

---

# Aula 13:

# Programação Dinâmica

*Disciplina:* Maratona de Programação 1

**Profs. Edmilson Marmo e Luiz Olmes**

*edmarmo@unifei.edu.br, olmes@unifei.edu.br*



**UNIFEI**  
UNIVERSIDADE FEDERAL DE ITAJUBÁ

## Nas aulas anteriores...

---

### ▶ **O QUE JÁ ESTUDAMOS?**

- ▶ Introdução à Maratona
- ▶ Problemas ad hoc
- ▶ Standard Template Library (STL)
- ▶ Grafos: DFS e BFS
- ▶ Grafos: algoritmos de Dijkstra e Tarjan
- ▶ Union-Find

### ▶ **OBJETIVOS:**

- ▶ Entender o conceito de Programação Dinâmica.
- ▶ Identificar situações de uso.
- ▶ Analisar formas de implementação.

# Introdução

---

- ▶ Uma importante parte dos problemas em uma competição pode ser resolvida através de Programação Dinâmica (também chamada de PD).
- ▶ PD é uma técnica de **projeto de algoritmo** que pode ser usada para encontrar soluções ótimas para problemas e contar o número de soluções.
- ▶ É uma técnica normalmente baseada em uma **fórmula de recursão** e **alguns estados iniciais**.

# Introdução

---

- ▶ A solução de um problema é construída a partir de outras subsoluções computadas anteriormente.
- ▶ Soluções com PD possuem **complexidade polinomial**, garantindo um desempenho muito melhor do que soluções “diretas” como *backtracking* e força-bruta, que podem executar em **tempo exponencial**.
- ▶ Um algoritmo que utilize PD **resolve cada subproblema uma única vez**:
  - **Grava seu resultado em uma tabela**, de maneira que não é necessário resolvê-lo novamente toda vez que houver uma instância idêntica daquele subproblema.

# Introdução

---

## ▶ Em resumo:

- PD é um nome interessante para recursão utilizando uma tabela.
- Ao invés de resolver subproblemas recursivamente, procura-se resolvê-los sequencialmente, guardando suas soluções em uma tabela (um vetor ou matriz).
- ▶ A questão principal é **resolver os problemas na ordem correta**. Assim, sempre que uma solução para um subproblema é necessária, ela já se encontrará na tabela.
- ▶ O **desempenho** do algoritmo será, em geral, **proporcional ao tamanho da tabela** (linear para um vetor, quadrático para uma matriz, etc.)

# Introdução

---

- ▶ O termo **“programação”** em **Programação Dinâmica** tem muito pouco a ver com escrever código.
  - Foi cunhado por Richard Bellman nos anos 50, quando a programação de computadores era algo tão “místico” e “esotérico” que mal tinha um nome.
- ▶ Naquela época, programação significava **“planejamento”**.
  - Nesse contexto, **“Programação”** refere-se à construção da tabela que armazena as soluções das subinstâncias, o planejamento **“otimizado”** para um processo multiestágio.

# Introdução

---

## ► PLANEJAR:

- Encontre uma subestrutura ótima para o problema.
- Busque uma forma de resolvê-lo a partir de instâncias menores do mesmo subproblema (**fórmula de recorrência**).

## ► ELIMINE A REDUNDÂNCIA:

- Abordagens “diretas” poderiam recalcular a resposta para um mesmo subproblema dezenas (até milhares) de vezes. É preciso evitar este retrabalho.

# Introdução

---

- ▶ Existem dois principais métodos para aplicar PD:
- ▶ **Memoization** (*Top-Down*):
  - Utiliza recursão para resolver o problema e armazena os resultados dos subproblemas em uma tabela;
  - Quando um subproblema é encontrado novamente, o resultado armazenado é usado em vez de recalcular.
- ▶ **Tabulation** (*Bottom-up*):
  - Constrói a solução para o problema de forma iterativa, partindo dos subproblemas mais simples até chegar ao problema original.
  - Os resultados intermediários são armazenados em uma tabela.



## Como eliminar o retrabalho?

---

- ▶ Um exemplo bastante conhecido: **Fibonacci!**
- ▶ Fibonacci é um problema claramente recursivo e sua implementação mais direta seria:

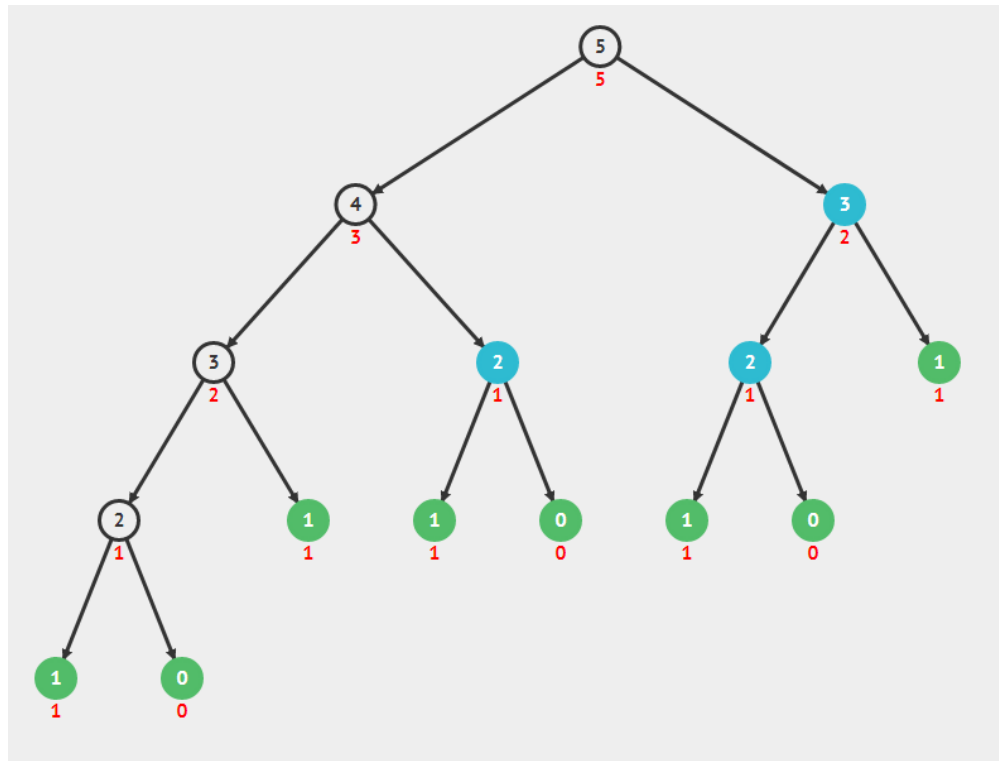
```
int fiboRecursivo (int n)
{
    if (n <= 1)
        return n;
    return fiboRecursivo (n-1) + fiboRecursivo (n-2);
}
```

## Como eliminar o retrabalho?

---

- ▶ O algoritmo recursivo, apesar de resolver corretamente o problema, possui **complexidade no tempo bastante indesejável**.
- ▶ Cada chamada da função dispara outras duas chamadas. O tempo de execução do algoritmo aumenta exponencialmente com a entrada  $n$ , tornando-se  $O(2^n)$ .

## Como eliminar o retrabalho?



## Como eliminar o retrabalho?

---

### **Memoization:**

- ▶ Utiliza-se um vetor, por exemplo **memo [MAX]**, que funciona como *cache* para armazenar os resultados já calculados das chamadas recursivas.
- ▶ O valor de Fibonacci é calculado apenas uma vez, tempo linear **O(n)**, visto que cada subproblema é resolvido uma única vez.

```
int fiboMemoPD (int n)
{
    if (n <= 1) return n;
    if (memo[n] != -1)
        return memo[n];
    memo[n] = fiboMemoPD(n-1) + fiboMemoPD(n-2);
    return memo[n];
}
```



# Como eliminar o retrabalho?

---

## Tabulation:

- ▶ Os resultados **intermediários também são armazenados** em um vetor.
- ▶ O evento mais “custoso” da função é um *loop* interno, que executa apenas **n-1** vezes (proporcional ao tamanho da tabela). Tempo linear: **O(n)**.

```
int fiboPD (int n)
{
    if (n <= 1) return n;
    int vet[MAX];
    vet[0] = 0; vet[1] = 1;

    for (int i=2; i<=n; i++)
        vet[i] = vet[i-1] + vet[i-2];
    return vet[n];
}
```

## O problema das moedas

---

- ▶ Suponha que seja dado um conjunto de valores representando moedas e uma quantia alvo de dinheiro  $n$ :

- $\text{coins} = \{ c_1, c_2, \dots, c_k \}$

O objetivo será: **construir a quantidade  $n$  utilizando o mínimo de moedas.**

- ▶ Por exemplo, se  $\text{coins} = \{1, 2, 5\}$  e  $n = 12$ , a solução ótima é  $5+5+2=12$ .
- ▶ Neste caso, a **solução “gulosa”** parece resolver bem o problema: escolher sempre a maior moeda possível.
- ▶ **Esta estratégia é sempre ótima?**



## O problema das moedas

---

- Suponha agora que o conjunto de moedas seja:  $\text{coins}=\{1, 3, 4\}$  e  $n = 6$ .

## O problema das moedas

---

- ▶ Suponha agora que o conjunto de moedas seja:  $\text{coins}=\{1, 3, 4\}$  e  $n = 6$ .
- ▶ **Qual seria a solução ótima?**



## O problema das moedas

---

- ▶ Suponha agora que o conjunto de moedas seja:  $\text{coins}=\{1, 3, 4\}$  e  $n = 6$ .
- ▶ **Qual seria a solução ótima?**
- ▶ A solução ótima tem apenas **duas moedas** ( $3 + 3 = 6$ ), mas a **estratégia gulosa** produz uma solução com **três moedas** ( $4 + 1 + 1 = 6$ ).
- ▶ Usando PD, pode-se criar um algoritmo que é semelhante a uma solução de força bruta, mas também é eficiente.

## O problema das moedas

---

- ▶ Para usar PD, deve-se **formular o problema recursivamente** para que a solução possa ser calculada a partir de soluções para subproblemas menores.
- ▶ Uma solução naturalmente recursiva é calcular a função **solve(x)** respondendo a pergunta:
  - Qual é o número mínimo de moedas necessárias para formar uma **soma x**?

## O problema das moedas

---

- ▶ Usando o mesmo exemplo anterior:  $\text{coins}=\{1, 3, 4\}$  e  $n = 6$ .

$$\text{solve}(0) = 0$$

$$\text{solve}(1) = 1$$

$$\text{solve}(2) = 2$$

$$\text{solve}(3) = 1$$

$$\text{solve}(4) = 1$$

$$\text{solve}(5) = 2$$

$$\text{solve}(6) = 2$$

...

## O problema das moedas

---

- ▶ A propriedade essencial de `solve(x)` é que seus valores podem ser recursivamente calculados a partir de seus valores menores.
- ▶ Por exemplo, `solve(10)=3`, pois somente 3 moedas são necessárias:  
 $3 + 3 + 4$ .
- ▶ A ideia é focar na primeira moeda que é escolhida para a soma.
- ▶ No exemplo, a primeira moeda pode ser 1, 3 ou 4.

## O problema das moedas

---

- ▶ Se a primeira moeda escolhida for 1, a tarefa restante é formar a soma 9 usando o número mínimo de moedas, que **é um subproblema** do problema original.
- ▶ O mesmo se aplica às moedas 3 e 4.

## O problema das moedas

---

- ▶ Se a primeira moeda escolhida for 1, a tarefa restante é formar a soma 9 usando o número mínimo de moedas, que **é um subproblema** do problema original.
- ▶ O mesmo se aplica às moedas 3 e 4.
- ▶ **Portanto:**

$$\text{solve}(x) = \min(\text{solve}(x - 1) + 1, \\ \text{solve}(x - 3) + 1, \\ \text{solve}(x - 4) + 1)$$

## O problema das moedas

---

- ▶ O caso base da recursão é **solve(0)=0**, porque nenhuma moeda é necessário para forma uma soma de 0.
- ▶ Observe que:  
**solve(10) = solve(7) + 1 = solve(4) + 2 = solve(0) + 3 = 3.**

## O problema das moedas

---

- Agora é possível gerar uma relação de recorrência para este caso:

$$\text{solve}(x) = \begin{cases} \infty & x < 0 \\ 0 & x = 0 \\ \min_{c \in \text{coins}} \text{solve}(x - c) + 1 & x > 0 \end{cases}$$

```
int solve (int x)
{
    if (x < 0) return INF;
    if (x == 0) return 0;
    int best = INF;
    for (auto c : coins) {
        best = min (best, solve(x-c)+1);
    }
    return best;
}
```



# O problema das moedas

---

## ► Memoization:

```
bool ready[MAX];
int value[MAX];

int solve (int x)
{
    if (x < 0) return INF;
    if (x == 0) return 0;
    if (read[x]) return value[x];
    int best = INF;
    for (auto c : coins) {
        best = min (best, solve(x-c)+1);
    }
    read[x] = true; value[x] = best;
    return best;
}
```

# O problema das moedas

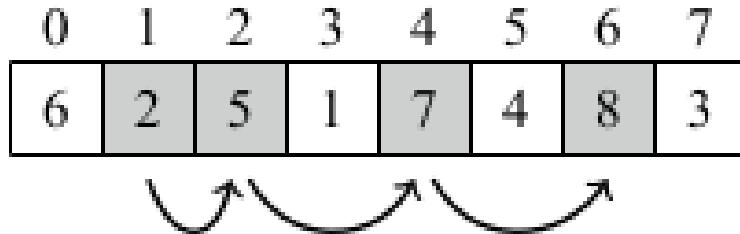
---

## ► Tabulation:

```
int solve (int x)
{
    value[0] = 0;
    for (int i=1; i <= x; i++) {
        value[i]=INF;
        for (auto c : coins) {
            if (i-c >= 0) {
                value[i] = min (value[i], value[i-c]+1);
            }
        }
    }
    return value[x];
}
```

## O problema da Subsequência Crescente mais Longa

- ▶ A **longest increasing subsequence** em um vetor de  $n$  elementos é uma sequência de comprimento máximo de elementos do vetor que vai da esquerda para a direita, e cada elemento na sequência é maior que o elemento anterior.
- ▶ A ilustração a seguir mostra a subsequência crescente mais longa do vetor:



## O problema da Subsequência Crescente mais Longa

- ▶ Seja **length(k)** o comprimento da maior subquência crescente que termina na posição k.
- ▶ Se calcularmos todos os valores de **length(k)**, teremos o comprimento da maior subsequência crescente.

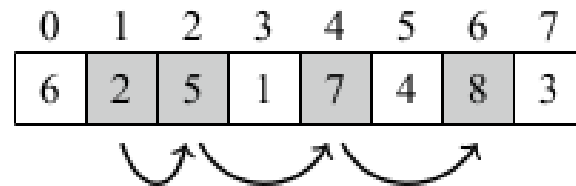
length(0)=1      length(5)=2

length(1)=1      length(6)=4

length(2)=2      length(7)=2

length(3)=1

length(4)=3



## O problema da Subsequência Crescente mais Longa

---

- ▶ Para calcular o valor de **length(k)**, devemos encontrar uma posição  $i < k$  tal que:

**array[i] < array[k]** e **length(i)** seja o maior possível.

Sabemos que **length(k) = length(i) + 1**, porque é a maneira ótima de anexar **array[k]** a uma subsequência.

- ▶ Se não existir tal posição  $i$ , então, **length(k) = 1**, o que significa que a subsequência contém apenas **array[k]**.

## O problema da Subsequência Crescente mais Longa

---

- ▶ Como todos os valores da função podem ser calculados a partir de seus valores menores, podemos usar PD para calcular os valores menores.

## O problema da Subsequência Crescente mais Longa

---

- ▶ Como todos os valores da função podem ser calculados a partir de seus valores menores, podemos usar PD para calcular os valores menores.
- ▶ No código abaixo, os valores da função serão armazenados no vetor **length**.

```
for (int k=0; k<n; k++) {  
    length[k] = 1;  
    for (int i=0; i<k; i++) {  
        if (array[i] < array[k]) {  
            length[k] = max (length[k], length[i]+1);  
        }  
    }  
}
```



## Caminhos em uma Matriz

---

- ▶ O objetivo deste problema é **encontrar um caminho do canto superior esquerdo para o canto inferior direito** de uma matriz  $n \times n$ .
- ▶ A restrição é de que **só é possível mover apenas para baixo e para direita**.
- ▶ Cada célula contém um inteiro, e o caminho deve ser construído de modo que a soma dos valores ao longo do caminho seja o maior possível.

3	7	9	2	7
9	8	3	5	5
1	7	9	8	5
3	8	6	4	10
6	3	9	7	8



## Caminhos em uma Matriz

---

- ▶ Suponha que as linhas e as colunas da matriz sejam numeradas de 1 a  $n$  e que **value[y][x]** seja igual ao valor da **submatriz (y,x)**.
- ▶ Seja **sum(y, x)** a soma máxima em um caminho do canto superior esquerdo ao canto inferior direito da **submatriz (y,x)**.
- ▶ Desta forma, **sum(n, n)** terá a soma máxima do canto superior esquerdo ao canto inferior direito.

## Caminhos em uma Matriz

---

- ▶ A partir da observação de que um caminho que termina na **submatriz (y, x)** pode vir da **célula (y, x-1)** ou da **célula (y-1, x)**, deve-se seleccionar a direcção que maximiza a soma.
- ▶ Assumimos que **sum(y, x)=0** se **y=0** ou **x=0**. Desta forma, a seguinte fórmula recursiva funciona para todas as células:

$$\text{sum}(y, x) = \max(\text{sum}(y, x-1), \text{sum}(y-1, x)) + \text{value}[y][x]$$

## Caminhos em uma Matriz

---

- ▶ Como a função **sum** tem dois parâmetros, a matriz de PD também tem duas dimensões:

```
int sum[N][N];
```

- ▶ Para calcular a soma:

```
for (int y=1; y<=n; y++) {  
    for (int x=0; x<=n; x++) {  
        sum[y][x] = max (sum[y][x-1], sum[y-1][x]) + value[y][x];  
    }  
}
```

## O Problema da Distância de Edição

---

- ▶ Distância de Edição (ou *Edit Distance*) mede o número mínimo de operações necessárias para transformar uma *string*  $s_1$  em outra *string*  $s_2$ .
- ▶ É um problema amplamente utilizado em áreas como **Processamento de Linguagem Natural** e **Bioinformática**.
- ▶ A distância de edição é assim chamada porque pode ser imaginada como o número mínimo de *edições* (inserções, remoções e substituições de caracteres) necessárias para transformar a primeira *string* na segunda.

# O Problema da Distância de Edição

---

## ► Exemplo 1:

- **Strings:**
  - `s1="cat"`
  - `s2="cut"`
- **Operações necessárias:**
  - Substituir 'a' por 'u'.
- **Distância de edição: 1**

# O Problema da Distância de Edição

---

## ► Exemplo 2:

- **Strings:**
  - `s1="kitten"`
  - `s2="sitting"`
- **Operações necessárias:**
  - Substituir 'k' por 's'.
  - Substituir 'e' por 'i'.
  - Inserir 'g' no final.
- **Distância de edição: 3**

## O Problema da Distância de Edição

---

- ▶ Uma medida natural da distância entre duas *strings* é a extensão segundo a qual elas podem ser **alinhadas**, ou **emparelhadas**.

## O Problema da Distância de Edição

---

- ▶ Uma medida natural da distância entre duas *strings* é a extensão segundo a qual elas podem ser **alinhadas**, ou **emparelhadas**.
- ▶ Um **alinhamento** é uma maneira de escrever as *strings* uma sobre a outra.
- ▶ Por exemplo, dois possíveis alinhamentos de **SNOWY** e **SUNNY**

S \_ N O W Y  
S U N N \_ Y

Custo : 3

\_ S N O W \_ Y  
S U N \_ \_ N Y

Custo : 5



## O Problema da Distância de Edição

---

- ▶ O objetivo é encontrar a **distância de edição** entre duas *strings*  $x[1..m]$  e  $y[1..n]$ .
- ▶ O que seria um bom subproblema?

# O Problema da Distância de Edição

---

- ▶ O objetivo é encontrar a **distância de edição** entre duas *strings*  $x[1..m]$  e  $y[1..n]$ .
- ▶ O que seria um bom subproblema?
- ▶ Obviamente, ele deveria ser parte do caminho para resolver o problema inteiro.

## O Problema da Distância de Edição

---

- ▶ Uma estratégia é observar a distância de edição entre algum *prefixo* da primeira *string*,  $x[1..i]$ , e algum *prefixo* da segunda *string*,  $y[1..j]$ .

## O Problema da Distância de Edição

---

- ▶ Uma estratégia é observar a distância de edição entre algum **prefixo** da **primeira string**,  $x[1..i]$ , e algum **prefixo** da **segunda string**,  $y[1..j]$ .
- ▶ A distância de edição destes prefixos é o subproblema  $E(i, j)$ . Portanto, o objetivo final é computar  $E(m, n)$ .

## O Problema da Distância de Edição

---

- ▶ Uma estratégia é observar a distância de edição entre algum **prefixo da primeira string**,  $x[1..i]$ , e algum **prefixo da segunda string**,  $y[1..j]$ .
- ▶ A distância de edição destes prefixos é o subproblema  $E(i, j)$ . Portanto, o objetivo final é computar  $E(m, n)$ .
- ▶ Para funcionar, é necessário alguma forma de expressar  $E(i, j)$  em termos de subproblemas menores.

## O Problema da Distância de Edição

---

- ▶ O que sabemos sobre o melhor alinhamento entre  $x[1..i]$  e  $y[1..j]$  ?

## O Problema da Distância de Edição

---

- ▶ O que sabemos sobre o melhor alinhamento entre  $x[1..i]$  e  $y[1..j]$  ?
- ▶ Existem **3 situações** para a coluna mais à direita:

$x[i]$	ou	–	ou	$x[i]$
–		$y[j]$		$y[j]$

## O Problema da Distância de Edição

---

- ▶ Existem 3 situações para a coluna mais à direita:

$x[i]$       ou      –      ou       $x[i]$   
–                       $y[j]$                        $y[j]$

- ▶ O primeiro caso incorre em um custo de 1 para essa particular coluna e resta alinhar  $x[1..i-1]$  com  $y[1..j]$ .
  - Mas isso é exatamente o subproblema  $E(i-1, j)$ .
- ▶ No segundo caso, também com custo 1, ainda é necessário alinhar  $x[1..i]$  com  $y[1..j-1]$ .
  - Isso é novamente um subproblema  $E(i, j-1)$ .



## O Problema da Distância de Edição

---

- ▶ Existem 3 situações para a coluna mais à direita:

$x[i]$	ou	–	ou	$x[i]$
–		$y[j]$		$y[j]$

- ▶ No terceiro caso, o custo será 1 (se  $x[i] \neq y[j]$ ) ou 0 (se  $x[i] = y[j]$ ).
- ▶ Portanto, é possível expressar  $E(i, j)$  em termos de 3 subproblemas menores:
  - $E(i - 1, j)$ ;
  - $E(i, j - 1)$ ;
  - $E(i - 1, j - 1)$ .

## O Problema da Distância de Edição

---

- ▶ Como não é possível prever qual é o melhor, é necessário testar todos os 3 e selecionar o melhor:

$$E(i, j) = \min \{ 1 + E(i - 1, j), 1 + E(i, j - 1), \text{dif}(i, j) + E(i - 1, j - 1) \}$$

- ▶ Por conveniência:  $\text{dif}(i, j)$  é definido como 0 (se  $x[i] = y[j]$ ) e 1, caso contrário.

## O Problema da Distância de Edição

---

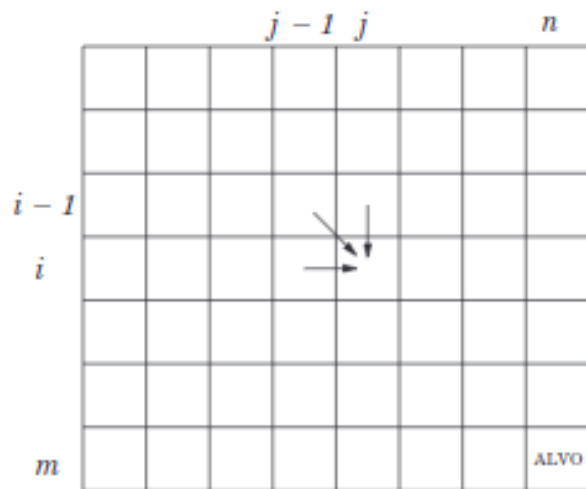
- ▶ Por exemplo, na computação da distância de edição entre EXPONENCIAL e POLINOMIAL, o subproblema  $E(4, 3)$  corresponde aos prefixos EXPO e POL.
- ▶ A coluna mais à direita de seu melhor alinhamento tem de ser uma das seguintes:

O	ou	–	ou	O
–		L		L
- ▶ Assim,  $E(4, 3) = \min \{ 1 + E(3, 3), 1 + E(4, 2), 1 + E(3, 2) \}$

# O Problema da Distância de Edição

- As respostas para todos os subproblemas  $E(i, j)$  formam uma tabela bidimensional.

(a)



(b)

		P	O	L	I	N	O	M	I	A	L
E	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
X	1	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
P	2	2	2	3	4	5	6	7	8	9	10
O	3	2	3	3	4	5	6	7	8	9	10
N	4	3	2	3	4	5	5	6	7	8	9
E	5	4	3	3	4	4	5	6	7	8	9
N	6	5	4	4	4	5	5	6	7	8	9
C	7	6	5	5	5	4	5	6	7	8	9
I	8	7	6	6	6	5	5	6	7	8	9
A	9	8	7	7	7	6	6	6	6	7	8
L	10	9	8	8	8	7	7	7	7	6	7
	11	10	9	8	9	8	8	8	8	7	6

## O Problema da Distância de Edição

---

- ▶ Os casos base para preencher  $E(i, j)$  são  $E(0, \_)$  e  $E(\_, 0)$ .
- ▶  $E(0, j)$  é a **distância de edição entre o prefixo de  $x$  de tamanho 0**, ou seja, a **string vazia**, e as primeiras  $j$  letras de  $y$ , claramente  $j$ .
- ▶ Similarmente,  $E(i, 0) = i$ .

# O Problema da Distância de Edição

---

- ▶ Código resultante em C:

```
int editDistance(char* s1, char* s2) {  
    int m = strlen(s1);  
    int n = strlen(s2);  
    int PD[m + 1][n + 1];  
  
    // Inicialização da primeira coluna (E(i, 0))  
    for (int i = 0; i <= m; i++)  
        PD[i][0] = i;  
  
    // Inicialização da primeira linha (E(0, j))  
    for (int j = 0; j <= n; j++)  
        PD[0][j] = j;  
    ...  
}
```

# O Problema da Distância de Edição

---

- ▶ Código resultante em C (**continuação**):

```
...  
// Preenchendo a matriz dp  
for (int i = 1; i <= m; i++) {  
    for (int j = 1; j <= n; j++) {  
        if (s1[i-1] == s2[j-1]) {  
            PD[i][j] = PD[i-1][j-1]; // Sem custo extra  
        } else {  
            PD[i][j] = 1 + min(PD[i-1][j], PD[i][j-1], PD[i-1][j-1]);  
        }  
    }  
}  
return PD[m][n]; // Resposta final  
}
```

# O Problema da Distância de Edição

---

- Função que calcula o menor valor entre os três candidatos:

```
int min (int a, int b, int c) {  
    if (a < b && a < c)  
        return a;  
    if (b < c)  
        return b;  
    return c;  
}
```



# O Problema da Mochila

---

- ▶ O termo **mochila** se refere a problemas em que **um conjunto de objetos** é dado, e subconjuntos com **algumas propriedades** precisam ser encontrados.
- ▶ Problemas de mochila podem frequentemente ser resolvidos usando programação dinâmica.

## Um exemplo:

- Durante um roubo, o ladrão encontra muito mais objetos do que esperava, e tem de decidir o que levar. Sua bolsa (ou “mochila”) pode carregar um peso total de no máximo  $W$  quilos. Existem  $n$  itens entre os quais escolher, de pesos  $w_1, \dots, w_n$  e valor em reais  $v_1, \dots, v_n$ .

**Qual a melhor combinação de itens que ele pode colocar na mochila?**



## O Problema da Mochila

---

- ▶ Por exemplo, tome  $W = 10$  e:

Item	Peso	Valor
1	6	\$30
2	3	\$14
3	4	\$16
4	2	\$9

- ▶ Há duas versões desse problema. Se, por um lado, existem **quantidades ilimitadas** disponíveis de cada item, a escolha ótima é selecionar o item 1 e dois itens 4 (Total: \$48).

## O Problema da Mochila

---

- ▶ Por exemplo, tome  $W = 10$  e:

Item	Peso	Valor
1	6	\$30
2	3	\$14
3	4	\$16
4	2	\$9

- ▶ Por outro lado, se **há apenas um de cada item** (*o ladrão invadiu uma galeria de artes, digamos*), então a mochila ótima contém os itens 1 e 3 (Total: \$46).

# O Problema da Mochila

---

## Mochila com repetição:

- ▶ Como sempre, a principal questão em PD é: **quais são os subproblemas?**

# O Problema da Mochila

---

## Mochila com repetição:

- ▶ Como sempre, a principal questão em PD é: **quais são os subproblemas?**
- ▶ Neste caso, é possível reduzir o problema original de duas maneiras:
  - 1) Examinar as mochilas de capacidade menor  $w \leq W$ .
  - 2) Examinar menos itens (por exemplo, itens  $1, 2, \dots, j$  para  $j \leq n$ )
- ▶ Normalmente alguma experimentação é necessária para descobrir exatamente qual funciona.

## O Problema da Mochila

---

- ▶ A primeira restrição se refere a capacidades menores. De acordo com isso, defina:
  - $K(w)$  = valor máximo alcançável por uma mochila de capacidade  $w$ .
- ▶ **Como expressar isso em termos de subproblemas menores?**

## O Problema da Mochila

---

- ▶ A primeira restrição se refere a capacidades menores. De acordo com isso, defina:
  - $K(w)$  = valor máximo alcançável por uma mochila de capacidade  $w$ .
- ▶ **Como expressar isso em termos de subproblemas menores?**
- ▶ Se a solução ótima para  $K(w)$  inclui o item  $i$ , então, ao se remover este item da mochila, restará uma solução ótima para  $K(w - w_i)$ .
- ▶ Em outras palavras,  **$K(w)$  é simplesmente  $K(w - w_i) + v_i$** , para algum  $i$ .

## O Problema da Mochila

---

- ▶ Como não se sabe qual  $i$ , deve-se tentar todas as possibilidades:

$$K(w) = \max_{i: w_i \leq w} \{ K(w - w_i) + v_i \}$$

- ▶ Por convenção, o máximo sobre um conjunto vazio é 0.
- ▶ O código desta solução surge naturalmente, como o **preenchimento de uma tabela unidimensional** de comprimento  $W + 1$ , da esquerda para a direita.



# O Problema da Mochila

---

- ▶ Código resultante em C:

```
int mochilaComRepeticao(int W, int n, int val[], int wt[]) {  
    // Vetor para armazenar os valores máximos para cada capacidade  
    int PD[W + 1];  
  
    // Inicializando o vetor PD com zeros  
    for (int w = 0; w <= W; w++) {  
        PD[w] = 0;  
    }  
    ...  
}
```

# O Problema da Mochila

---

- ▶ Código resultante em C (**continuação**):

```
...  
    // Preenchendo o vetor PD  
    for (int w = 0; w <= W; w++) {  
        for (int i = 0; i < n; i++) {  
            if (wt[i] <= w) { // Verifica se o item cabe na mochila  
                PD[w] = max(PD[w], PD[w-wt[i]] + val[i]);  
            }  
        }  
    }  
    return PD[W];  
}
```

# O Problema da Mochila

---

## Mochila sem repetição:

- ▶ **Como resolver se repetições não são permitidas?**

## O Problema da Mochila

---

### Mochila sem repetição:

- ▶ **Como resolver se repetições não são permitidas?**
- ▶ Saber que o valor  $K(w - w_n)$  é muito grande não ajuda, pois não se sabe se o item  $n$  já foi usado ou não nesta solução parcial.
- ▶ É preciso refinar o conceito de subproblema para contemplar informação adicional sobre os itens em uso.

## O Problema da Mochila

---

- ▶ Será necessário um segundo parâmetro,  $0 \leq j \leq n$ :

$K(w, j)$  = valor máximo alcançável usando uma mochila de capacidade  $w$  e itens  $1, \dots, j$ .

- ▶ A resposta é, então,  $K(W, n)$ .
- ▶ Novamente, vem a questão: **como podemos expressar um subproblema  $K(w, j)$  em termos de subproblemas menores?**

## O Problema da Mochila

---

- ▶ **A resposta é:** ou o item  $j$  é necessário para se alcançar o valor ótimo, ou não é:

$$K(w, j) = \max \{ K(w - w_j, j - 1) + v_j, K(w, j - 1) \}.$$

- ▶ O algoritmo, portanto, consiste em preencher uma **tabela bidimensional**, com  $W+1$  linhas e  $n+1$  colunas. Cada célula da tabela toma tempo apenas constante, assim, muito embora ela seja muito maior que no caso anterior, o tempo de execução permanece o mesmo  $O(nW)$ .

# O Problema da Mochila

---

- ▶ Código resultante em C:

```
int mochilaSemRepeticao(int W, int n, int val[], int wt[]) {
```

```
    // Criação da matriz PD
```

```
    int PD[n + 1][W + 1];
```

```
    ...
```

# O Problema da Mochila

---

- Código resultante em C (**continuação**):

```
...  
// Preenchendo a matriz PD  
for (int w = 0; w <= W; w++) {  
    for (int i = 0; i < n; i++) {  
        if (i == 0 || w == 0) {  
            PD[i][w] = 0; // Sem itens ou sem capacidade  
        } else if (wt[i-1] <= w) {  
            // Escolhe o máximo entre não incluir ou incluir o item  
            PD[i][w] = max(PD[i-1][w], PD[i-1][w - wt[i-1]] + val[i-1]);  
        } else {  
            // Não pode incluir o item  
            PD[i][w] = PD[i-1][w];  
        }  
    }  
}  
return PD[n][W];  
}
```



## Finalizando...

---

- ▶ **Programação dinâmica não é fácil.**
- ▶ **Requer muito estudo e prática.**
- ▶ Os primeiros problemas demorarão a sair... mas, não desanime.
- ▶ Como em todos os desafios da maratona de programação, logo os problemas elementares se tornarão muito fáceis e você estará procurando outros problemas mais difíceis para resolver.

# Dúvidas?

---



---

# Aula 13:

# Programação Dinâmica

*Disciplina:* Maratona de Programação 1

**Profs. Edmilson Marmo e Luiz Olmes**

*edmarmo@unifei.edu.br, olmes@unifei.edu.br*



**UNIFEI**  
UNIVERSIDADE FEDERAL DE ITAJUBÁ