas**.
- Suponha que a escolha que leva a uma solução ótima é dada a você (ela cai do céu!).

Subestrutura ótima: como achar?

Ao tentar resolver problemas deste tipo, você perceberá o seguinte padrão comum para descobrir a subestrutura ótima:

- A solução ótima consiste em fazer uma **escolha** que leva a um ou mais **subproblemas**.
- Suponha que a escolha que leva a uma solução ótima é dada a você (ela cai do céu!).
- Dada esta escolha, você determina quais subproblemas você deve resolver e como caracterizar o **espaço de subproblemas**.

Subestrutura ótima: como achar?

Ao tentar resolver problemas deste tipo, você perceberá o seguinte padrão comum para descobrir a subestrutura ótima:

- A solução ótima consiste em fazer uma **escolha** que leva a um ou mais **subproblemas**.
- Suponha que a escolha que leva a uma solução ótima é dada a você (ela cai do céu!).
- Dada esta escolha, você determina quais subproblemas você deve resolver e como caracterizar o **espaço de subproblemas**.
- Mostre que as soluções dos subproblemas usadas **“dentro”** de uma solução ótima devem ser soluções ótimas dessas. Para isto, use uma técnica **“cut-and-paste”**: “se a solução do subproblema não fosse ótima, eu poderia trocá-la pela solução ótima deste, obtendo uma solução melhor para o problema original (contradição).”

Subestrutura ótima: como achar?

- Como escolher o espaço de subproblemas? Uma ideia é tentar mantê-lo tão simples quanto possível e expandi-lo apenas se for necessário.

Subestrutura ótima: como achar?

- Como escolher o espaço de subproblemas? Uma ideia é tentar mantê-lo tão simples quanto possível e expandi-lo apenas se for necessário.
- No problema do corte de barra usamos simplesmente o comprimento da barra: $\Theta(n)$ subproblemas.

Subestrutura ótima: como achar?

- Como escolher o espaço de subproblemas? Uma ideia é tentar mantê-lo tão simples quanto possível e expandi-lo apenas se for necessário.
- No problema do corte de barra usamos simplesmente o comprimento da barra: $\Theta(n)$ subproblemas.
- No problema de multiplicação de cadeia de matrizes, foi necessário considerar os subproblemas M_{ij} para $1 \leq i \leq j \leq n$. Não era suficiente considerar apenas subproblemas em que $i = 1$ ou que $j = n$. Isto resulta em $\Theta(n^2)$ subproblemas.

Multiplicação de Cadeia de Matrizes (Recursivo)

Solução recursiva ineficiente:

$$m[i, j] = \begin{cases} 0, & \text{se } i = j, \\ \min_{i \leq k < j} \{m[i, k] + m[k + 1, j] + b_{i-1}b_kb_j\}, & \text{se } i < j. \end{cases}$$

MIN-MULT-MATRIZ-REC(b, i, j)

1. se $i = j$ então devolva 0
2. $m[i, j] := \infty$
3. para $k := i$ até $j - 1$ faça
4. $q := \text{MIN-MULT-MATRIZ-REC}(b, i, k)$
 $+ \text{MIN-MULT-MATRIZ-REC}(b, k + 1, j)$
 $+ b_{i-1}b_kb_j$
5. se $m[i, j] > q$ então
6. $m[i, j] := q$; $s[i, j] := k$
7. devolva $m[i, j]$.

Multiplicação de Cadeia de Matrizes (Recursivo)

MIN-MULT-MATRIZ-REC(b, i, j)

1. **se** $i = j$ **então devolva** 0
2. $m[i, j] := \infty$
3. **para** $k := i$ **até** $j - 1$ **faça**
4. $q := \text{MIN-MULT-MATRIZ-REC}(b, i, k)$
 $+ \text{MIN-MULT-MATRIZ-REC}(b, k + 1, j)$
 $+ b_{i-1} b_k b_j$
5. **se** $m[i, j] > q$ **então**
6. $m[i, j] := q ; s[i, j] := k$
7. **devolva** $m[i, j]$.

Seja $T(n)$ o número de operações executadas pelo algoritmo no **melhor caso**. Então

Multiplicação de Cadeia de Matrizes (Recursivo)

MIN-MULT-MATRIZ-REC(b, i, j)

1. **se** $i = j$ **então devolva** 0
2. $m[i, j] := \infty$
3. **para** $k := i$ **até** $j - 1$ **faça**
4. $q := \text{MIN-MULT-MATRIZ-REC}(b, i, k)$
 $+ \text{MIN-MULT-MATRIZ-REC}(b, k + 1, j)$
 $+ b_{i-1} b_k b_j$
5. **se** $m[i, j] > q$ **então**
6. $m[i, j] := q$; $s[i, j] := k$
7. **devolva** $m[i, j]$.

Seja $T(n)$ o número de operações executadas pelo algoritmo no **melhor caso**. Então

$$T(n) \geq \begin{cases} 1, & \text{se } n = 1 \\ 1 + \sum_{k=1}^{n-1} [T(k) + T(n-k) + 1] & \text{se } n > 1, \end{cases}$$

- A complexidade de **MIN-MULT-MATRIZ-REC** no **melhor caso** é dada por:

$$T(n) \geq \begin{cases} 1, & \text{se } n = 1 \\ 1 + \sum_{k=1}^{n-1} [T(k) + T(n-k) + 1], & \text{se } n > 1, \end{cases}$$

- A complexidade de **MIN-MULT-MATRIZ-REC** no **melhor caso** é dada por:

$$T(n) \geq \begin{cases} 1, & \text{se } n = 1 \\ 1 + \sum_{k=1}^{n-1} [T(k) + T(n-k) + 1], & \text{se } n > 1, \end{cases}$$

- Portanto, $T(n) \geq 2 \sum_{k=1}^{n-1} T(i) + n$, para $n > 1$.

- A complexidade de **MIN-MULT-MATRIZ-REC** no **melhor caso** é dada por:

$$T(n) \geq \begin{cases} 1, & \text{se } n = 1 \\ 1 + \sum_{k=1}^{n-1} [T(k) + T(n-k) + 1], & \text{se } n > 1, \end{cases}$$

- Portanto, $T(n) \geq 2 \sum_{k=1}^{n-1} T(i) + n$, para $n > 1$.
- Pode-se mostrar (por substituição) que $T(n) \geq 2^{n-1}$, ou seja, o algoritmo recursivo tem complexidade $\Omega(2^n)$ no **melhor caso**, o que é **impraticável**!

Multiplicação de Cadeia de Matrizes (Memorização)

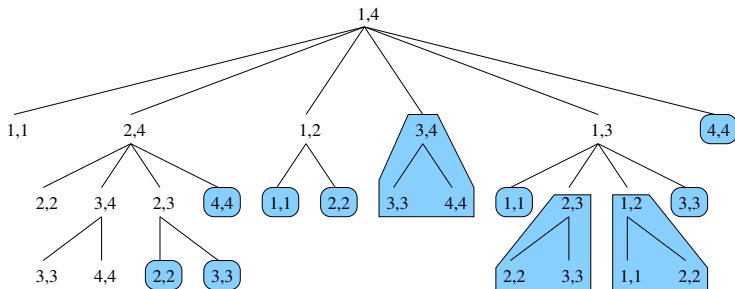
MEMO-MIN-MULT-MATRIZ(b, n)

1. **para** $i \leftarrow 1$ **até** n **faça**
2. **para** $j \leftarrow 1$ **até** n **faça**
3. $m[i, j] \leftarrow \infty$
4. **devolva** MEMO-MMM-AUX($b, 1, n$)

MEMO-MMM-AUX(b, i, j)

1. **se** $m[i, j] < \infty$ **então devolva** $m[i, j]$
2. **se** $i = j$ **então** $m[i, j] := 0$
3. **senão**
4. **para** $k := i$ **até** $j - 1$ **faça**
5. $q :=$ MEMO-MMM-AUX(b, i, k)
 $+ \text{MEMO-MMM-AUX}(b, k + 1, j) + b_{i-1}b_kb_j$
6. **se** $m[i, j] > q$ **então** $m[i, j] \leftarrow q$; $s[i, j] \leftarrow k$
7. **devolva** $m[i, j]$

Algoritmo com Memorização



Na execução de $\text{MEMO-MIN-MULT-MATRIZ}(b, 4)$, as computações executadas nas árvores em azul são substituídas por uma simples consulta à tabela m .

Multiplicação de Cadeia de Matrizes (Memorização)

MEMO-MMM-AUX(b, i, j)

1. se $m[i, j] < \infty$ então devolva $m[i, j]$
2. se $i = j$ então $m[i, j] := 0$
3. senão
4. para $k := i$ até $j - 1$ faça
5. $q := \text{MEMO-MMM-AUX}(b, i, k)$
 $+ \text{MEMO-MMM-AUX}(b, k + 1, j) + b_{i-1}b_kb_j$
6. se $m[i, j] > q$ então $m[i, j] \leftarrow q; s[i, j] \leftarrow k$
7. devolva $m[i, j]$

Multiplicação de Cadeia de Matrizes (Memorização)

MEMO-MMM-AUX(b, i, j)

1. se $m[i, j] < \infty$ então devolva $m[i, j]$
2. se $i = j$ então $m[i, j] := 0$
3. senão
4. para $k := i$ até $j - 1$ faça
5. $q := \text{MEMO-MMM-AUX}(b, i, k)$
 $+ \text{MEMO-MMM-AUX}(b, k + 1, j) + b_{i-1}b_kb_j$
6. se $m[i, j] > q$ então $m[i, j] \leftarrow q; s[i, j] \leftarrow k$
7. devolva $m[i, j]$

Complexidade de MEMO-MMM-AUX: ???.

Multiplicação de Cadeia de Matrizes (Memorização)

MEMO-MMM-AUX(b, i, j)

1. se $m[i, j] < \infty$ então devolva $m[i, j]$
2. se $i = j$ então $m[i, j] := 0$
3. senão
4. para $k := i$ até $j - 1$ faça
5. $q := \text{MEMO-MMM-AUX}(b, i, k)$
 $+ \text{MEMO-MMM-AUX}(b, k + 1, j) + b_{i-1}b_kb_j$
6. se $m[i, j] > q$ então $m[i, j] \leftarrow q; s[i, j] \leftarrow k$
7. devolva $m[i, j]$

Há dois tipos de chamadas: (A) $m[i, j] = \infty$ e (B) $m[i, j] < \infty$

Multiplicação de Cadeia de Matrizes (Memorização)

MEMO-MMM-Aux(b, i, j)

1. se $m[i, j] < \infty$ então devolva $m[i, j]$
2. se $i = j$ então $m[i, j] := 0$
3. senão
4. para $k := i$ até $j - 1$ faça
5. $q := \text{MEMO-MMM-Aux}(b, i, k)$
 $+ \text{MEMO-MMM-Aux}(b, k + 1, j) + b_{i-1}b_kb_j$
6. se $m[i, j] > q$ então $m[i, j] \leftarrow q; s[i, j] \leftarrow k$
7. devolva $m[i, j]$

Há dois tipos de chamadas: (A) $m[i, j] = \infty$ e (B) $m[i, j] < \infty$

Há $O(n^2)$ chamadas do tipo (A), uma para cada par i, j .

Multiplicação de Cadeia de Matrizes (Memorização)

MEMO-MMM-Aux(b, i, j)

1. se $m[i, j] < \infty$ então devolva $m[i, j]$
2. se $i = j$ então $m[i, j] := 0$
3. senão
4. para $k := i$ até $j - 1$ faça
5. $q := \text{MEMO-MMM-Aux}(b, i, k)$
 $+ \text{MEMO-MMM-Aux}(b, k + 1, j) + b_{i-1}b_kb_j$
6. se $m[i, j] > q$ então $m[i, j] \leftarrow q; s[i, j] \leftarrow k$
7. devolva $m[i, j]$

Há dois tipos de chamadas: (A) $m[i, j] = \infty$ e (B) $m[i, j] < \infty$

Há $O(n^2)$ chamadas do tipo (A), uma para cada par i, j .

As chamadas do tipo (B) são feitas dentro de chamadas do tipo (A). A função faz $O(n)$ chamadas dessas. Logo, há $O(n^3)$ chamadas do tipo (B).

Multiplicação de Cadeia de Matrizes (Memorização)

MEMO-MMM-Aux(b, i, j)

1. se $m[i, j] < \infty$ então devolva $m[i, j]$
2. se $i = j$ então $m[i, j] := 0$
3. senão
4. para $k := i$ até $j - 1$ faça
5. $q := \text{MEMO-MMM-Aux}(b, i, k)$
 $+ \text{MEMO-MMM-Aux}(b, k + 1, j) + b_{i-1}b_kb_j$
6. se $m[i, j] > q$ então $m[i, j] \leftarrow q; s[i, j] \leftarrow k$
7. devolva $m[i, j]$

Há dois tipos de chamadas: (A) $m[i, j] = \infty$ e (B) $m[i, j] < \infty$

Multiplicação de Cadeia de Matrizes (Memorização)

MEMO-MMM-Aux(b, i, j)

1. se $m[i, j] < \infty$ então devolva $m[i, j]$
2. se $i = j$ então $m[i, j] := 0$
3. senão
4. para $k := i$ até $j - 1$ faça
5. $q := \text{MEMO-MMM-Aux}(b, i, k)$
 $+ \text{MEMO-MMM-Aux}(b, k + 1, j) + b_{i-1}b_kb_j$
6. se $m[i, j] > q$ então $m[i, j] \leftarrow q; s[i, j] \leftarrow k$
7. devolva $m[i, j]$

Há dois tipos de chamadas: (A) $m[i, j] = \infty$ e (B) $m[i, j] < \infty$

$O(n^2)$ chamadas do tipo (A): cada uma custa $O(n) + \text{recursão}$.

Multiplicação de Cadeia de Matrizes (Memorização)

MEMO-MMM-Aux(b, i, j)

1. se $m[i, j] < \infty$ então devolva $m[i, j]$
2. se $i = j$ então $m[i, j] := 0$
3. senão
4. para $k := i$ até $j - 1$ faça
5. $q := \text{MEMO-MMM-Aux}(b, i, k)$
 $+ \text{MEMO-MMM-Aux}(b, k + 1, j) + b_{i-1}b_kb_j$
6. se $m[i, j] > q$ então $m[i, j] \leftarrow q; s[i, j] \leftarrow k$
7. devolva $m[i, j]$

Há dois tipos de chamadas: (A) $m[i, j] = \infty$ e (B) $m[i, j] < \infty$

$O(n^2)$ chamadas do tipo (A): cada uma custa $O(n) +$ recursão.

$O(n^3)$ chamadas do tipo (B): cada uma custa $O(1)$.

Multiplicação de Cadeia de Matrizes (Memorização)

MEMO-MMM-Aux(b, i, j)

1. se $m[i, j] < \infty$ então devolva $m[i, j]$
2. se $i = j$ então $m[i, j] := 0$
3. senão
4. para $k := i$ até $j - 1$ faça
5. $q := \text{MEMO-MMM-Aux}(b, i, k)$
 $+ \text{MEMO-MMM-Aux}(b, k + 1, j) + b_{i-1}b_kb_j$
6. se $m[i, j] > q$ então $m[i, j] \leftarrow q; s[i, j] \leftarrow k$
7. devolva $m[i, j]$

Há dois tipos de chamadas: (A) $m[i, j] = \infty$ e (B) $m[i, j] < \infty$

$O(n^2)$ chamadas do tipo (A): cada uma custa $O(n) +$ recursão.

$O(n^3)$ chamadas do tipo (B): cada uma custa $O(1)$.

Complexidade: $O(n^3)$