

SIN110 Algoritmos e Grafos

aula 06

Técnicas de Projeto de Algoritmos

- Projetos de algoritmos por indução (E02)
- Divisão e Conquista
- Programação Dinâmica

Projetos por Indução

E02 - solução

1) Considere o problema de *encontrar o maior e menor elemento de um conjunto S* que contem n números inteiros. Projete um algoritmo por indução que realiza até $2n - 3$ comparações para resolver o problema.

```
Busca(S, n)
1.  se  $n < 3$ 
2.      então se  $S[n] > S[n-1]$ 
3.          então  $M \leftarrow S[n]$ 
4.               $m \leftarrow S[n-1]$ 
5.          senão  $M \leftarrow S[n-1]$ 
6.               $m \leftarrow S[n]$ 
7.  senão  $(M, m) \leftarrow \text{Busca}(S, n-1)$ 
8.      se  $S[n] > M$ 
9.          então  $M \leftarrow S[n]$ 
10.     senão se  $S[n] < m$ 
11.         então  $m \leftarrow S[n]$ 
12.  devolve  $(M, m)$ 
```

Recorrência de comparações

$n > 2$: $T(n) = T(n-1) + 2$

$n = 2$: $T(2) = 1$

resolvendo: $T(n) = T(n-1) + 2 = T(n-2) + 2 + 2 = \dots = T(2) + 2 + 2 + \dots + 2$

$T(n) = 2(n-2) + 1 = 2n - 4 + 1 = 2n - 3$

2) Dados um vetor ordenado A de n números reais, $n \geq 1$, e um número real x , queremos determinar se existem $A[i]$ e $A[j]$, $1 \leq i, j \leq n$, tais que $x = A[i] + A[j]$. Projete um algoritmo por indução de complexidade $O(n)$ para esse algoritmo. Escreva a relação de recorrência $T(n)$ para seu algoritmo e prove que o resultado da recorrência é de fato $O(n)$.

```

{   entrada: vetor A[1..n], e=1, d=n, x   }
{   pesquisa: x = A[i] + A[j] ?           }
{   saída: devolve (i,j) ou (-1, -1)      }

Pesquisa(A, e, d, x)
1.  se e > d
2.      então devolve (-1, -1)
3.      senão se x = A[e] + A[d]
4.          então devolve (e, d)
5.          senão se x < A[e] + A[d]
6.              então e ← e+1
7.              senão d ← d-1
8.              devolve Pesquisa(A, e, d, x)

```

Recorrência

$$n \geq 1: T(n) = T(n-1) + 5$$

$$n < 1: T(0) = 2$$

Resolvendo:

$$T(n) = T(n-1) + 5 = T(n-2) + 5 + 5 = \dots = T(0) + 5 + 5 + \dots + 5 = 2 + 5n$$

$$T(n) = O(n)$$

Projeto por Indução.: o problema da **celebridade**

Definição

Num conjunto S de n pessoas, uma *celebridade* é alguém que é conhecido por todas as pessoas de S mas que não conhece ninguém. (Celebidades são pessoas de difícil convívio...).

Note que pode existir no máximo uma celebridade em S !

Problema:

Determinar se existe uma celebridade em um conjunto S de n pessoas.

o problema da celebridade

Vamos formalizar melhor: para um conjunto de n pessoas, associamos uma matriz $n \times n$ M tal que $M[i, j] = 1$ se a pessoa i conhece a pessoa j e $M[i, j] = 0$ caso contrário.

Por convenção, $M[i, i] = 0$ para todo i .

Problema:

Dado um conjunto de n pessoas e a matriz associada M encontrar (se existir) uma celebridade no conjunto.

Isto é, determinar um k tal que todos os elementos da coluna k (exceto $M[k, k]$) são 1s e todos os elementos da linha k são 0s.

Existe uma solução simples mas laboriosa: para cada pessoa i , verifique todos os outros elementos da linha i e da coluna i . O custo dessa solução é $2(n - 1)n$.

O problema da celebridade

A segunda tentativa baseia-se em um fato muito simples:

Dadas duas pessoas i e j , é possível determinar se uma delas **não** é uma celebridade com apenas uma comparação: se $M[i, j] = 1$, então i não é celebridade; caso contrário j não é celebridade.

Vamos usar esse argumento aplicando a hipótese de indução sobre o conjunto de $n - 1$ pessoas obtidas **removendo** de S uma **pessoa que sabemos não ser celebridade**.

- O caso base e a hipótese de indução são os mesmos que anteriormente.

O problema da celebridade

Tome então um conjunto arbitrário de $n > 2$ pessoas e a matriz M associada.

Sejam i e j quaisquer duas pessoas e suponha que j não é celebridade (usando o argumento acima).

Seja $S' = S \setminus \{j\}$ e considere os dois casos possíveis:

- 1 Existe uma celebridade em S' , digamos a pessoa k . Se $M[j, k] = 1$ e $M[k, j] = 0$, então k é celebridade em S ; caso contrário não há uma celebridade em S .
- 2 Não existe celebridade em S' ; então não existe uma celebridade em S .

O problema da celebridade

Celebridade(S, M)

- ▷ **Entrada:** conjunto de pessoas $S = \{1, 2, \dots, n\}$;
 M , a matriz que define quem conhece quem em S .
- ▷ **Saída:** Um inteiro $k \leq n$ que é celebridade em S ou $k = 0$
- 1. **se** $|S| = 1$ **então** $k \leftarrow$ elemento em S
- 2. **senão**
- 3. sejam i, j quaisquer duas pessoas em S
- 4. **se** $M[i, j] = 1$ **então** $s \leftarrow i$ **senão** $s \leftarrow j$
- 5. $S' \leftarrow S \setminus \{s\}$
- 6. $k \leftarrow \text{Celebridade}(S', M)$
- 7. **se** $k > 0$ **então**
- 8. **se** $(M[s, k] \neq 1)$ **ou** $(M[k, s] \neq 0)$ **então** $k \leftarrow 0$
- 9. **devolva** k

O problema da celebridade

A recorrência $T(n)$ para o número de operações executadas pelo algoritmo é:

$$T(n) = \begin{cases} \Theta(1), & n = 1 \\ T(n-1) + \Theta(1), & n > 1. \end{cases}$$

A solução desta recorrência é

$$\sum_{1}^n \Theta(1) = n\Theta(1) = \Theta(n).$$

3) Num conjunto S de n pessoas, uma celebridade é alguém que é conhecido por todas as pessoas de S , mas que não conhece ninguém. Isso implica que pode existir somente uma celebridade em S . (Celebridades são pessoas de difícil convívio...). Problema: projetar por indução, um algoritmo linear em n que determine se existe uma celebridade em S .

Celebridade ($M[e..d, e..d]$)

1. se $d - e = 0$
2. então $k \leftarrow d$
3. senão se $M[e, d] = 1$
4. então $s \leftarrow e$; $k \leftarrow \text{Celebridade}(M[e+1..d, e+1..d])$
5. senão $s \leftarrow d$; $k \leftarrow \text{Celebridade}(M[e..d-1, e..d-1])$
6. se $k > 0$
7. então se $M[s, k] \neq 1$ OU $M[k, s] \neq 0$
8. então $k \leftarrow 0$
9. devolve k

simulando

$\text{Cel}(M[1..4, 1..4])$

0	1	1	1
0	0	1	1
0	0	0	0
0	0	1	0

$S=1, k=4$

dev $k=3$

$\text{Cel}(M[2..4, 2..4])$

0	1	1	1
0	0	1	1
0	0	0	0
0	0	1	0

$S=2, k=3$

dev $k=3$

$\text{Cel}(M[3..4, 3..4])$

0	1	1	1
0	0	1	1
0	0	0	0
0	0	1	0

$S=4, k=3$

dev $k=3$

$\text{Cel}(M[3..3, 3..3])$

0	1	1	1
0	0	1	1
0	0	0	0
0	0	1	0

dev $k=3$

Divisão e Conquista

Divisão e Conquista

Motivação:

- Tomar um problema de “entrada grande”:
- Quebrar a entrada em pedaços menores (DIVISÃO)
- Resolver cada pedaço separadamente. (CONQUISTA)
- Combinar os resultados.

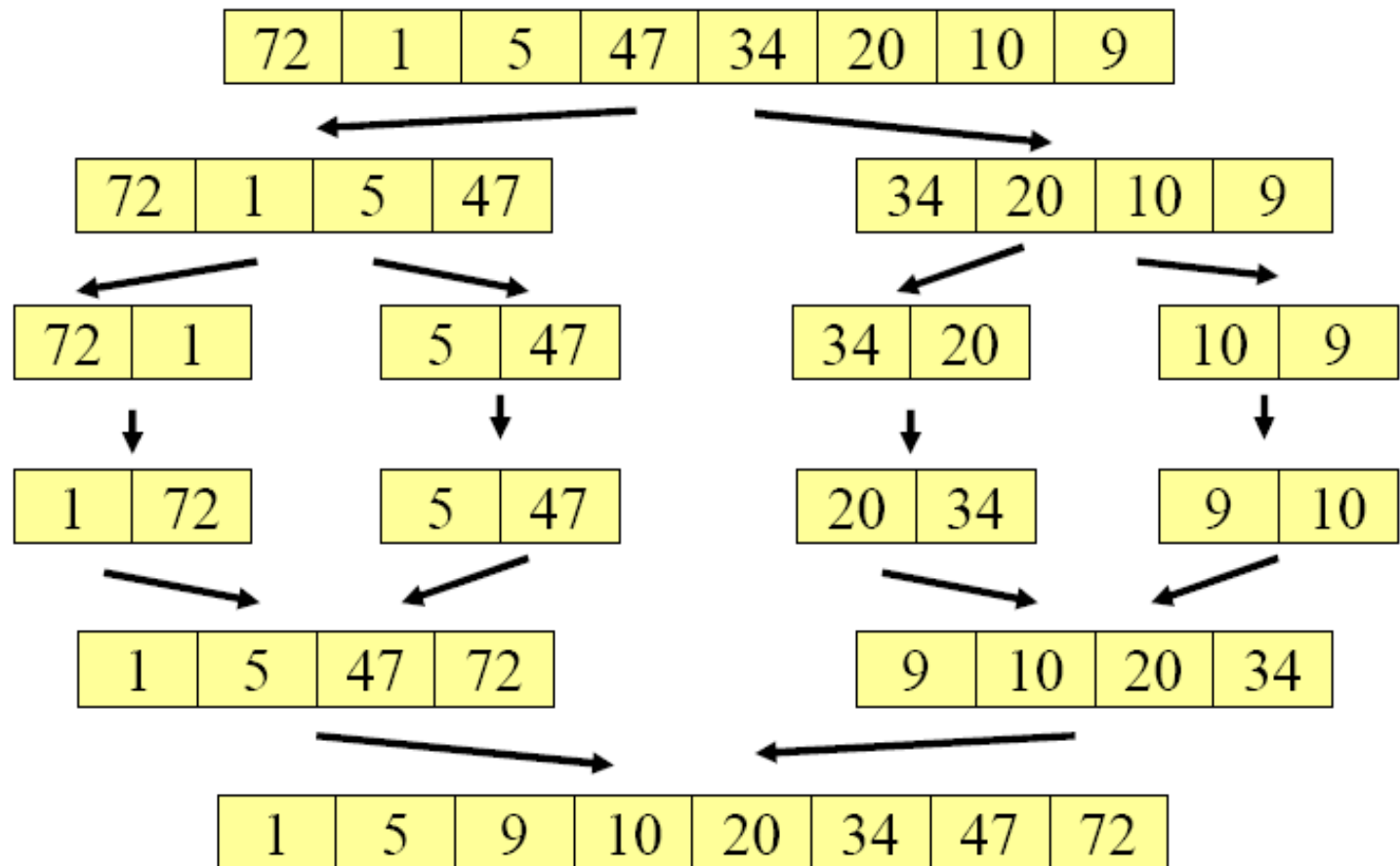
MergeSort

divisão

divisão

combina

combina



Recorrências de Divisão e Conquista

Todo algoritmo eficiente de Divisão e Conquista divide os problemas em subproblemas, onde cada um é uma fração do problema original, e então realiza algum trabalho adicional para computar a resposta final, resultando na expressão geral de recorrência:

$$f(n) = af(n/b) + g(n).$$

Recorrências de Divisão e Conquista

O teorema Mestre pode ser usado para determinar esse tempo para a maioria dos algoritmos de divisão e conquista.

Teorema: a solução para a equação
 $f(n) = af(n/b) + O(n^k)$, onde $a \geq 1$ e $b > 1$, é

$$f(n) = \begin{cases} O(n^{\log_b a}) & \text{se } a > b^k \\ O(n^k \log n) & \text{se } a = b^k \\ O(n^k) & \text{se } a < b^k \end{cases}$$

Recorrências de Divisão e Conquista

Existem recorrências onde não podemos aplicar o Teorema Mestre, alguns exemplos:

i) $T(1) = 1$

$$T(n) = T(n-1) + n$$

ii) $T(b) = 1$

$$T(n) = T(n-a) + T(a) + n \text{ (para } a \geq 1, b \leq a, a \text{ e } b \text{ inteiros)}$$

iii) $T(1) = 1$

$$T(n) = T(\alpha n) + T((1-\alpha)n) + n \text{ (para } 0 < \alpha < 1)$$

iv) $T(1) = 1$

$$T(n) = T(n-1) + \lg n$$

v) $T(1) = 1$

$$T(n) = 2T(n/2) + n \lg n$$

Máximo e Mínimo

Problema: *dada uma lista A com n elementos, determinar o maior e o menor elemento da lista.*

Um algoritmo incremental, projetado por indução, para esse problema faz $2n-3$ comparações: fazemos uma comparação no caso base e duas no passo... (confira!)

Usando a estratégia de divisão e conquista podemos melhorar um pouco o desempenho:

- Divida a lista em dois subconjuntos de mesmo tamanho, respectivamente A_1 com $\lfloor n/2 \rfloor$ elementos e A_2 com $\lceil n/2 \rceil$ elementos e, solucione os subproblemas;
- O máximo da lista A é o máximo dos máximos de A_1 e A_2 e o mínimo de A é o mínimo de A_1 e A_2 .

Máximo e Mínimo

Algoritmo:

```
MaxMin(A, e, d)
1   se  $d - e \leq 1$ 
2       então se  $A(e) > A(d)$ 
3           então  $\max \leftarrow A(e)$ 
4            $\min \leftarrow A(d)$ 
5       senão  $\max \leftarrow A(d)$ 
6            $\min \leftarrow A(e)$ 
7   senão  $m \leftarrow \lfloor (d+e)/2 \rfloor$ 
8        $(\max1, \min1) \leftarrow \text{MaxMin}(A, e, m)$ 
9        $(\max2, \min2) \leftarrow \text{MaxMin}(A, m+1, d)$ 
10      se  $\max1 > \max2$ 
11          então  $\max \leftarrow \max1$ 
12      senão  $\max \leftarrow \max2$ 
13      se  $\min1 < \min2$ 
14          então  $\min \leftarrow \min1$ 
15      senão  $\min \leftarrow \min2$ 
16  devolve  $(\max, \min)$ 
```

Máximo e Mínimo

Na análise desse algoritmo vamos considerar o número de comparações efetuados para determinar *max* e *min*, resultando a recorrência:

$$T(n) = 1 \quad \text{se } n \leq 2$$

$$T(n) = T(\lfloor n/2 \rfloor) + T(\lceil n/2 \rceil) + 2 \quad \text{se } n > 2$$

Note que não podemos empregar o teorema Mestre.

Vamos supor que o número de elementos n é uma potência de 2, isto é $n = 2^k$ para k inteiro, e trabalhar a relação:

$$\begin{aligned} T(n) &= 2T(n/2) + 2 = 2[2T(n/4) + 2] + 2 = \\ &= 2[2[2T(n/8) + 2] + 2] + 2 = \dots = 2^k + [2^{k-1} - 2] \end{aligned}$$

Obtendo a solução: $T(n) = 3n/2 - 2$

Assintoticamente, os dois algoritmos para esse problema são equivalentes, ambos apresentam solução: $T(n) = \Theta(n)$.

Entretanto, a divisão e conquista permite que menos comparações sejam feitas.

Par de pontos com a menor distância (closest pair)

- *Closest pair*: dados n pontos no plano, encontrar um par com a menor distância Euclidiana entre os dois.

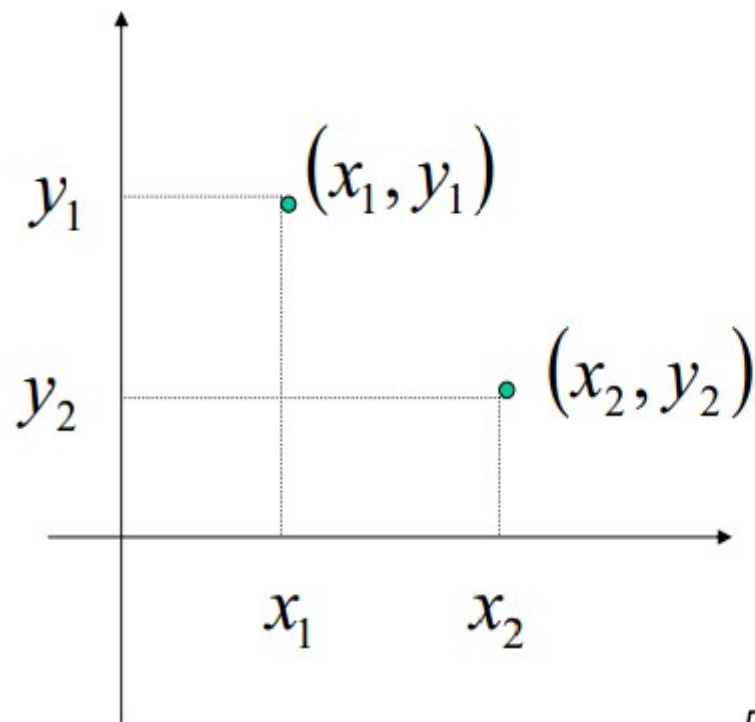
Closest Pair

Entrada: Um conjunto de pontos n $P = \langle p_1, p_2, \dots, p_n \rangle$, em duas dimensões.

Saída: O par de pontos p_1 e p_2 que apresenta a menor distância euclideana.

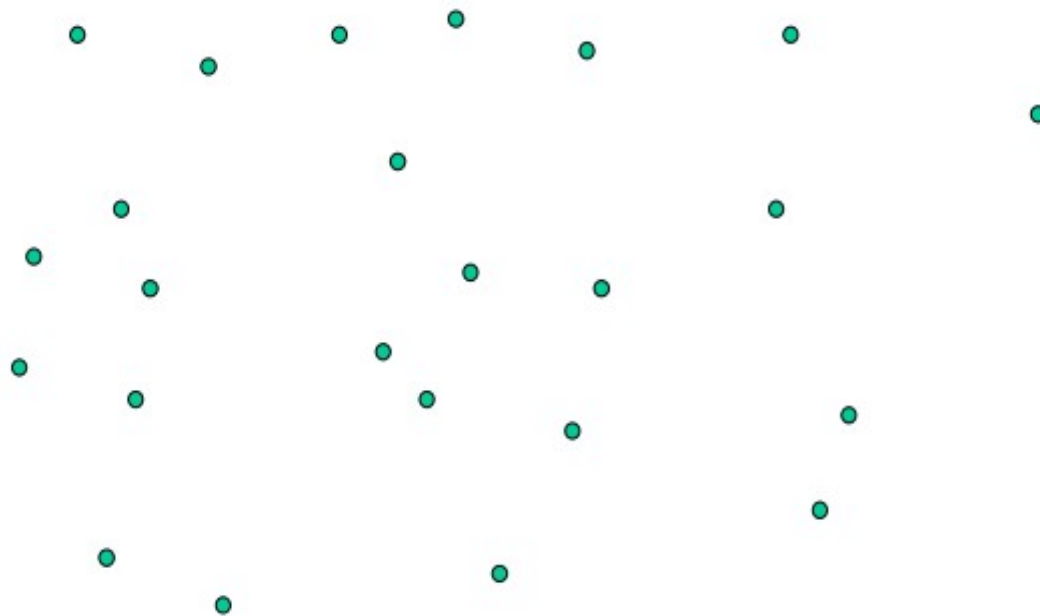
Menor Distância Entre Pontos

- Distância Euclideana

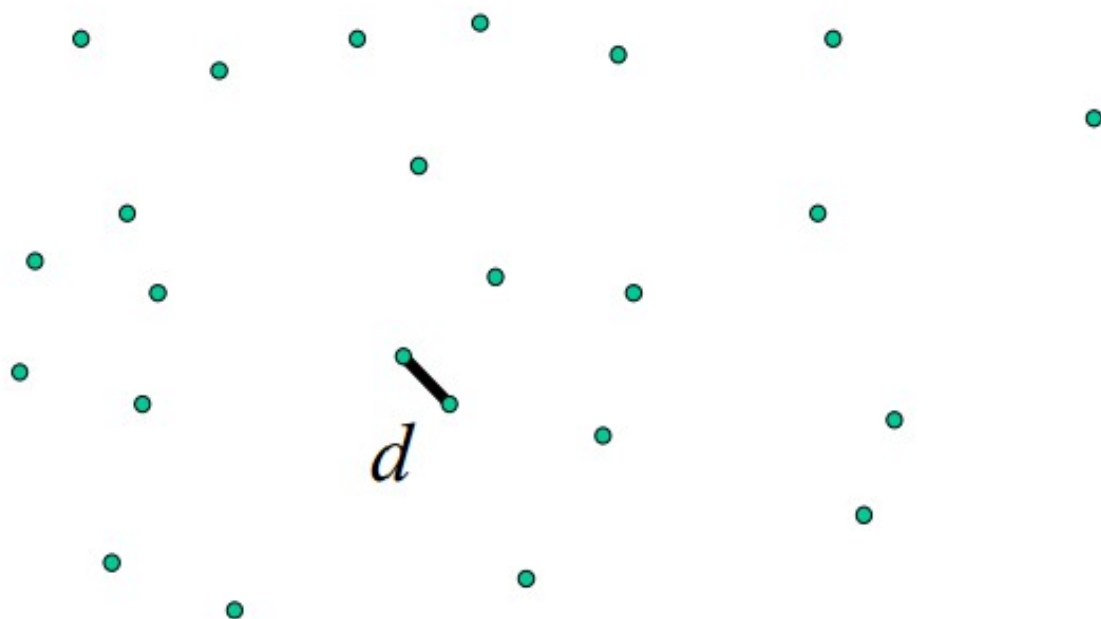


$$\|(x_1, y_1) - (x_2, y_2)\| = \sqrt{(x_1 - x_2)^2 + (y_1 - y_2)^2}$$

Menor Distância Entre Pontos



Menor Distância Entre Pontos

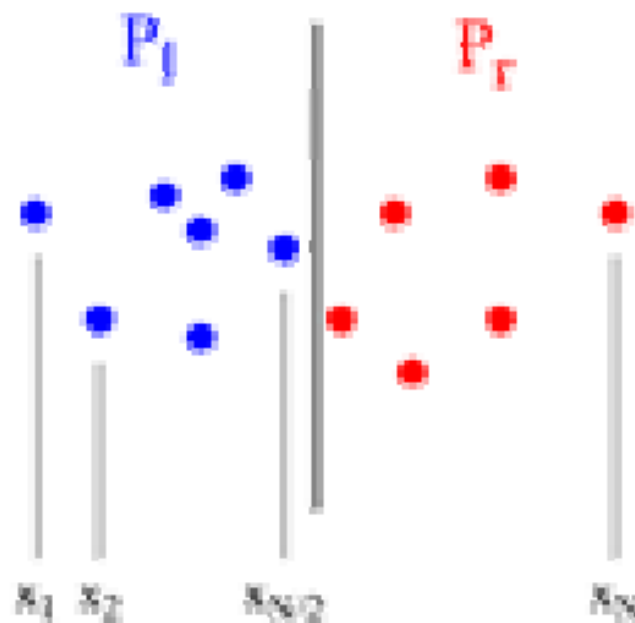


Menor Distância Entre Pontos

- Solução Força Bruta é $O(n^2)$.
- Vamos assumir:
 - Não existem pontos com a mesma coordenada x.
 - Não existem pontos com a mesma coordenada y.
- Como resolver este problema considerando 1D?
- É possível aplicar Divisão e Conquista?

Menor Distância Entre Pontos – 2D

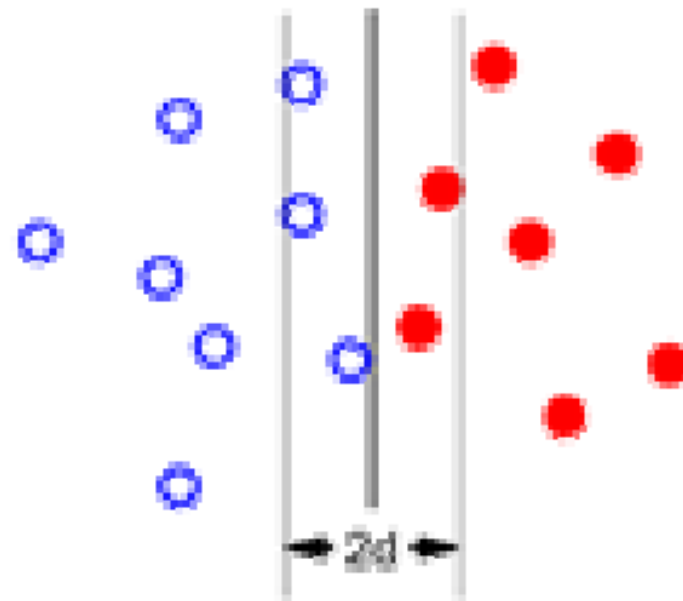
- Como dividir em sub-problemas?
 - Ordenar de acordo com a coordenada x e dividir em duas partes: esquerda e direita.



Menor Distância Entre Pontos – 2D

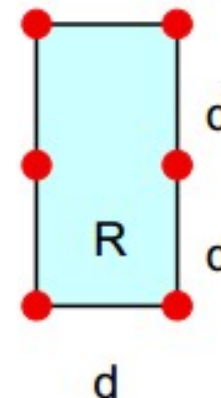
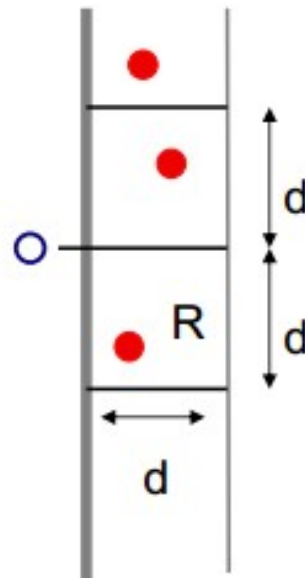
- Resolver recursivamente cada sub-problema, obtendo d_l e d_r .
- O que podemos observar?
 - Já temos a menor distância em cada uma das partes.
 - Fazer $d = \min\{d_l, d_r\}$.
 - Falta analisar distância entre pontos de sub-problemas distintos.
 - Devemos analisar todos os casos?
 - Somente pontos que se encontram em uma faixa de tamanho $2d$ em torno da linha divisória.

Menor Distância Entre Pontos – 2D



Menor Distância Entre Pontos – 2D

- Qual a quantidade de pontos que se encontram dentro da faixa de tamanho $2d$?
 - Se considerarmos um $p \in P_l$, todos os pontos de P_r que devem ser considerados devem estar em um retângulo R de dimensões $d \times 2d$.



Menor Distância Entre Pontos – 2D

- Como determinar os seis pontos?
 - Projeção de pontos nos eixos x e y .
 - Pode-se fazer isso para todo $p \in P_l$ e P_r , em $O(n)$ (pontos ordenados).
- Relação de recorrência é $T(n) = 2.T(n/2) + O(n)$
 - Sabemos que isso é $O(n \log n)$

ClosestPair(P)

Pré-processamento

Construir P_x e P_y como listas ordenadas pelas coordenadas x e y

Divisão

Quebrar P em P_l e P_r

Conquista

$d_l = \text{ClosestPair}(P_l)$

$d_r = \text{ClosestPair}(P_r)$

Combinação

$d = \min\{d_l, d_r\}$

Determinar faixa divisória e pontos

Verificar se tem algum par com distância $< d$

Programação Dinâmica

Programação Dinâmica

- O algoritmo PD resolve cada subproblema uma vez só e então grava sua resposta em uma tabela, evitando assim o trabalho de recalcular a resposta toda vez que o subproblema é encontrado.
- Nesse contexto: “programação” refere-se a uma tabulação e não à codificação de um algoritmo.
- Aplicada a problemas de otimização com muitas soluções possíveis: cada solução tem um valor, e desejamos encontrar uma solução com um valor ótimo (mínimo ou máximo).

Números de Fibonacci

$$F_0 = 0 \quad F_1 = 1 \quad F_n = F_{n-1} + F_{n-2}$$

n	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9
F_n	0	1	1	2	3	5	8	13	21	34

Algoritmo recursivo para F_n :

FIBO-REC (n)

1 **se** $n \leq 1$

2 **então devolva** n

3 **senão** $a \leftarrow$ **FIBO-REC** ($n - 1$)

4 $b \leftarrow$ **FIBO-REC** ($n - 2$)

5 **devolva** $a + b$

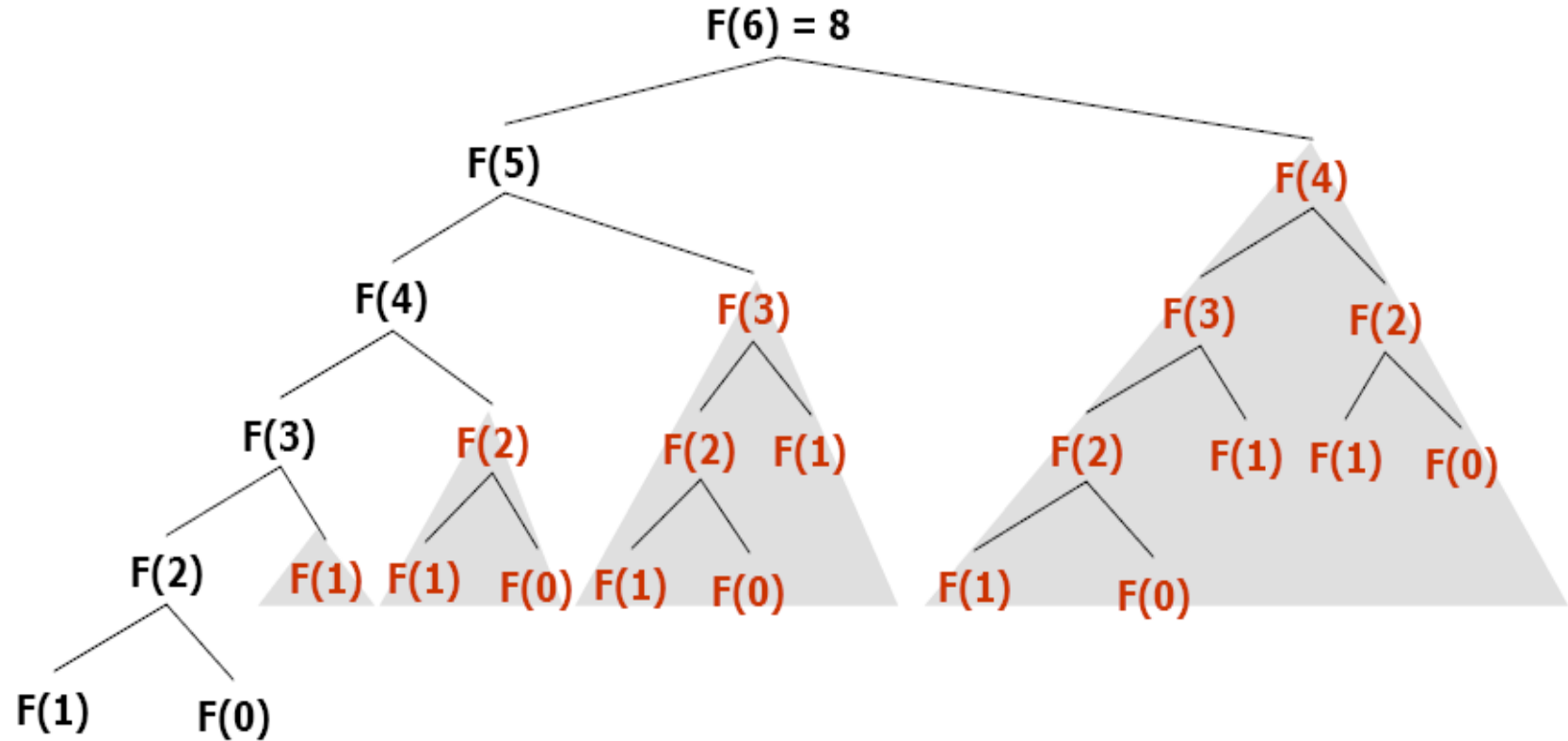
Consumo de tempo

$T(n) :=$ número de somas feitas por FIBO-REC (n)

linha	número de somas
1-2	$= 0$
3	$= T(n - 1)$
4	$= T(n - 2)$
5	$= 1$

$$T(n) = T(n - 1) + T(n - 2) + 1$$

Números de Fibonacci



Recorrência

$$T(0) = 0$$

$$T(1) = 0$$

$$T(n) = T(\textcolor{red}{n} - 1) + T(\textcolor{red}{n} - 2) + 1 \quad \text{para } \textcolor{blue}{n} = 2, 3, \dots$$

A que classe Ω pertence $T(n)$?

A que classe \mathcal{O} pertence $T(n)$?

Recorrência

$$T(0) = 0$$

$$T(1) = 0$$

$$T(n) = T(n-1) + T(n-2) + 1 \text{ para } n = 2, 3, \dots$$

A que classe Ω pertence $T(n)$?

A que classe O pertence $T(n)$?

Solução: $T(n) > (3/2)^n$ para $n \geq 6$.

n	0	1	2	3	4	5	6	7	8
T_n	0	0	1	2	4	7	12	20	33
$(3/2)^n$	1	1.5	2.25	3.38	5.06	7.59	11.39	17.09	25.63

Recorrência

Prova: $T(6) = 12 > 11.40 > (3/2)^6$ e $T(7) = 20 > 18 > (3/2)^7$.

Se $n \geq 8$, então

$$T(n) = T(n-1) + T(n-2) + 1$$

$$\stackrel{\text{hi}}{>} (3/2)^{n-1} + (3/2)^{n-2} + 1$$

$$= (3/2 + 1) (3/2)^{n-2} + 1$$

$$> (5/2) (3/2)^{n-2}$$

$$> (9/4) (3/2)^{n-2}$$

$$= (3/2)^2 (3/2)^{n-2}$$

$$= (3/2)^n.$$

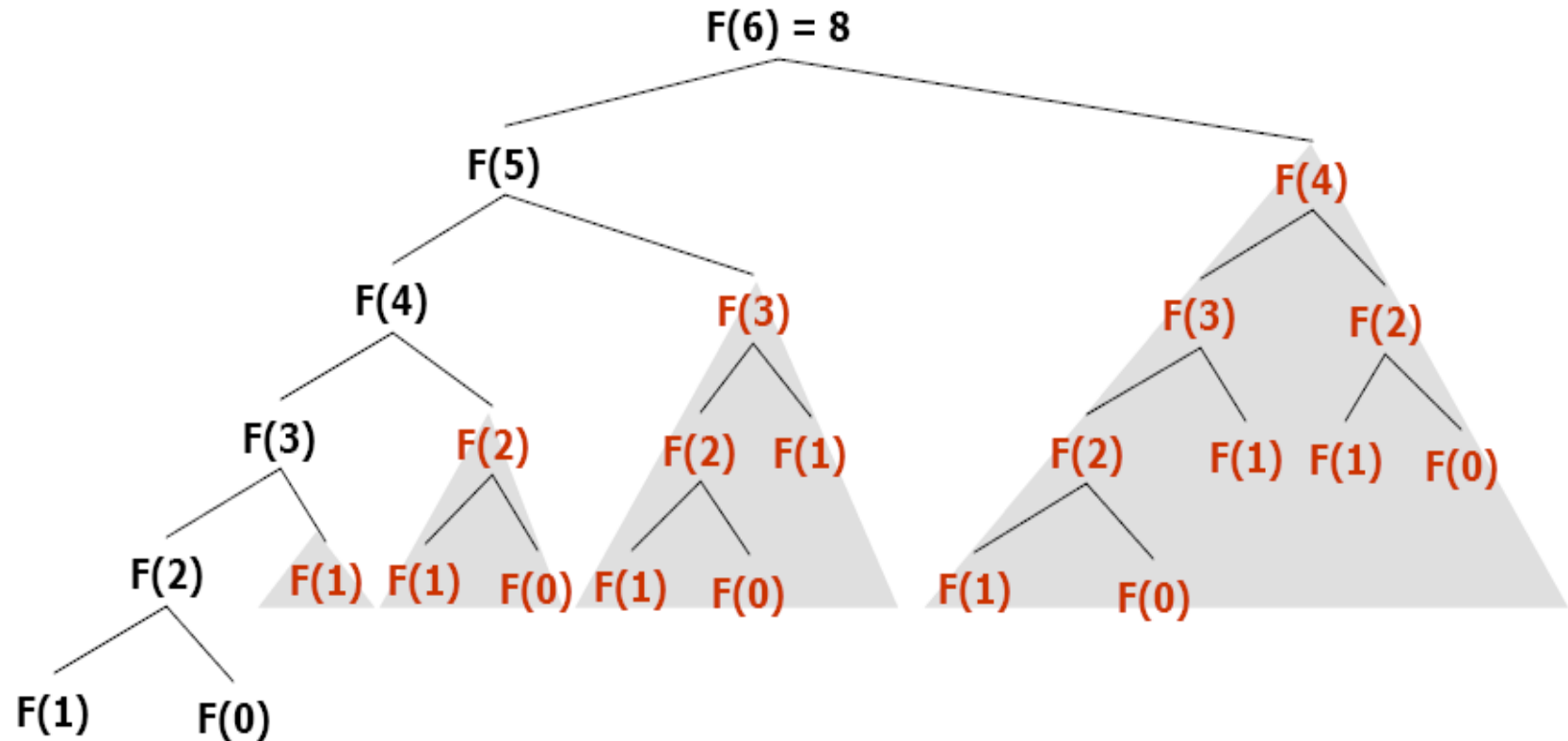
Logo, $T(n)$ é $\Omega((3/2)^n)$.

Verifique que $T(n)$ é $O(2^n)$.

Consumo de tempo

Consumo de tempo é **exponencial**.

Algoritmo resolve subproblemas muitas vezes.



Resolve subproblemas muitas vezes

```
FIBO-REC(5)
  FIBO-REC(4)
    FIBO-REC(3)
      FIBO-REC(2)
        FIBO-REC(1)
        FIBO-REC(0)
      FIBO-REC(1)
    FIBO-REC(2)
      FIBO-REC(1)
      FIBO-REC(0)
    FIBO-REC(3)
      FIBO-REC(2)
        FIBO-REC(1)
        FIBO-REC(0)
      FIBO-REC(1)
```

FIBO-REC(5) = 5

Resolve subproblemas muitas vezes

FIBO-REC (8)

FIBO-REC (7)

FIBO-REC (6)

FIBO-REC (5)

FIBO-REC (4)

FIBO-REC (3)

FIBO-REC (2)

FIBO-REC (1)

FIBO-REC (0)

FIBO-REC (1)

FIBO-REC (2)

FIBO-REC (1)

FIBO-REC (0)

FIBO-REC (3)

FIBO-REC (2)

FIBO-REC (1)

FIBO-REC (0)

FIBO-REC (1)

FIBO-REC (4)

FIBO-REC (3)

FIBO-REC (2)

FIBO-REC (1)

FIBO-REC (0)

FIBO-REC (1)

FIBO-REC (2)

FIBO-REC (1)

FIBO-REC (0)

FIBO-REC (5)

FIBO-REC (4)

FIBO-REC (3)

FIBO-REC (2)

FIBO-REC (1)

FIBO-REC (0)

FIBO-REC (1)

FIBO-REC (2)

FIBO-REC (1)

FIBO-REC (0)

FIBO-REC (3)

FIBO-REC (2)

FIBO-REC (1)

FIBO-REC (0)

FIBO-REC (1)

FIBO-REC (6)

FIBO-REC (5)

FIBO-REC (4)

FIBO-REC (3)

FIBO-REC (2)

FIBO-REC (1)

FIBO-REC (0)

FIBO-REC (1)

FIBO-REC (2)

FIBO-REC (1)

FIBO-REC (0)

FIBO-REC (3)

FIBO-REC (2)

FIBO-REC (1)

FIBO-REC (0)

FIBO-REC (1)

FIBO-REC (4)

FIBO-REC (3)

FIBO-REC (2)

FIBO-REC (1)

FIBO-REC (0)

FIBO-REC (1)

FIBO-REC (2)

FIBO-REC (1)

FIBO-REC (0)

Algoritmo de programação dinâmica

FIBO (n)

1 $f[0] \leftarrow 0$

2 $f[1] \leftarrow 1$

3 **para** $i \leftarrow 2$ **até** n **faça**

4 $f[i] \leftarrow f[i - 1] + f[i - 2]$

5 **devolva** $f[n]$

Note a tabela $f[0 \dots n-1]$.

f					★	★	??			
-----	--	--	--	--	---	---	----	--	--	--

Consumo de tempo é $\Theta(n)$.

Algoritmo de programação dinâmica

Versão com economia de espaço.

```
FIBO ( $n$ )  
0  se  $n = 0$  então devolva 0  
1   $f\_ant \leftarrow 0$   
2   $f\_atual \leftarrow 1$   
3  para  $i \leftarrow 2$  até  $n$  faça  
4       $f\_prox \leftarrow f\_atual + f\_ant$   
5       $f\_ant \leftarrow f\_atual$   
6       $f\_atual \leftarrow f\_prox$   
7  devolva  $f\_atual$ 
```

Versão recursiva eficiente

MEMOIZED-FIBO (f, n)

```
1  para  $i \leftarrow 0$  até  $n$  faça
2       $f[i] \leftarrow -1$ 
3  devolva LOOKUP-FIBO ( $f, n$ )
```

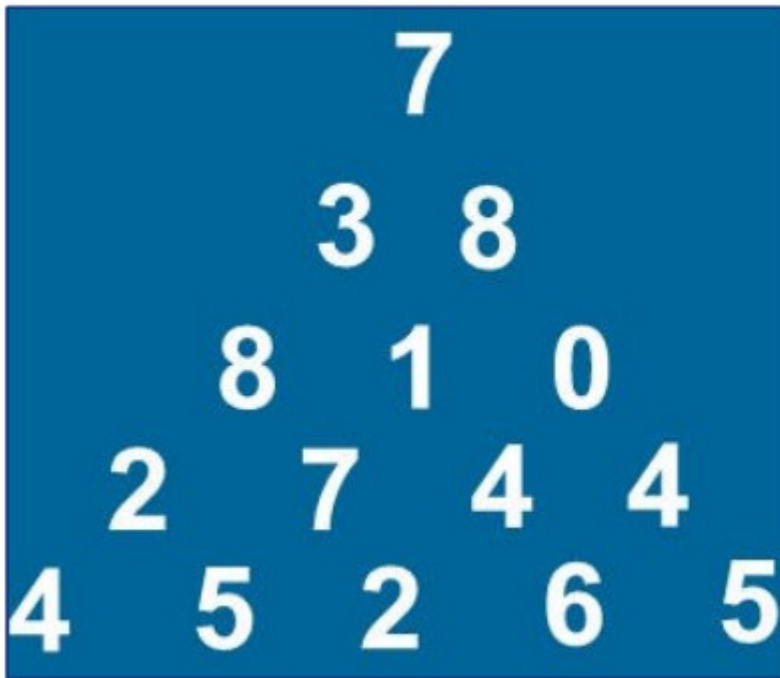
LOOKUP-FIBO (f, n)

```
1  se  $f[n] \geq 0$ 
2      então devolva  $f[n]$ 
3  se  $n \leq 1$ 
4      então  $f[n] \leftarrow n$ 
5      senão  $f[n] \leftarrow$  LOOKUP-FIBO( $f, n - 1$ )
                        + LOOKUP-FIBO( $f, n - 2$ )
6  devolva  $f[n]$ 
```

Não recalcula valores de f .

Pirâmide de números

- ❖ Problema clássico das **Olimpíadas Internacionais de Informática de 1994**

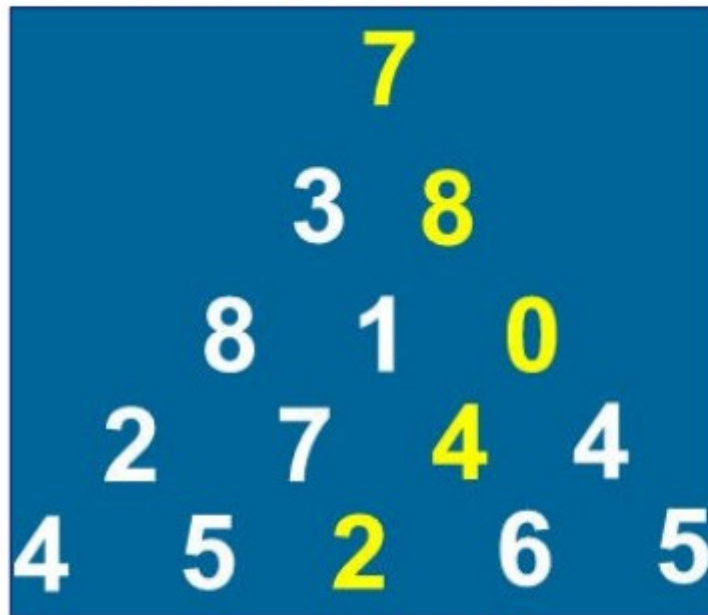


Problema

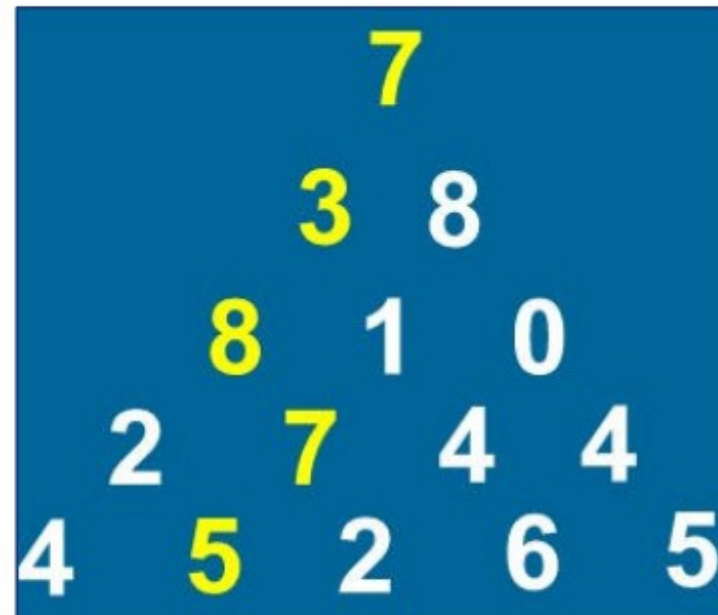
Calcular a rota, que começa no topo da pirâmide e acaba na base, com maior soma . Em cada passo podemos ir diagonalmente para baixo e para a esquerda ou para baixo e para a direita.

Pirâmide de números

❖ Duas possíveis rotas



Soma = 21



Soma = 30

❖ **Limites:** todos os números da pirâmide são inteiros entre 0 e 99 e o número de linhas do triângulo é no máximo 100.

Pirâmide de números

❖ Como resolver o problema?

❖ Ideia: **Força Bruta!**

- avaliar todos os caminhos possíveis e ver qual o melhor.

❖ Mas quanto tempo demora isto?

- Quantos caminhos existem?

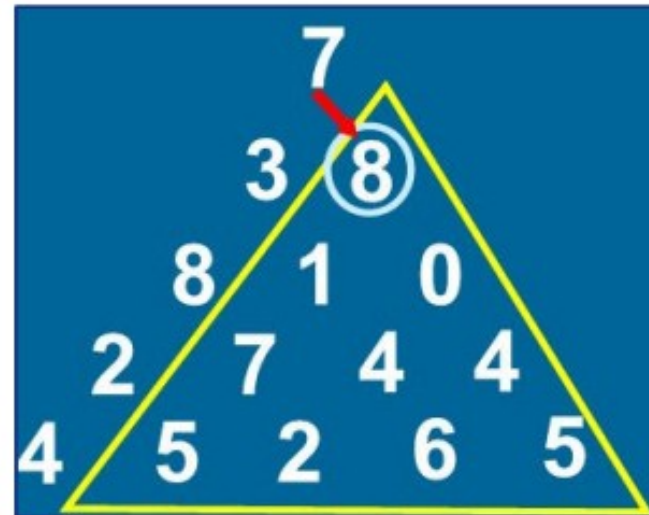
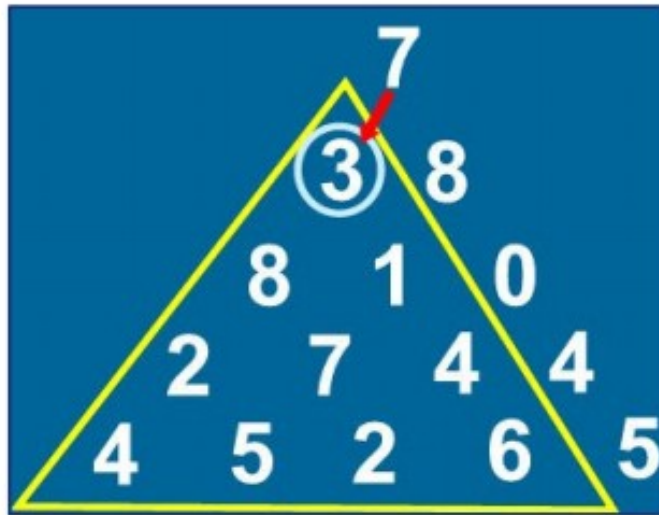
Pirâmide de números

❖ Análise da complexidade

- Em cada linha podemos tomar **duas** decisões diferentes: esquerda ou direita
- Seja n a altura da pirâmide. Uma rota é constituída por **$n-1$** decisões diferentes.
- Existem **2^{n-1}** caminhos diferentes. Então, um programa que calculasse todas rotas teria complexidade temporal **$O(2^n)$** : crescimento exponencial!
- Note-se que **$2^{99} \approx 6,34 \times 10^{29}$** , que é um número demasiado grande!

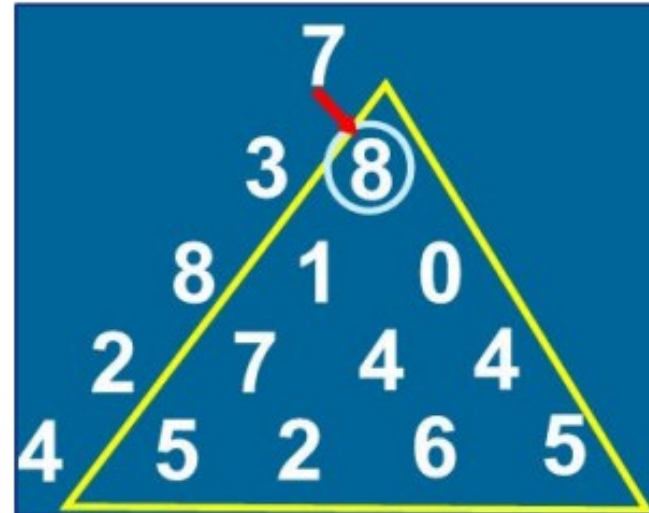
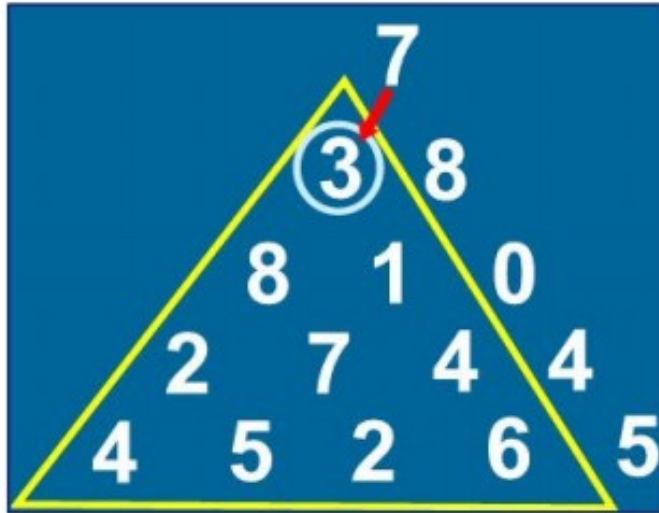
Pirâmide de números

- ❖ Quando estamos no topo da pirâmide, temos duas decisões possíveis (esquerda ou direita):



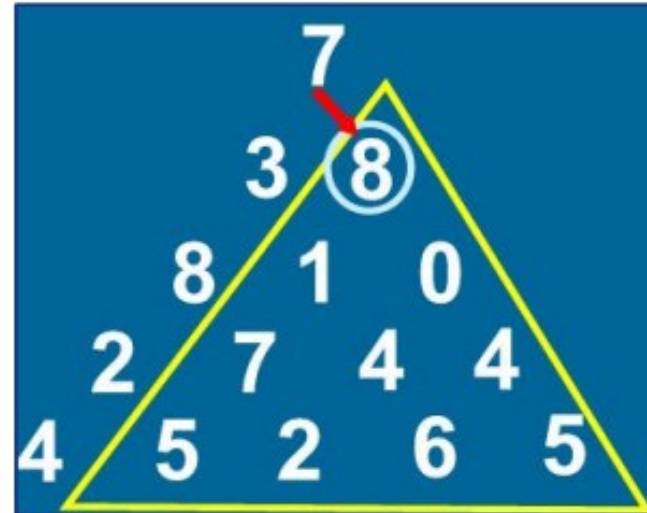
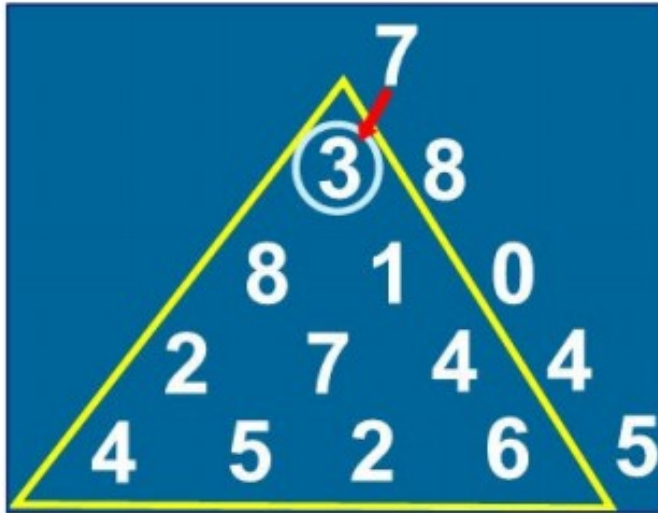
- ❖ Em cada um dos casos, temos de ter em conta todas as rotas das respectivas subpirâmides assinaladas a amarelo.

Pirâmide de números



❖ Mas o que nos interessa saber sobre estas subpirâmides?

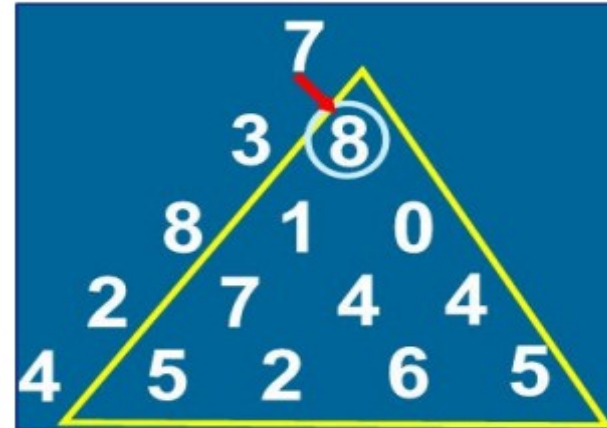
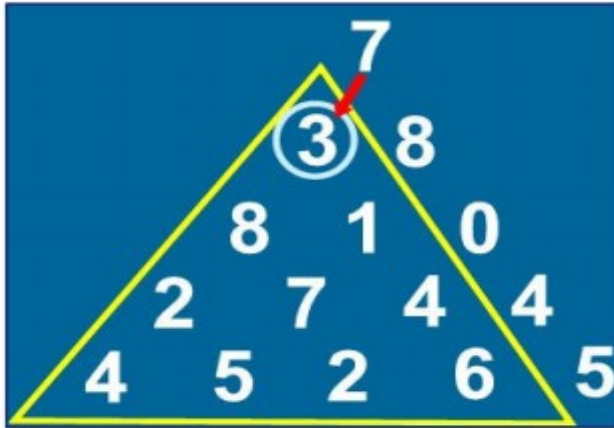
Pirâmide de números



❖ Mas o que nos interessa saber sobre estas subpirâmides?

Apenas interessa o valor de sua melhor rota interna (que é uma instância menor do mesmo problema)!

Pirâmide de números



- ❖ Mas o que nos interessa saber sobre estas subpirâmides?

Apenas interessa o valor de sua melhor rota interna (que é uma instância menor do mesmo

- ❖ Para o exemplo, a solução é 7 mais o máximo entre o valor da melhor rota de cada uma das subpirâmides

Pirâmide de números

❖ Então este problema pode ser resolvido recursivamente.

- Seja $P[i][j]$ o j-ésimo número da i-ésima linha
- Seja $\text{Max}(i,j)$ o melhor que conseguimos a partir da posição i,j

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

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

Pirâmide de números

- Então:

Max(i,j):

Se $i = n$ então

$\text{Max}(i,j) = P[i][j]$

Senão

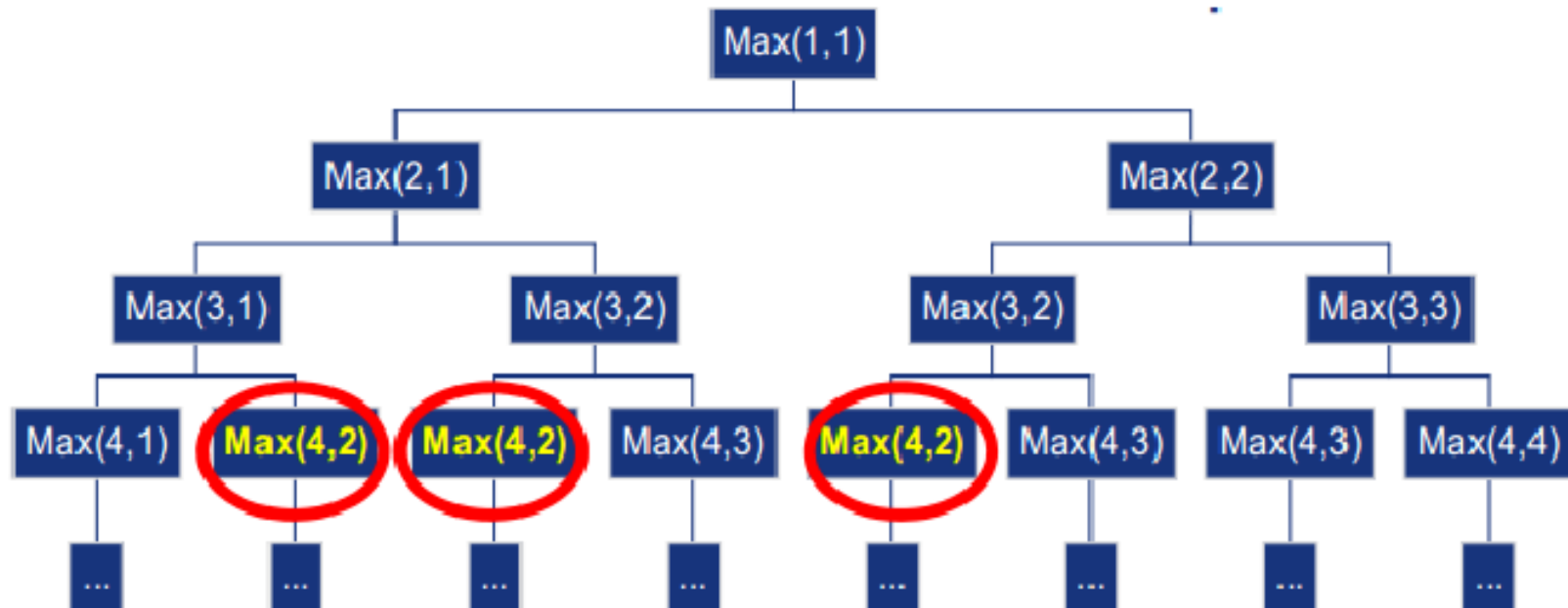
$\text{Max}(i,j) = P[i][j] + \text{máximo}(\text{Max}(i+1,j), \text{Max}(i+1,j+1))$

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

Para resolver o problema
basta chamar $\text{Max}(1,1)$

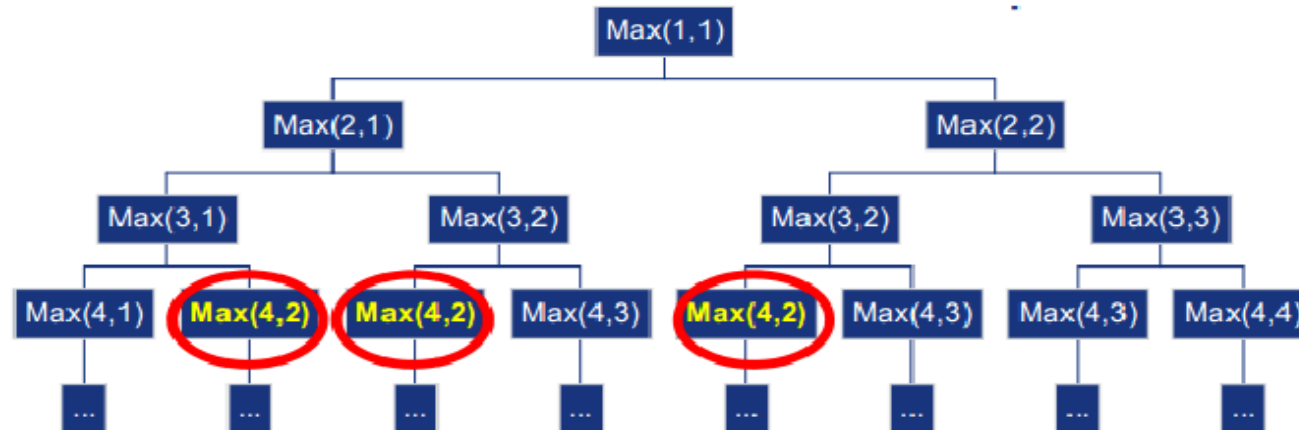
Pirâmide de números

❖ Continuamos com crescimento exponencial!

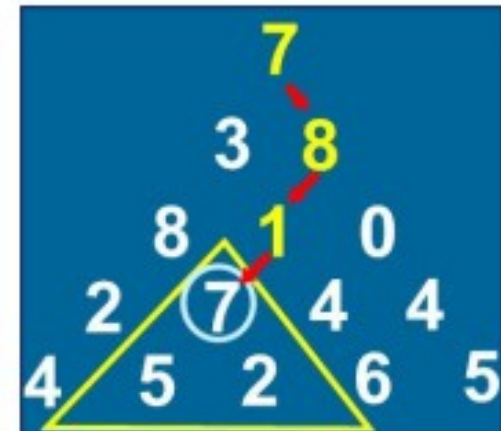
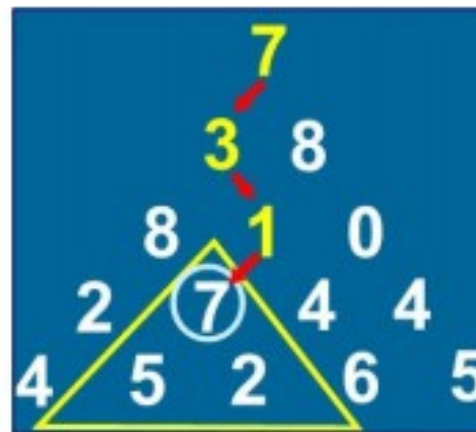
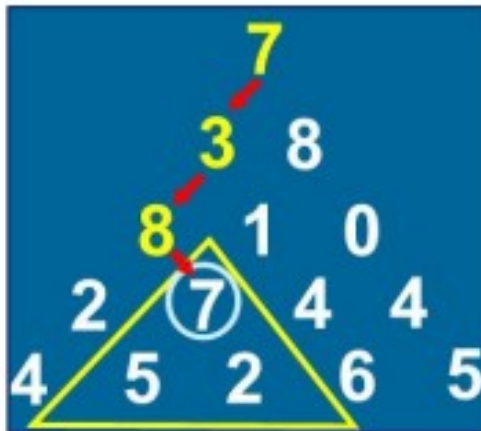


Pirâmide de números

❖ Continuamos com crescimento exponencial!



❖ Estamos avaliando o mesmo subproblema várias vezes!

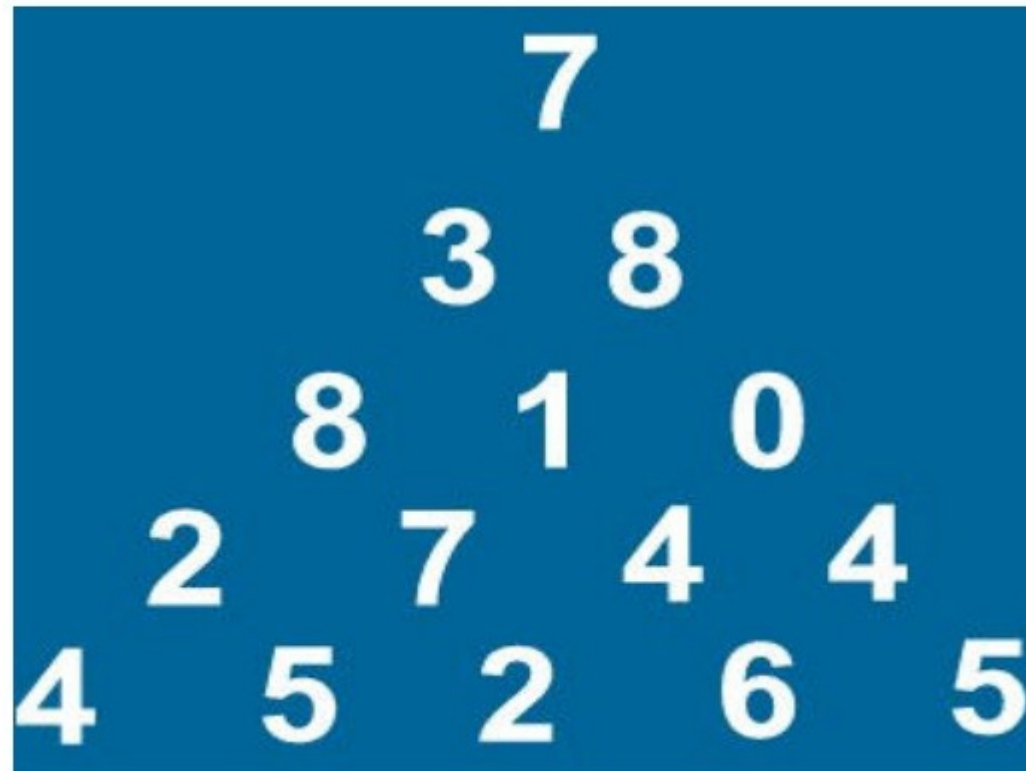


Pirâmide de números

- ❖ Temos de **reaproveitar** o que já calculamos
 - Só calcular uma vez o mesmo subproblema!
- ❖ Ideia: criar uma **tabela** com o valor obtido para cada subproblema!
 - Matriz $M[i][j]$
- ❖ Será que existe uma **ordem para preencher a tabela** de modo a que quando precisamos de um valor já o temos?

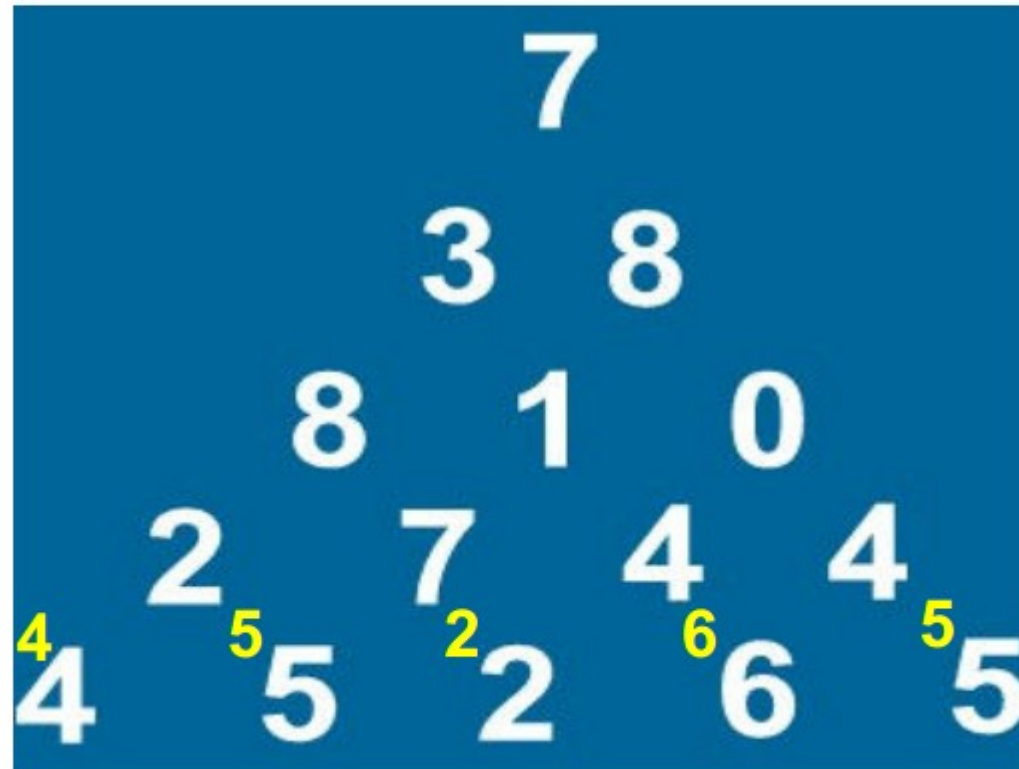
Pirâmide de números

❖ Começar a partir do fim!



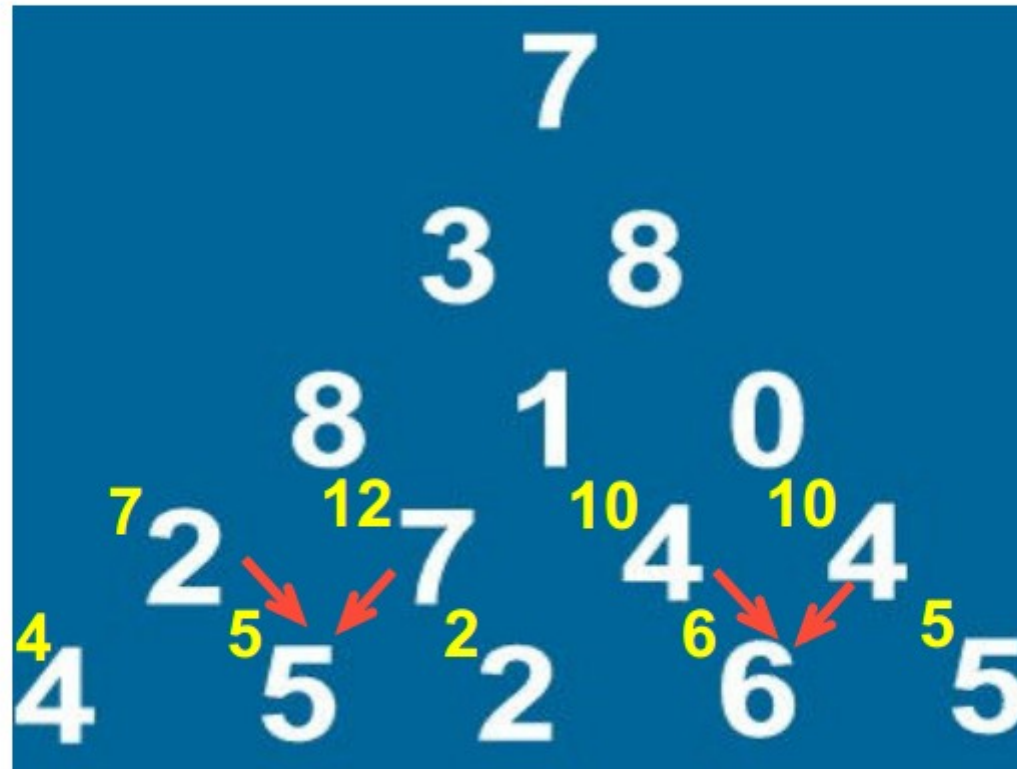
Pirâmide de números

❖ Começar a partir do fim!



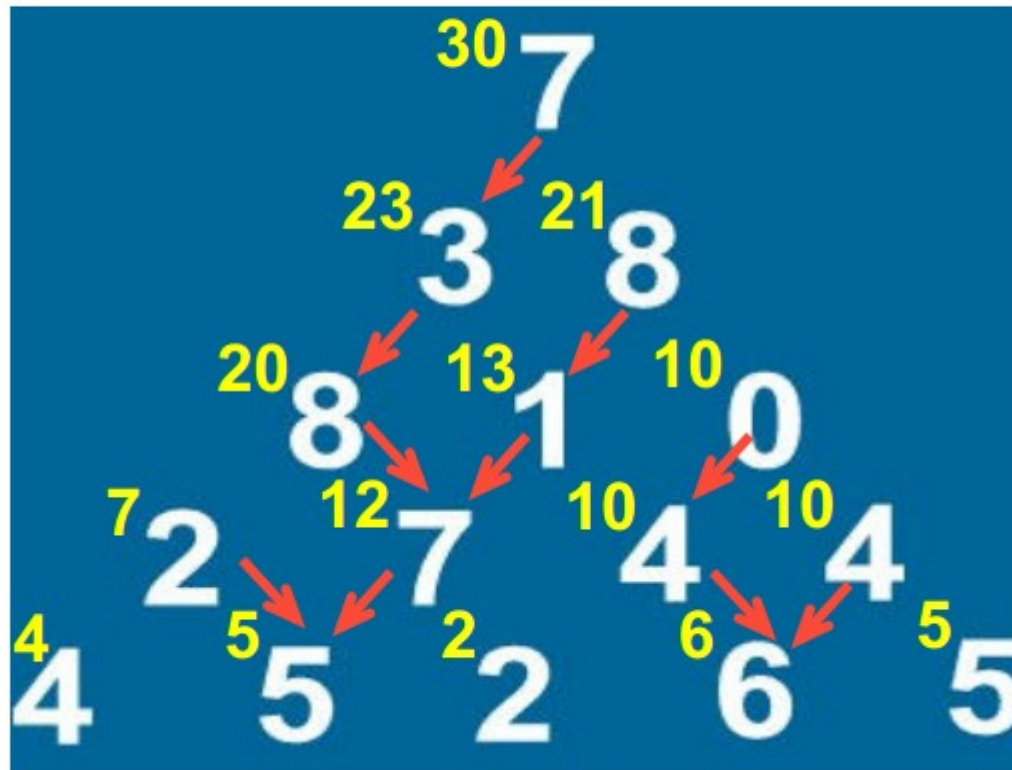
Pirâmide de números

❖ Começar a partir do fim!



Pirâmide de números

❖ Começar a partir do fim!



Pirâmide de números

- ❖ Tendo em conta a maneira como preenchemos a tabela, até podemos aproveitar **P[][]**!

Calcular ():

Para i: n-1 até 1 fazer

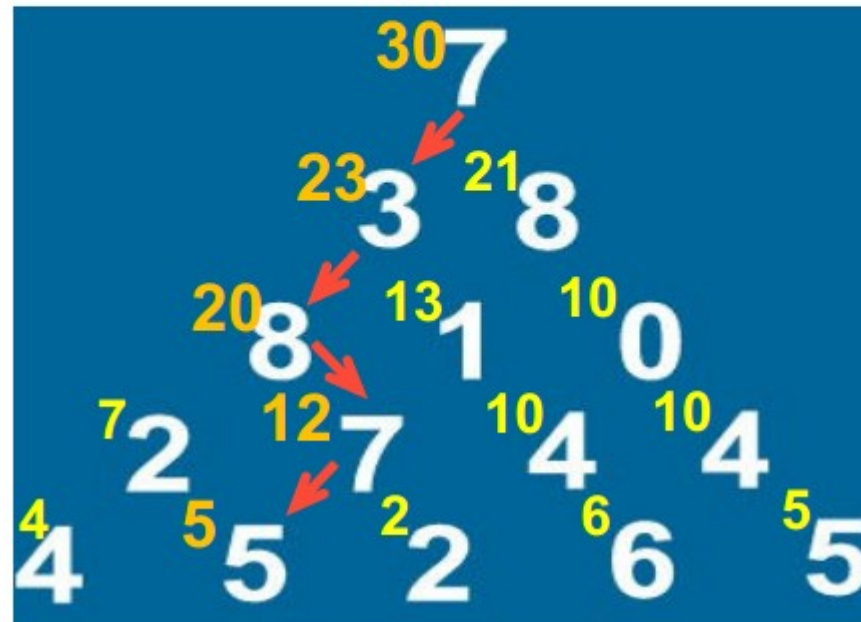
Para j: 1 até i fazer

$P[i][j] = P[i][j] + \text{máximo}(P[i+1][j], P[i+1][j+1])$

- ❖ Com isto solução fica em **P[1][1]**!
- ❖ Agora, o tempo necessário para resolver o problema já só cresce **polinomialmente** (**$O(n^2)$**) e já temos uma solução admissível para o problema (**$99^2=9801$**)

Pirâmide de números

- ❖ Se fosse necessário saber constituição da melhor solução?
 - Basta usar a tabela já calculada!



Pirâmide de números

- ❖ Para resolver o problema da pirâmide de números usamos...

Programação Dinâmica (PD)

- ❖ Quais são então as características que um problema deve apresentar para poder ser resolvido com PD?
 - Subestrutura ótima
 - Subproblemas coincidentes

Programação Dinâmica - características

❖ **Subestrutura ótima** (“optimal substructure”):

- Quando a solução ótima de um problema contém nela própria soluções ótimas para subproblemas do mesmo tipo.

Exemplo: No problema das pirâmides de números, a solução ótima contém nela própria os melhores percursos de subpirâmides, ou seja, soluções ótimas de subproblemas.

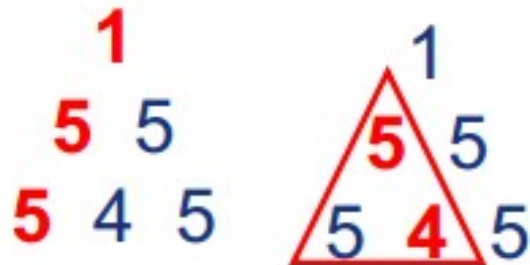
- Quando um problema apresenta esta característica diz-se que ele respeita o princípio de optimalidade (“optimality principle”).

Programação Dinâmica - características

❖ **Subestrutura ótima** (“optimal substructure”):

- É preciso ter cuidado porque isto nem sempre acontece!

Exemplo: se, no problema das pirâmides, o objetivo fosse encontrar a rota que maximizasse o resto da divisão inteira entre 10 e o valor dessa rota.



A solução ótima ($1 \rightarrow 5 \rightarrow 5$) não contém a solução ótima para a subpirâmide assinalada a amarelo ($5 \rightarrow 4$)

Programação Dinâmica - características

❖ Subproblemas coincidentes:

- Quando um espaço de subproblemas é pequeno, isto é, não são muitos os subproblemas a resolver pois muitos deles são exatamente iguais uns aos outros.

Exemplo: no problema das pirâmides, para um determinada instância do problema, existem apenas $n+(n-1)+\dots+1 < n^2$ subproblemas (crescem polinomialmente) pois, como já vimos, muitos subproblemas que aparecem são coincidentes.

- Também esta característica nem sempre acontece, quer porque mesmo com subproblemas coincidentes são muitos subproblemas a resolver, quer porque não existem subproblemas coincidentes.

Exemplo: no quicksort, cada chamada recursiva é feita a um subproblema novo, diferente de todos os outros.

Programação Dinâmica - metodologia

- ❖ Se um problema apresenta estas **duas características**, temos uma boa **pista** de que se pode aplicar a PD. No entanto, nem sempre isso acontece.
- ❖ Que **passos** devemos então tomar se quisermos resolver um problema usando PD?

Programação Dinâmica - metodologia

- ❖ Que **passos** devemos então tomar se quisermos resolver um problema usando PD?
 - 1) Caracterizar a solução óptima do problema
 - 2) Definir recursivamente a solução óptima, em função de soluções óptimas de subproblemas
 - 3) Calcular as soluções de todos os subproblemas:
“de trás para a frente” ou com “memoization”
 - 4) Reconstruir a solução óptima, baseada nos cálculos efetuados (opcional)

Programação Dinâmica - metodologia

- ❖ Se um problema apresenta estas **duas características**, temos uma boa **pista** de que se pode aplicar a PD.
No entanto, nem sempre isso acontece.
- ❖ Que **passos** devemos então tomar se quisermos resolver um problema usando PD?

Programação Dinâmica - metodologia

- ❖ Que **passos** devemos então tomar se quisermos resolver um problema usando PD?
 - 1) Caracterizar a solução óptima do problema
 - 2) Definir recursivamente a solução óptima, em função de soluções óptimas de subproblemas
 - 3) Calcular as soluções de todos os subproblemas:
“de trás para a frente” ou com “memoization”
 - 4) Reconstruir a solução óptima, baseada nos cálculos efetuados (opcional)

Programação Dinâmica - metodologia

1) Caracterizar a solução óptima de um problema

- Compreender bem o problema
- Verificar se um algoritmo que verifique todas as soluções à força bruta não é suficiente
- Tentar generalizar o problema (é preciso prática para perceber como generalizar da maneira correcta)
- Procurar dividir o problema em subproblemas do mesmo tipo
- Verificar se o problema obedece ao princípio de optimalidade
- Verificar se existem subproblemas coincidentes

Programação Dinâmica - metodologia

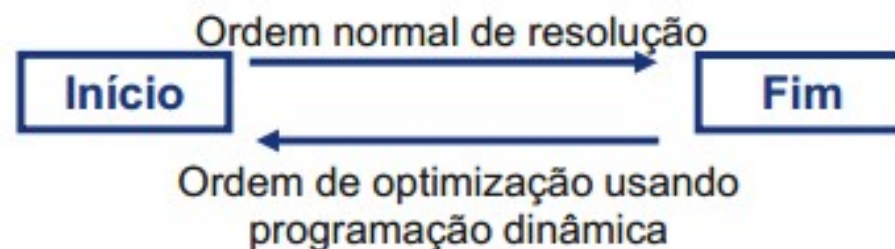
2) Definir recursivamente a solução óptima, em função de soluções óptimas de subproblemas.

- Definir recursivamente o valor da solução óptima, com rigor e exactidão, a partir de subproblemas mais pequenos do mesmo tipo
- Imaginar sempre que os valores das soluções óptimas já estão disponíveis quando precisamos deles
- Não é necessário codificar. Basta definir matematicamente a recursão.

Programação Dinâmica - metodologia

3) Calcular as soluções de todos os subproblemas: “de trás para a frente”

- Descobrir a ordem em que os subproblemas são precisos, a partir dos subproblemas mais pequenos até chegar ao problema global (“**bottom-up**”) e codificar, usando uma tabela.
- Normalmente, esta ordem é inversa à ordem normal da função recursiva que resolve o problema



Programação Dinâmica - metodologia

3) Calcular as soluções de todos os subproblemas: “memoization”

- Existe uma técnica, chamada “memoization”, que permite resolver o problema pela ordem normal (“**top-down**”)
- Usar a função recursiva obtida directamente a partir definição da solução e ir mantendo uma tabela com os resultados dos subproblemas.
- Quando queremos aceder a um valor pela primeira vez temos de calculá-lo e a partir daí basta ver qual é.

Programação Dinâmica - metodologia

4) Reconstruir a solução óptima, baseada nos cálculos efetuados

- Pode ou não ser requisito do problema
- Duas alternativas:
 - **Diretamente** a partir da tabela dos sub-problemas
 - **Nova tabela** que guarda as decisões em cada etapa
- Não necessitando de saber qual a melhor solução, podemos por vezes poupar espaço

Programação de linha de montagem

Linha de montagem automotiva

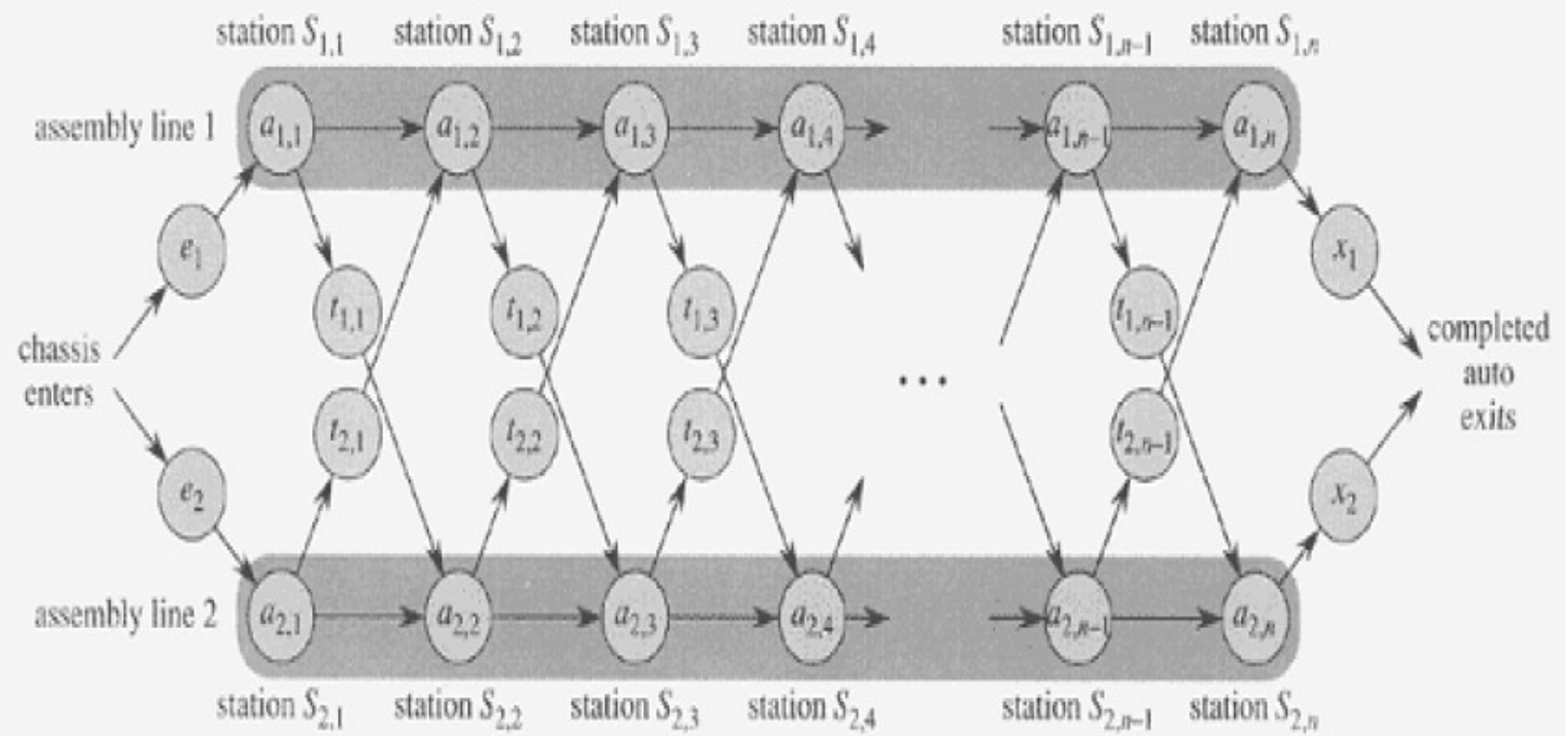
- Temos uma fábrica com duas linhas de montagens.
- Um chassi de automóvel entra em cada linha de montagem, tem as peças adicionadas a ele em uma série de estações, e um automóvel pronto sai no final da linha.
- Cada linha de montagem possui n estações, numeradas com $j = 1, 2, \dots, n$. Cada linha de montagem é numerada com $i = 1$ ou 2 .

Linha de montagem automotiva

- Temos $S_{i,j}$ como sendo a j -ésima estação na linha i .
- A j -ésima estação da linha 1 ($S_{1,j}$) executa a mesma função que a j -ésima estação na linha 2 ($S_{2,j}$).
- Porém, as estações foram construídas em épocas diferentes e com tecnologias diferentes, de forma que o tempo exigido em cada estação varia, até mesmo as estações na mesma posição nas duas linhas.

Linha de montagem

- Denotamos o tempo de montagem exigido na estação $S_{i,j}$ por $a_{i,j}$.
- Além disso, temos um tempo de entrada e_i , um tempo de saída x_i e um tempo para transferir um chassi de uma linha de montagem para outra depois da passagem pela estação $S_{i,j}$, que é $t_{i,j}$.
- É importante ressaltar que uma transferência pode ocorrer até quando a estação for $n-1$, pois após a n -ésima estação, a montagem se completa.



Linha de montagem

- Podemos definir o problema que será resolvido pela programação dinâmica, que é determinar que estações escolher na linha 1 e quais escolher na linha 2 para minimizar o tempo total de passagem de um único automóvel pela fábrica.
- **Dicas:**
- custo é apenas o tempo.
- observar as entradas: "e's", "a's", "t's" e os "x's", pois é o que o programa receberá.

1 - A estrutura de uma solução ótima

- 1ª etapa do paradigma da PD
- Na programação da linha de montagem, uma solução ótima para um problema: encontrar o caminho mais rápido passando pela estação $S_{i,j}$

1 - A estrutura de uma solução ótima

- A solução contém em seu interior uma solução ótima para subproblemas :
- encontrar a passagem mais rápida por $S_{1,j-1}$ ou $S_{2,j-1}$.
- Essa é a propriedade da subestrutura ótima.

2 - Uma solução recursiva

- De acordo com o problema, temos que o caminho mais rápido até completar a estação $S_{1,j}$ é o caminho mais rápido até completar a estação $S_{1,j-1}$, e depois passar diretamente pela a estação $S_{1,j}$, ou o caminho mais rápido até completar a estação $S_{2,j-1}$, uma transferência da linha 2 para a linha 1, e depois passar pela estação $S_{1,j}$ (toma-se o que for menor dos dois).
- Um raciocínio análogo vale para completar $S_{2,j}$.

2 - Uma solução recursiva

Recorrências :

- $f_{1j} = e_1 + a_{1,1}$ se $j = 1$.
- $f_{1j} = \min(f_{1(j-1)} + a_{1,j}, f_{2[j-1]} + t_{2,j-1} + a_{1,j})$ se $j \geq 2$.
- $f_{2j} = e_2 + a_{2,1}$ se $j = 1$.
- $f_{2j} = \min(f_{2(j-1)} + a_{2,j}, f_{1[j-1]} + t_{1,j-1} + a_{2,j})$ se $j \geq 2$.

2 - Uma solução recursiva

- Quantas chamadas recursivas um algoritmo precisa realizar para resolver esse problema da linha de montagem?
- No máximo duas, mas há um caso em que nenhuma chamada recursiva é feita: o caso da primeira estação.

2 - Uma solução recursiva

Algoritmo

TEMPO (n)

Se $(f_{1(n)} + x_1) < (f_{2(n)} + x_2)$

Então tempominimo = $f_{1(n)} + x_1$

saidaporlinha = 1

Senão tempominimo = $f_{2(n)} + x_2$

saidaporlinha = 2

2 - Uma solução recursiva

$f_{i(n)}$

Se $(n = 1)$

então devolver $a_{i(1)} + e_i$

Se $f_{i(n-1)} + a_{i(n)} < f_{\hat{i}(n-1)} + t_{\hat{i}(n-1)} + a_{i(n)}$

então devolver $f_{i(n-1)} + a_{i(n)}$

devolver $f_{\hat{i}(n-1)} + t_{\hat{i}(n-1)} + a_{i(n)}$

\hat{i} vale 1 se i for igual a 2 ou 2 se i for igual a 1

solução gera muitas chamadas recursivas,
inviabilizando seu uso.

3 - Cálculo do valor de uma solução ótima

um algoritmo utilizando a técnica de programação dinâmica, consegue calcular o caminho mais rápido pela fábrica e o tempo que ele demora, no tempo $\Theta(n)$.

Atenção para o uso de 4 vetores no lugar da recursão: f_1 , f_2 , l_1 e l_2 .

FASTEST-WAY(a, t, e, x, n)

```
1  f1[1] ← e1 + a1,1
2  f2[1] ← e2 + a2,2
3  for j ← 2 to n
4      do if f1[j-1] + a1,j ≤ f2[j-1] + t2,j-1 + a1,j
5          then f1[j] ← f1[j-1] + a1,j
6              l1[j] ← 1
7          else f1[j] ← f2[j-1] + t2,j-1 + a1,j
8              l2[j] ← 2
9      if f2[j-1] + a2,j ≤ f1[j-1] + t1,j-1 + a2,j
10         then f2[j] ← f2[j-1] + a2,j
11             l2[j] ← 2
12         else f2[j] ← f1[j-1] + t1,j-1 + a2,j
13             l2[j] ← 1
14  if f1[n] + x1 ≤ f2[n] + x2
15     then f* = f1[n] + x1
16         l* = 1
17     else f* = f2[n] + x2
18         l* = 2
```

4. Construção de uma solução ótima

procedimento PRINT-STATIONS, imprime as estações usadas, em ordem decrescente de número de estações.

E imprime a ordem inversa, da última estação para a primeira.

4. Construção de uma solução ótima

PRINT-STATIONS(l, n)

1 $i \leftarrow l^*$

2 imprimir "linha" i ",estação" n

3 **for** $j \leftarrow n$ **downto** 2

4 **do** $i \leftarrow l_i[j]$

5 imprimir "linha" i ",estação" $j-1$

! ...