

Projeto e Análise de Algoritmos

Paradigmas de Projeto de Algoritmos

Antonio Alfredo Ferreira Loureiro

`loureiro@dcc.ufmg.br`

`http://www.dcc.ufmg.br/~loureiro`

Paradigmas de projeto de algoritmos

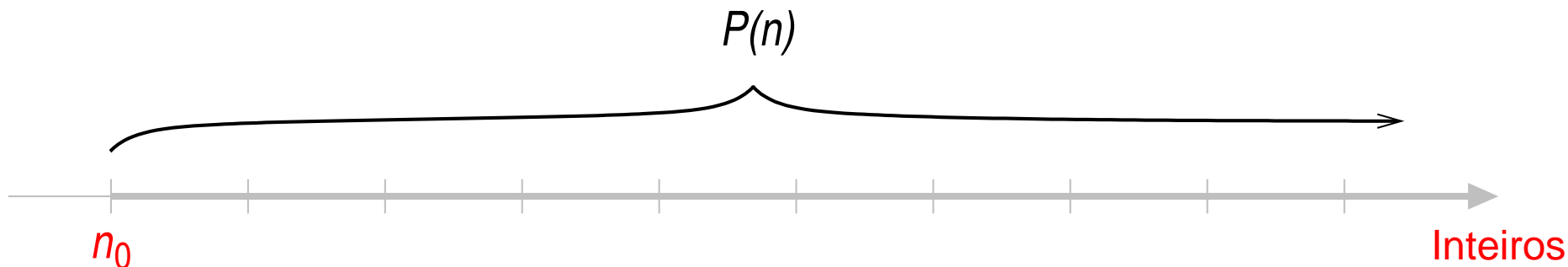
- Indução
- Recursividade
- Tentativa e erro
- Divisão e conquista
- Balanceamento
- Programação dinâmica
- Algoritmos gulosos
- Algoritmos aproximados

Princípio da indução matemática (fraca)

Seja $P(n)$ um predicado definido para os inteiros n , e seja n_0 um inteiro fixo. Suponha que as duas afirmações abaixo sejam verdadeiras:

1. $P(n_0)$ é V.
2. Para todos inteiros $k \geq n_0$,
se $P(k)$ é V então $P(k + 1)$ é V.

→ Logo, a afirmação
para todos inteiros $n \geq n_0$, $P(n)$
é V.



Princípio da indução matemática

- Técnica aparece pela primeira vez no trabalho do italiano Francesco Maurolico em 1575.
 - No século XVII, Pierre de Fermat e Blaise Pascal usam essa técnica em seus trabalhos. Fermat dá o nome de “método do descendente infinito.”
 - Em 1883, Augustus De Morgan descreve o processo cuidadosamente e dá o nome de indução matemática.
- Técnica extremamente importante para a Ciência da Computação.



Para visualizar a idéia da indução matemática, imagine uma coleção de dominós colocados numa seqüência (formação) de tal forma que a queda do primeiro dominó força a queda do segundo, que força a queda do terceiro, e assim sucessivamente, até todos os dominós caírem.

Princípio da indução matemática (fraca)

- A prova de uma afirmação por indução matemática é feita em dois passos:
 1. Passo base: é provado que $P(n_0)$ é V para um dado n_0 específico.
 2. Passo indutivo: é provado que para todos inteiros $k \geq n_0$, se $P(k)$ é V então $P(k + 1)$ é V.

O passo indutivo pode ser escrito formalmente como:

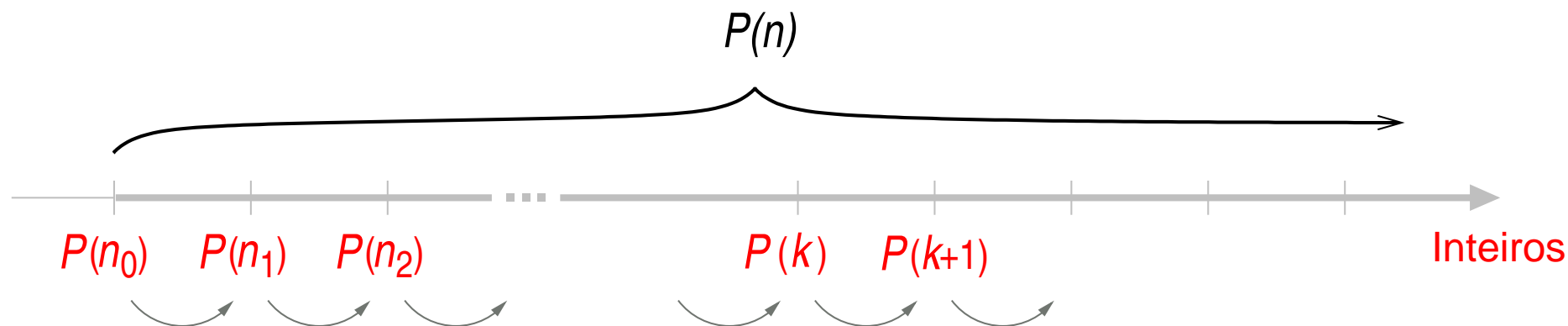
$$\forall \text{ inteiros } k \geq n_0, \text{ se } P(k) \text{ então } P(k + 1)$$

- Para provar o passo indutivo deve-se:
 - supor que $P(k)$ é V, onde k é um elemento específico mas escolhido arbitrariamente de tal forma que seja maior ou igual a n_0 .
 - provar que $P(k + 1)$ é V.

Princípio da indução matemática (fraca)

- Este princípio pode ser expresso pela seguinte regra de inferência:

$$[P(n_0) \wedge \forall k(P(k) \rightarrow P(k+1))] \rightarrow \forall n P(n).$$



- Numa prova por indução matemática **não é** assumido que $P(k)$ é verdadeiro para todos os inteiros! É mostrado que se **for assumido** que $P(k)$ é verdadeiro, então $P(k+1)$ também é verdadeiro.

Os próximos 10 exemplos ilustram o uso do Princípio da Indução Matemática e estão apresentados aqui para estudo e referência.

Princípio da indução matemática

Exemplo 1

Prove que para todos inteiros $n \geq 1$,

$$1 + 2 + \dots + n = \frac{n(n+1)}{2}$$

Prova (por indução matemática):

1. Passo base: $P(n_0) = P(1)$: Para $n_0 = 1$, $1 = \frac{1(1+1)}{2} = 1$ e a fórmula é verdadeira para $n_0 = 1$.
2. Passo indutivo: se a fórmula é verdadeira para $n = k$ então deve ser verdadeira para $n = k + 1$, i.e., $P(k) \rightarrow P(k + 1)$.
 - Suponha que a fórmula seja verdadeira para $n = k$, i.e.,

$$P(k) : 1 + 2 + \dots + k = \frac{k(k+1)}{2}$$

para algum inteiro $k \geq 1$. [hipótese indutiva]

Princípio da indução matemática

Exemplo 1

Deve-se mostrar que

$$P(k + 1) : 1 + 2 + \dots + (k + 1) = \frac{(k + 1)(k + 2)}{2}$$

Sabe-se que

$$\begin{aligned} 1 + 2 + \dots + k + (k + 1) &= \frac{k(k + 1)}{2} + (k + 1) \\ &= \frac{k(k + 1)}{2} + \frac{2(k + 1)}{2} \\ &= \frac{k^2 + 3k + 2}{2} \\ &= \frac{(k + 1)(k + 2)}{2} \end{aligned}$$

[Isto era o que devia ser provado.]

Princípio da indução matemática

Exemplo 2

Prove que para todos inteiros $n \geq 0$,

$$0 + 1 + 2 + \dots + n = \frac{n(n+2)}{2} \quad \text{ERRADO!}$$

Prova (por indução matemática):

1. Passo base: $P(n_0) = P(0)$: Para $n_0 = 0$, $0 = \frac{0(0+2)}{2} = 0$ e a fórmula é verdadeira para $n_0 = 0$.
2. Passo indutivo: se a fórmula é verdadeira para $n = k$ então deve ser verdadeira para $n = k + 1$, i.e., $P(k) \rightarrow P(k + 1)$.
 - Suponha que a fórmula seja verdadeira para $n = k$, i.e.,

$$P(k) : 0 + 1 + 2 + \dots + k = \frac{k(k+2)}{2} = \frac{k^2 + 2k}{2}$$

para algum inteiro $k \geq 0$. [hipótese indutiva]

Princípio da indução matemática

Exemplo 2

Deve-se mostrar que

$$P(k+1) : 0 + 1 + 2 + \dots + (k+1) = \frac{(k+1)(k+3)}{2} = \frac{k^2 + 4k + 3}{2}$$

Sabe-se que

$$\begin{aligned} 0 + 1 + 2 + \dots + k + (k+1) &= \frac{k^2 + 2k}{2} + (k+1) \\ &= \frac{k^2 + 2k + 2(k+1)}{2} \\ &= \frac{k^2 + 4k + 2}{2} \end{aligned}$$

[Assim, não foi possível derivar a conclusão a partir da hipótese. Isto significa que o predicado original é falso.]

Princípio da indução matemática

Exemplo 3

Prove que

$$P(n) : \sum_{i=0}^n r^i = \frac{r^{n+1} - 1}{r - 1}$$

para todos inteiros $n \geq 0$ e para todos números reais $r, r \neq 1$.

Prova (por indução matemática):

1. Passo base: $P(n_0) = P(0)$: Para $n_0 = 0$, $r^0 = 1 = \frac{r^{0+1}-1}{r-1} = \frac{r-1}{r-1} = 1$ e a fórmula é verdadeira para $n_0 = 0$.
2. Passo indutivo: se a fórmula é verdadeira para $n = k$ então deve ser verdadeira para $n = k + 1$, i.e., $P(k) \rightarrow P(k + 1)$.

Princípio da indução matemática

Exemplo 3

- $P(k) : \sum_{i=0}^k r^i = \frac{r^{k+1}-1}{r-1}$, para $k \geq 0$. [hipótese indutiva]
- Deve-se mostrar que $P(k+1) : \sum_{i=0}^{k+1} r^i = \frac{r^{k+2}-1}{r-1}$

$$\begin{aligned}\sum_{i=0}^{k+1} r^i &= \sum_{i=0}^k r^i + r^{k+1} \\ &= \frac{r^{k+1}-1}{r-1} + r^{k+1} \\ &= \frac{r^{k+1}-1}{r-1} + \frac{r^{k+1}(r-1)}{r-1} \\ &= \frac{r^{k+1}-1 + r^{k+2}-r^{k+1}}{r-1} \\ &= \frac{r^{k+2}-1}{r-1}\end{aligned}$$

Princípio da indução matemática

Exemplo 4

Prove que

$$P(n) : 2^{2n} - 1 \text{ é divisível por } 3,$$

para $n \geq 1$.

Prova (por indução matemática):

1. Passo base: $P(n_0) = P(1)$: Para $n_0 = 1$, $2^{2 \cdot 1} - 1 = 3$ que é divisível por 3.
2. Passo indutivo: se a fórmula é verdadeira para $n = k$ então deve ser verdadeira para $n = k + 1$, i.e., $P(k) \rightarrow P(k + 1)$.

Princípio da indução matemática

Exemplo 4

- $P(k) : 2^{2k} - 1$ é divisível por 3. [hipótese indutiva]
- Deve-se mostrar que $P(k + 1) : 2^{2(k+1)} - 1$ é divisível por 3.

$$\begin{aligned} 2^{2(k+1)} - 1 &= 2^{2k+2} - 1 \\ &= 2^{2k} \cdot 2^2 - 1 \\ &= 2^{2k} \cdot 4 - 1 \\ &= 2^{2k} \cdot (3 + 1) - 1 \\ &= 2^{2k} \cdot 3 + (2^{2k} - 1) \end{aligned}$$

que é divisível por 3.

Princípio da indução matemática

Exemplo 5

Prove que

$$P(n) : 2^0 + 2^1 + 2^2 + \dots + 2^n = 2^{n+1} - 1,$$

para $n \geq 0$.

Prova (por indução matemática):

1. Passo base: $P(n_0) = P(0)$: Para $n_0 = 2^0 = 1$, $2^1 - 1 = 1$.
2. Passo indutivo: se a fórmula é verdadeira para $n = k$ então deve ser verdadeira para $n = k + 1$, i.e., $P(k) \rightarrow P(k + 1)$.

Princípio da indução matemática

Exemplo 5

- $P(k) : 2^0 + 2^1 + 2^2 + \dots + 2^k = 2^{k+1} - 1$, para $k \geq 0$. [hipótese indutiva]
- Deve-se mostrar que $P(k + 1) : 2^0 + 2^1 + 2^2 + \dots + 2^{k+1} = 2^{k+2} - 1$

$$\begin{aligned} 2^0 + 2^1 + 2^2 + \dots + 2^k + 2^{k+1} &= (2^{k+1} - 1) + 2^{k+1} \\ &= 2 \cdot 2^{k+1} - 1 \\ &= 2^{k+2} - 1 \end{aligned}$$

Princípio da indução matemática

Exemplo 6

Prove que

$$P(n) : H_{2^n} \geq 1 + \frac{n}{2},$$

para $n \geq 0$, onde H_j representa o número harmônico, que é definido por:

$$H_j = 1 + \frac{1}{2} + \frac{1}{3} + \dots + \frac{1}{j}.$$

Prova (por indução matemática):

1. Passo base: $P(n_0) = P(0)$:

Para $n_0 = 0$, temos $H_{2^0} = H_1 = 1 \geq 1 + \frac{0}{2}$.

2. Passo indutivo: se a fórmula é verdadeira para $n = k$ então deve ser verdadeira para $n = k + 1$, i.e., $P(k) \rightarrow P(k + 1)$.

Princípio da indução matemática

Exemplo 6

- $P(k) : H_{2^k} \geq 1 + \frac{k}{2}$, para $k \geq 0$. [hipótese indutiva]
- Deve-se mostrar que $P(k + 1) : H_{2^{k+1}} \geq 1 + \frac{k+1}{2}$

$$H_{2^{k+1}} = 1 + \frac{1}{2} + \frac{1}{3} + \dots + \frac{1}{2^k} + \frac{1}{2^k + 1} + \frac{1}{2^k + 2} + \dots + \frac{1}{2^{k+1}}$$

[Definição de número harmônico.]

$$= H_{2^k} + \frac{1}{2^k + 1} + \frac{1}{2^k + 2} + \dots + \frac{1}{2^{k+1}}$$

[Definição de número harmônico.]

$$\geq \left(1 + \frac{k}{2}\right) + 2^k \cdot \frac{1}{2^{k+1}}$$

[Hipótese indutiva e existem 2^k termos, cada um pelo menos $1/2^{k+1}$.]

$$\geq \left(1 + \frac{k}{2}\right) + \frac{1}{2}$$

$$\geq 1 + \frac{k+1}{2}.$$

Princípio da indução matemática

Exemplo 7

Seja a seqüência a_1, a_2, a_3, \dots definida como

$$\begin{aligned}a_1 &= 2 \\ a_k &= 5a_{k-1}, k \geq 2\end{aligned}$$

Prove que

$$a_n = 2 \cdot 5^{n-1}$$

para $n \geq 1$.

Prova (por indução matemática):

1. Passo base: $P(n_0) = P(1)$: Para $n_0 = 1$, $2 \cdot 5^{1-1} = 2$ e $a_1 = 2$. Logo, a fórmula é válida para $n = 1$.
2. Passo indutivo: se a fórmula é verdadeira para $n = k$ então deve ser verdadeira para $n = k + 1$, i.e., $P(k) \rightarrow P(k + 1)$.

Princípio da indução matemática

Exemplo 7

- $P(k) : a_k = 2 \cdot 5^{k-1}$. [hipótese indutiva]
- Deve-se mostrar que $P(k + 1) : a_{k+1} = 2 \cdot 5^{(k+1)-1} = 2 \cdot 5^k$.

$$\begin{aligned} a_{k+1} &= 5 \cdot a_{(k+1)-1} \\ &= 5 \cdot a_k \\ &= 5 \cdot (2 \cdot 5^{k-1}) \\ &= 2 \cdot (5 \cdot 5^{k-1}) \\ &= 2 \cdot 5^k \end{aligned}$$

Princípio da indução matemática

Exemplo 8

Prove que para todos os inteiros $n \geq 3$

$$P(n): 2n + 1 < 2^n$$

Prova (por indução matemática):

1. Passo base: $P(n_0) = P(3)$. Para $n_0 = 3$,

$$2 \cdot 3 + 1 < 2^3.$$

Logo, a fórmula é válida para $n_0 = 3$.

2. Passo indutivo: se a fórmula é verdadeira para $n = k$ então deve ser verdadeira para $n = k + 1$, i.e., $P(k) \rightarrow P(k + 1)$.

Princípio da indução matemática

Exemplo 8

- $P(k)$: $2k + 1 < 2^k$, para $k \geq 3$. [hipótese indutiva]
- Deve-se mostrar que $P(k + 1)$: $2(k + 1) + 1 < 2^{k+1}$.

$$\begin{aligned}2k + 2 + 1 &= \\(2k + 1) + 2 &= \\(2k + 1) + 2 &< 2^k + 2 \\2(k + 1) + 1 &< 2^k + 2 \stackrel{?}{<} 2^{k+1}\end{aligned}$$

Se puder ser mostrado que $2^k + 2 < 2^{k+1}$ então o predicado $P(k + 1)$ é verdadeiro.

$$\begin{aligned}2^k + 2 &\stackrel{?}{<} 2^{k+1} \\2 &\stackrel{?}{<} 2^{k+1} - 2^k \\2 &\stackrel{?}{<} 2^k(2 - 1) \\2 &\stackrel{?}{<} 2^k \\1 &< 2^{k-1}, \text{ que é verdade para } k \geq 2.\end{aligned}$$

Em particular, a inequação $(1 < 2^{k-1})$ é válida para $k \geq 3$. Assim, $P(k + 1)$ é V.

Princípio da indução matemática

Exemplo 9

Prove que para todos os inteiros $n \geq 1$

$$P(n): n^3 - n \text{ é divisível por 3.}$$

Prova (por indução matemática):

1. Passo base: $P(n_0) = P(1)$. Para $n_0 = 1$,

$$1^3 - 1 = 0 \text{ é divisível por 3.}$$

Logo, a fórmula é válida para $n_0 = 1$.

2. Passo indutivo: se a fórmula é verdadeira para $n = k$ então deve ser verdadeira para $n = k + 1$, i.e., $P(k) \rightarrow P(k + 1)$.

Princípio da indução matemática

Exemplo 9

- $P(k)$: $k^3 - k$ é divisível por 3, para $k \geq 1$. [hipótese indutiva]
- Deve-se mostrar que $P(k + 1)$: $(k + 1)^3 - (k + 1)$ é divisível por 3, para $k \geq 1$.

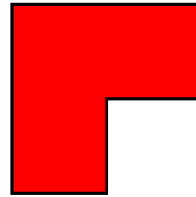
$$\begin{aligned}(k + 1)^3 - (k + 1) &= \\(k^3 + 3k^2 + 3k + 1) - (k + 1) &= \\(k^3 - k) + 3(k^2 + k) &\end{aligned}$$

O primeiro termo é divisível por 3 (hipótese indutiva) e o segundo também. Como a soma de dois números divisíveis por 3 é um número divisível por 3, então o predicado $P(k + 1)$ é V.

Princípio da indução matemática

Exemplo 10

Seja o inteiro $n \geq 1$. Mostre que qualquer região quadrada de tamanho $2^n \times 2^n$, com um quadrado removido, a região restante pode ser preenchida com peças no formato L, como mostrado abaixo.



Nota: A peça no formato L é constituída por três quadrados de tamanho 1×1 .

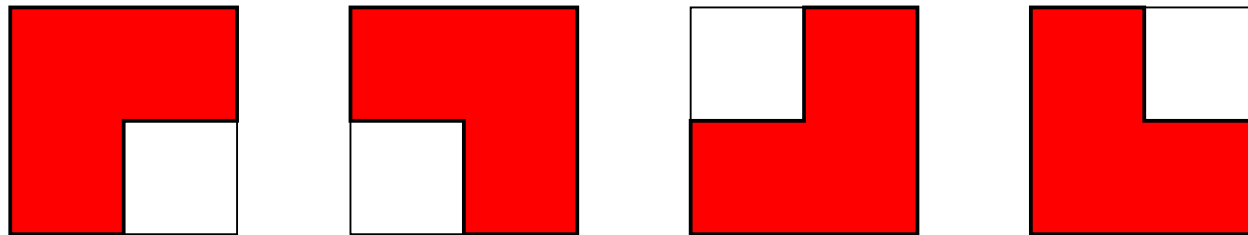
Prove que para todos os inteiros $n \geq 1$, $P(n)$: Qualquer região quadrada de tamanho $2^n \times 2^n$, com um quadrado removido, a região restante pode ser preenchida com peças no formato L.

Princípio da indução matemática

Exemplo 10

Prova (por indução matemática):

1. Passo base: $P(n_0) = P(1)$. $P(1)$ é V já que uma região quadrada de tamanho 2×2 , com um quadrado removido, a região restante pode se preenchida com peças no formato L, como mostrado abaixo.



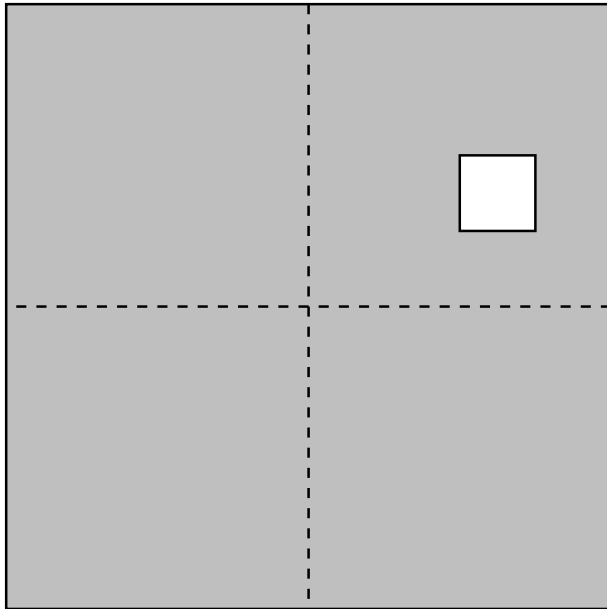
2. Passo indutivo: se a fórmula é verdadeira para $n = k$ então deve ser verdadeira para $n = k + 1$, i.e., $P(k) \rightarrow P(k + 1)$.

Princípio da indução matemática

Exemplo 10

- $P(k)$: Qualquer região quadrada de tamanho $2^k \times 2^k$, com um quadrado removido, a região restante pode ser preenchida com peças no formato L. [hipótese indutiva]
- Deve-se mostrar $P(k + 1)$: Qualquer região quadrada de tamanho $2^{k+1} \times 2^{k+1}$, com um quadrado removido, a região restante pode ser preenchida com peças no formato L.

Considere uma região quadrada de tamanho $2^{k+1} \times 2^{k+1}$, com um quadrado removido. Divida essa região em quatro regiões de tamanho $2^k \times 2^k$ como mostrado abaixo.



Temos três regiões $2^k \times 2^k$ com nenhum quadrado removido e uma região $2^k \times 2^k$ com um quadrado removido. Ou seja, a região $2^{k+1} \times 2^{k+1}$ possui apenas um quadrado removido.

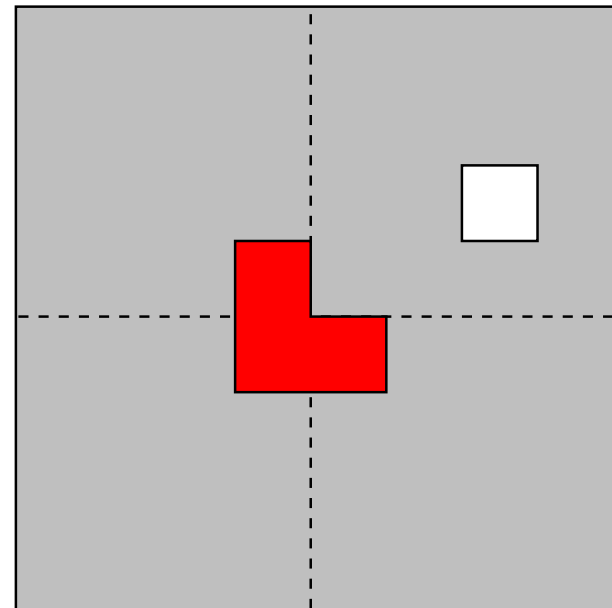
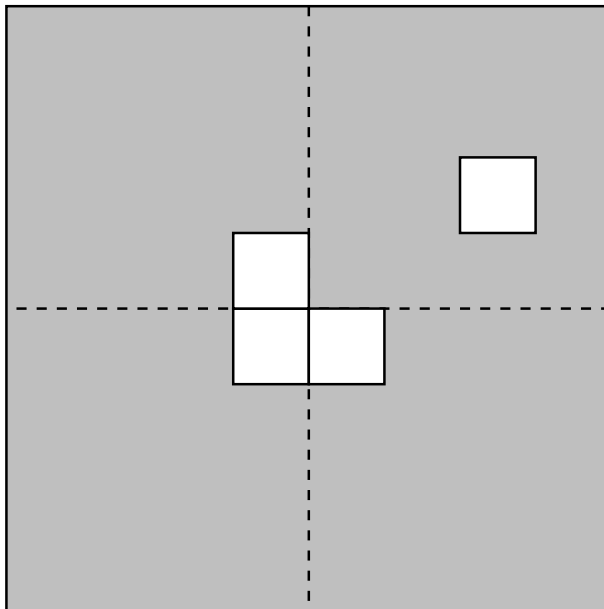
Pela hipótese indutiva, a região $2^k \times 2^k$, com um quadrado removido, pode ser preenchida com peças no formato L. O problema passa a ser como a mesma hipótese indutiva pode ser aplicada às outras três regiões.

Princípio da indução matemática

Exemplo 10

Temporariamente remova um quadrado de cada região $2^k \times 2^k$ que está “completa” como mostrado na figura abaixo à esquerda.

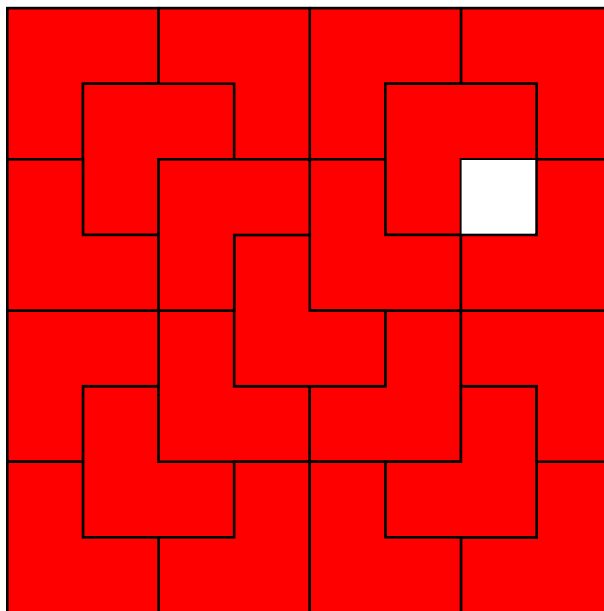
Pela hipótese indutiva cada uma dessas três regiões $2^k \times 2^k$ pode ser preenchida com peças no formato L. No entanto, para resolvermos o problema da peça removida em cada uma dessas três regiões basta colocarmos uma peça L exatamente sobre esses três “buracos” como mostrado na figura abaixo à direita.



Princípio da indução matemática

Exemplo 10

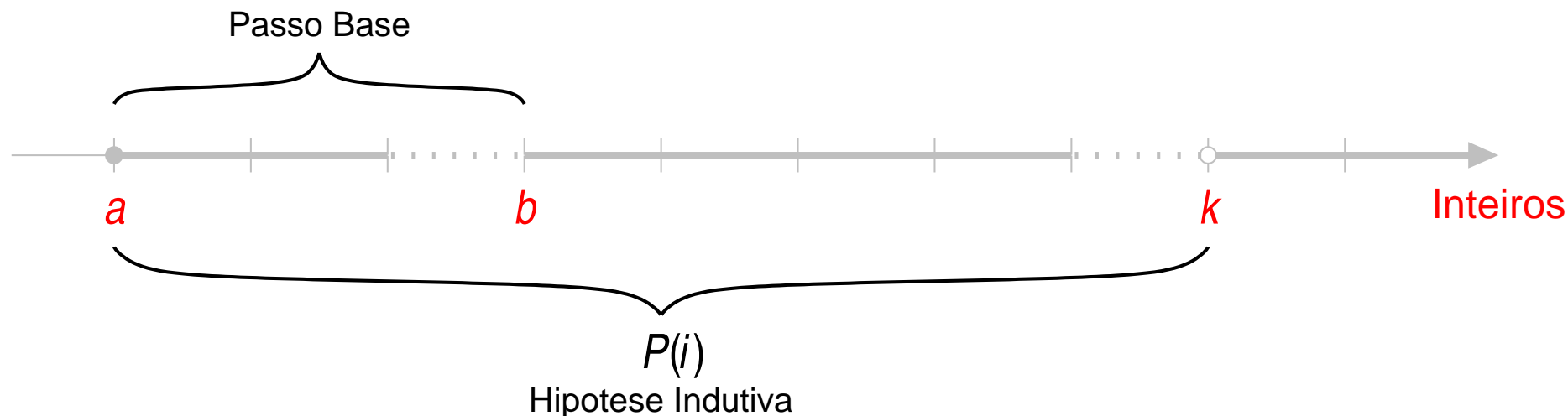
Assim, uma região quadrada de tamanho $2^{k+1} \times 2^{k+1}$, com um quadrado removido, a região restante pode ser preenchida com peças no formato L, como mostrado na figura abaixo.



Princípio da indução matemática (forte)

Seja $P(n)$ um predicado que é definido para inteiros n , e seja a e b inteiros fixos, sendo $a \leq b$. Suponha que as duas afirmações seguintes sejam verdadeiras:

1. $P(a), P(a + 1), \dots, P(b)$ são V. (Passo base)
2. Para qualquer inteiro $k \geq b$,
se $P(i)$ é V para $a \leq i < k$ então $P(k)$ é V, i.e., $P(i) \rightarrow P(k)$.
→ Logo, a afirmação “para todos inteiros $n \geq a$, $P(n)$ ” é V. (A suposição que $P(i)$ é V para $a \leq i < k$ é chamada de hipótese indutiva.)



Princípio da indução matemática (forte): Exemplo 11

Seja a sequência a_1, a_2, a_3, \dots definida como

$$a_1 = 0$$

$$a_2 = 2$$

$$a_k = 3 \cdot a_{\lfloor k/2 \rfloor} + 2, \quad k \geq 3$$

Prove que a_n é par, para $n \geq 1$.

Prova (por indução matemática):

1. Passo base: Para $n = 1$ e $n = 2$ a propriedade é válida já que $a_1 = 0$ e $a_2 = 2$.
2. Passo indutivo: Vamos supor que a_i é par para todos inteiros i , $1 \leq i < k$.
[hipótese indutiva]

Princípio da indução matemática (forte): Exemplo 11

Se a propriedade é válida para $1 \leq i < k$, então é válida para k , ou seja, a_k é par [o que deve ser mostrado].

Pela definição de a_1, a_2, a_3, \dots

$$a_k = 3 \cdot a_{\lfloor k/2 \rfloor} + 2, \quad k \geq 3$$

O termo $a_{\lfloor k/2 \rfloor}$ é par pela hipótese indutiva já que $k \geq 3$ e $1 \leq \lfloor k/2 \rfloor < k$. Desta forma, $3 \cdot a_{\lfloor k/2 \rfloor}$ é par e $3 \cdot a_{\lfloor k/2 \rfloor} + 2$ também é par, o que mostra que a_k é par.

Indução matemática e algoritmos

- É útil para provar asserções sobre a correção e a eficiência de algoritmos.
- Consiste em inferir uma lei geral a partir de instâncias particulares.
- Seja T um teorema que tenha como parâmetro um número natural n . Para provar que T é válido para todos os valores de n , provamos que:
 1. T é válido para $n = 1$; [PASSO BASE]
 2. Para todo $n > 1$, [PASSO INDUTIVO]
se T é válido para n ,
então T é válido para $n + 1$.
- Provar a condição 2 é geralmente mais fácil que provar o teorema diretamente (podemos usar a asserção de que T é válido para n).
- As condições 1 e 2 implicam T válido para $n = 2$, o que junto com a condição 2 implica T também válido para $n = 3$, e assim por diante.

Limite superior de equações de recorrência

- A solução de uma equação de recorrência pode ser difícil de ser obtida.
- Nesses casos, pode ser mais fácil tentar adivinhar a solução ou obter um limite superior para a ordem de complexidade.
- Adivinhar a solução funciona bem quando estamos interessados apenas em um limite superior, ao invés da solução exata.
 - Mostrar que um certo limite existe é mais fácil do que obter o limite.
- Por exemplo:

$$\begin{aligned}T(2n) &\leq 2T(n) + 2n - 1, \\T(2) &= 1,\end{aligned}$$

definida para valores de n que são potências de 2.

- O objetivo é encontrar um limite superior na notação O , onde o lado direito da desigualdade representa o pior caso.

Indução matemática para resolver equação de recorrência

$$\begin{aligned}T(2) &= 1, \\T(2n) &\leq 2T(n) + 2n - 1,\end{aligned}$$

definida para valores de n que são potências de 2.

- Procuramos $f(n)$ tal que $T(n) = O(f(n))$, mas fazendo com que $f(n)$ seja o mais próximo possível da solução real para $T(n)$ (limite assintótico firme).
- Vamos considerar o palpite $f(n) = n^2$.
- Queremos provar que

$$T(n) \leq f(n) = O(f(n))$$

utilizando indução matemática em n .

Indução matemática para resolver equação de recorrência

Prove que $T(n) \leq f(n) = O(f(n))$, para $f(n) = n^2$, sendo

$$\begin{aligned} T(2) &= 1, \\ T(2n) &\leq 2T(n) + 2n - 1, \end{aligned}$$

definida para valores de n que são potências de 2.

Prova (por indução matemática):

1. Passo base:

$T(n_0) = T(2)$: Para $n_0 = 2$, $T(2) = 1 \leq f(2) = 4$, e o passo base é V.

2. Passo indutivo: se a recorrência é verdadeira para n então deve ser verdadeira para $2n$, i.e., $T(n) \rightarrow T(2n)$ (lembre-se que n é uma potência de 2; conseqüentemente o “número seguinte” a n é $2n$).

Reescrevendo o passo indutivo temos:

$$\begin{aligned} \text{Predicado}(n) &\rightarrow \text{Predicado}(2n) \\ (T(n) \leq f(n)) &\rightarrow (T(2n) \leq f(2n)) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} T(2n) &\leq 2T(n) + 2n - 1 && [\text{Definição da recorrência}] \\ &\leq 2n^2 + 2n - 1 && [\text{Pela hipótese indutiva podemos substituir } T(n)] \\ &\leq 2n^2 + 2n - 1 \stackrel{?}{<} (2n)^2 && [\text{A conclusão é verdadeira?}] \\ &\leq 2n^2 + 2n - 1 < 4n^2 && [\text{Sim!}] \end{aligned}$$

Essa última inequação é o que queremos provar. Logo, $T(n) = O(n^2)$.

Indução matemática para resolver equação de recorrência

- Vamos tentar um palpite menor, $f(n) = cn$, para alguma constante c .
- Queremos provar que

$$T(n) \leq f(n) = cn = O(f(n))$$

utilizando indução matemática em n .

Indução matemática para resolver equação de recorrência

Prove que $T(n) \leq f(n) = O(f(n))$, para $f(n) = cn$, sendo

$$\begin{aligned} T(2) &= 1, \\ T(2n) &\leq 2T(n) + 2n - 1, \end{aligned}$$

definida para valores de n que são potências de 2.

Prova (por indução matemática):

1. Passo base:

$T(n_0) = T(2)$: Para $n_0 = 2$, $T(2) = 1 \leq f(2) = 2c$, e o passo base é V.

2. Passo indutivo: se a recorrência é verdadeira para n então deve ser verdadeira para $2n$, i.e., $T(n) \rightarrow T(2n)$.

Reescrevendo o passo indutivo temos:

$$\begin{aligned} \text{Predicado}(n) &\rightarrow \text{Predicado}(2n) \\ (T(n) \leq f(n)) &\rightarrow (T(2n) \leq f(2n)) \\ (T(n) \leq cn) &\rightarrow (T(2n) \leq 2cn) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} T(2n) &\leq 2T(n) + 2n - 1 && \text{[Definição da recorrência]} \\ &\leq 2cn + 2n - 1 && \text{[Pela hipótese indutiva podemos substituir } T(n)\text{]} \\ &\leq 2cn + (2n - 1) \\ &\leq 2cn + 2n - 1 > 2cn && \text{[A conclusão } (T(2n) \leq 2cn) \text{ não é válida]} \end{aligned}$$

Indução matemática para resolver equação de recorrência

Logo:

- a função $f(n) = cn$ cresce mais lentamente que $T(n)$;
- $T(n)$ está entre cn e n^2 , mais especificamente;

e $T(n) \not\leq f(n) = cn$.

Indução matemática para resolver equação de recorrência

- Vamos tentar uma função entre n e n^2 , como, por exemplo, $f(n) = n \log n$.
- Queremos provar que

$$T(n) \leq f(n) = n \log n = O(f(n))$$

utilizando indução matemática em n .

Indução matemática para resolver equação de recorrência

Prove que $T(n) \leq f(n) = O(f(n))$, para $f(n) = n \log n$, sendo

$$\begin{aligned} T(2) &= 1, \\ T(2n) &\leq 2T(n) + 2n - 1, \end{aligned}$$

definida para valores de n que são potências de 2.

Prova (por indução matemática):

1. Passo base:

$T(n_0) = T(2)$: Para $n_0 = 2$, $T(2) = 1 \leq f(2) = 2 \log 2$, e o passo base é V.

2. Passo indutivo: se a recorrência é verdadeira para n então deve ser verdadeira para $2n$, i.e., $T(n) \rightarrow T(2n)$.

Reescrevendo o passo indutivo temos:

$$\begin{aligned} \text{Predicado}(n) &\rightarrow \text{Predicado}(2n) \\ (T(n) \leq f(n)) &\rightarrow (T(2n) \leq f(2n)) \\ (T(n) \leq n \log n) &\rightarrow (T(2n) \leq 2n \log 2n) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} T(2n) &\leq 2T(n) + 2n - 1 && \text{[Definição da recorrência]} \\ &\leq 2n \log n + 2n - 1 && \text{[Podemos substituir } T(n)\text{]} \\ &\leq 2n \log n + 2n - 1 \stackrel{?}{<} 2n \log 2n && \text{[A conclusão é verdadeira?]} \\ &\leq 2n \log n + 2n - 1 < 2n \log n + 2n && \text{[Sim!]} \end{aligned}$$

Indução matemática para resolver equação de recorrência

- Para o valor de $f(n) = n \log n$, a diferença entre as fórmulas é de apenas 1.
- De fato, $T(n) = n \log n - n + 1$ é a solução exata de

$$\begin{aligned}T(n) &= 2T\left(\frac{n}{2}\right) + n - 1 \\T(1) &= 0\end{aligned}$$

que descreve o comportamento do algoritmo de ordenação *Mergesort*.

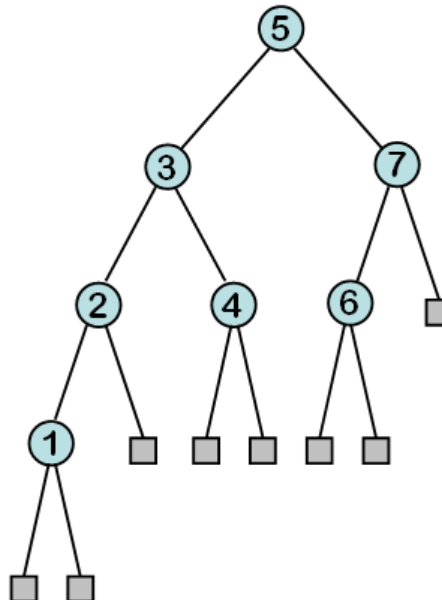
Indução matemática e algoritmos

Comentários finais

- Indução é uma das técnicas mais poderosas da Matemática que pode ser aplicada para provar asserções sobre a correção e a eficiência de algoritmos.
- No caso de correção de algoritmos, é comum tentarmos identificar invariantes para laços.
- Indução pode ser usada para derivar um limite superior para uma equação de recorrência.

Recursividade

- Um procedimento que chama a si mesmo, direta ou indiretamente, é dito ser **recursivo**.
- Recursividade permite descrever algoritmos de forma mais clara e concisa, especialmente problemas recursivos por natureza ou que utilizam estruturas recursivas.
- Por exemplo, árvore binária de pesquisa:
 - Todos os registros com chaves menores estão na sub-árvore esquerda;
 - Todos os registros com chaves maiores estão na sub-árvore direita.

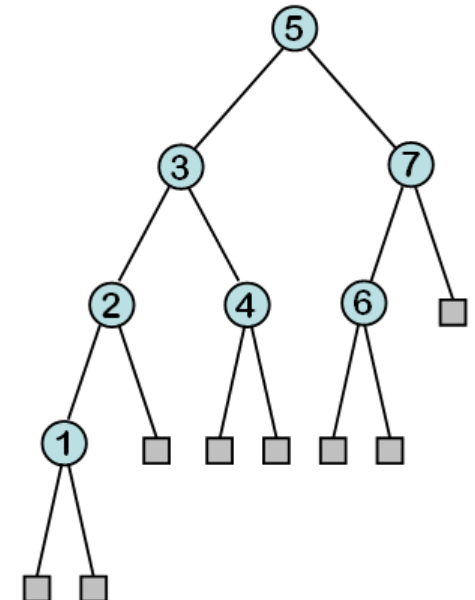


Recursividade

- Algoritmo para percorrer todos os registros em ordem de **caminhamento central**:
 1. Caminha na sub-árvore esquerda na ordem central;
 2. Visita a raiz;
 3. Caminha na sub-árvore direita na ordem central.
- No caminhamento central, os nós são visitados em ordem lexicográfica das chaves.

CENTRAL(p)

```
1  if  $p \neq \text{nil}$ 
2    then CENTRAL( $p \uparrow .\text{esq}$ )
3      Visita nó                ▷ Faz algum processamento
4      CENTRAL( $p \uparrow .\text{dir}$ )
```



Implementação de recursividade

- Usa-se uma **pilha** para armazenar os dados usados em cada chamada de um procedimento que ainda não terminou.
- Todos os dados não globais vão para a pilha, registrando o estado corrente da computação.
- Quando uma ativação anterior prossegue, os dados da pilha são recuperados.
- No caso do caminhamento central:
 - Para cada chamada recursiva, o valor de p e o endereço de retorno da chamada recursiva são armazenados na pilha.
 - Quando encontra $p = \text{nil}$ o procedimento retorna para quem chamou utilizando o endereço de retorno que está no topo da pilha.

Problema de terminação em procedimentos recursivos

- Procedimentos recursivos introduzem a possibilidade de iterações que podem não terminar:
 - Existe a necessidade de considerar o problema de **terminação**.
- É fundamental que a chamada recursiva a um procedimento P esteja sujeita a uma condição B , a qual se torna não-satisfeita em algum momento da computação.
- Esquema para procedimentos recursivos: composição \mathcal{C} de comandos S_i e P .

$$P \equiv \text{if } B \text{ then } \mathcal{C}[S_i, P]$$

- Para demonstrar que uma repetição termina, define-se uma função $f(x)$, sendo x o conjunto de variáveis do programa, tal que:
 1. $f(x) \leq 0$ implica na condição de terminação;
 2. $f(x)$ é decrementada a cada iteração.

Problema de terminação em procedimentos recursivos

- Uma forma simples de garantir terminação é associar um parâmetro n para P (no caso **por valor**) e chamar P recursivamente com $n - 1$.
- A substituição da condição B por $n > 0$ garante terminação.

$$P \equiv \text{if } n > 0 \text{ then } \mathcal{P}[S_i, P(n - 1)]$$

- É necessário mostrar que o nível mais profundo de recursão é finito, e também possa ser mantido pequeno, pois cada ativação recursiva usa uma parcela de memória para acomodar as variáveis.

Quando não usar recursividade

- Nem todo problema de natureza recursiva deve ser resolvido com um algoritmo recursivo.
- Estes podem ser caracterizados pelo esquema $P \equiv \text{if } B \text{ then } (S, P)$.
- Tais programas são facilmente transformáveis em uma versão não recursiva $P \equiv (x := x_0; \text{while } B \text{ do } S)$.

Exemplo de quando não usar recursividade

- Cálculo dos **números de Fibonacci**

$$f_0 = 0,$$

$$f_1 = 1,$$

$$f_n = f_{n-1} + f_{n-2}, \quad \forall n \geq 2.$$

- Solução:

$$f_n = \frac{1}{\sqrt{5}}[\Phi^n - (-\Phi)^{-n}],$$

onde $\Phi = \frac{\sqrt{5}+1}{2} \approx 1,618$ é a **razão de ouro**.

- O procedimento recursivo (FIBONACCI_REC) obtido diretamente da equação é o seguinte:

FIBONACCI_REC(n)

```
1  if  $n < 2$ 
2    then FIBONACCI_REC  $\leftarrow n$ 
3    else FIBONACCI_REC  $\leftarrow$  FIBONACCI_REC( $n - 1$ ) + FIBONACCI_REC( $n - 2$ )
```

Exemplo de quando não usar recursividade

- O programa é extremamente ineficiente porque recalcula o mesmo valor várias vezes.
- A complexidade de espaço para calcular f_n é $O(\Phi^n)$.
- A complexidade de tempo para calcular f_n , considerando como medida de complexidade o número de adições, é também $O(\Phi^n)$.

Versão iterativa do cálculo de Fibonacci

FIBONACCI_ITER(n)

▷ Variáveis auxiliares: Aux , k , $Fant$, F

1 $Fant \leftarrow 0$

2 $F \leftarrow 1$

3 **for** $k \leftarrow 2$ **to** n

4 **do** $Aux \leftarrow F + Fant$

5 $Fant \leftarrow F$

6 $F \leftarrow Aux$

7 FIBONACCI_ITER $\leftarrow F$

- O programa tem complexidades de tempo $O(n)$ e de espaço $O(1)$.
- Deve-se evitar recursividade quando existe uma solução iterativa.
- Comparação das versões recursiva e iterativa:

n	20	30	50	100
<i>Recursiva</i>	1 s	2 min	21 dias	10^9 anos
<i>Iterativa</i>	1/3 ms	1/2 ms	3/4 ms	1,5 ms

Recursividade na modelagem de problemas

Strings com uma certa propriedade (1)

Seja $\Sigma = \{0, 1\}$. Determine quantos strings existem em $\Sigma^0 \dots \Sigma^3$ que não contém o padrão 11.

Nota: Σ^i é o conjunto de todos os strings de tamanho i sobre Σ .

Logo, temos que:

Tamanho	Strings
0	ϵ
1	0, 1
2	00, 01, 10
3	000, 001, 010, 100, 101

Tamanho	# Strings
0	1
1	2
2	3
3	5

Recursividade na modelagem de problemas

Strings com uma certa propriedade (2)

Quantos elementos existem em Σ^k ?

Idéia:

- Suponha que o número de strings $\leq k$ que não contém o padrão 11 seja conhecido.
- Use esse fato para determinar o número de strings de tamanho k que não contém 11 em função de strings menores que não contém 11.

Recursividade na modelagem de problemas

Strings com uma certa propriedade (3)

- Dois casos a considerar em função do símbolo mais à esquerda no string:
 - 0: os $k - 1$ símbolos podem ser qualquer seqüência sobre Σ onde 11 não aparece;
 - 1: os dois símbolos mais à esquerda não podem ser 11 e sim 10.
 - Logo, os $k - 2$ símbolos podem ser qualquer seqüência sobre Σ onde 11 não aparece.
- Os dois casos geram dois subconjuntos mutuamente disjuntos, representados pela primeira equação de recorrência abaixo:

$$(1) \quad s_k = s_{k-1} + s_{k-2} \quad \text{Equação de recorrência}$$

$$(2) \quad \begin{cases} s_0 = 1 \\ s_1 = 2 \end{cases} \quad \text{Condições iniciais}$$

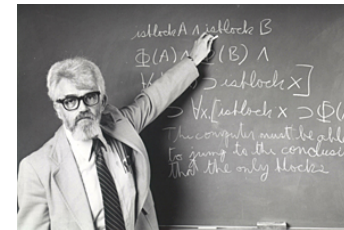
→ Termos da Série de Fibonacci!

Função definida recursivamente (1)

- Uma função é dita ser definida recursivamente se ela refere-se a si mesma.
- Funções recursivas têm um papel fundamental em teoria da computação.
- Exemplo: Função 91 de McCarthy.

$$M(n) = \begin{cases} n - 10 & \text{se } n > 100 \\ M(M(n + 11)) & \text{se } n \leq 100 \end{cases}$$

$$\begin{aligned} M(99) &= M(M(110)) \\ &= M(100) \\ &= M(M(111)) \\ &= M(101) \\ &= 91 \end{aligned}$$



A função 91 de McCarthy é uma função recursiva que retorna 91 para todos os inteiros $n \leq 100$ e retorna $n - 10$ para $n > 100$. Essa função foi proposta pelo cientista da computação John McCarthy, ganhador do *ACM Turing Award* de 1971, responsável por cunhar o termo Inteligência Artificial.

Função definida recursivamente (2)

Função de Ackermann

$$A(0, n) = n + 1$$

$$A(m, 0) = A(m - 1, 1)$$

$$A(m, n) = A(m - 1, A(m, n - 1))$$

$$\begin{aligned} A(1, 2) &= A(0, A(1, 1)) \\ &= A(0, A(0, A(1, 0))) \\ &= A(0, A(0, A(0, 1))) \\ &= A(0, A(0, 2)) \\ &= A(0, 3) \\ &= 4 \end{aligned}$$



Matemático e lógico alemão (1896–1962), principal formulador do desenvolvimento do sistema lógico conhecido como o cálculo de epsilon, originalmente devido a David Hilbert (1862–1943), que

se tornaria a base da lógica de Bourbaki e da teoria dos jogos.

Função definida recursivamente (3)

Função de Ackermann

Essa função possui uma taxa de crescimento impressionante:

$$A(4, 3) = A(3, 2^{65536} - 3)$$

Função importante em Ciência da Computação que está relacionada com computabilidade.

Função definida recursivamente (4)

Função de Ackermann

A função de Ackermann pode ser representada por uma tabela infinita.

(m, n)	0	1	2	3	4	$A(m, n)$
0	1	2	3	4	5	$n + 1$
1	2	3	4	5	6	$n + 2$
2	3	5	7	9	11	$2n + 3$
3	5	13	29	61	125	$8 \cdot 2^n - 3$
4	13	65533	$2^{65536} - 3$	$A(3, 2^{65536} - 3)$	$A(3, A(4, 3))$	
5	65533	$A(4, 65533)$	$A(4, A(5, 1))$	$A(4, A(5, 2))$	$A(4, A(5, 3))$	
6	$A(5, 1)$	$A(5, A(5, 1))$	$A(5, A(6, 1))$	$A(5, A(6, 2))$	$A(5, A(6, 3))$	

Os valores da função de Ackermann crescem muito rapidamente:

- $A(4, 2)$ é maior que o número de partículas do universo elevado a potência 200.
- $A(5, 2)$ não pode ser escrito como uma expansão decimal no universo físico.
- Além da linha 4 e coluna 1, os valores só podem ser expressos usando a própria notação da função.

Função recursiva que não é bem definida

Seja a função $G : \mathbb{Z}^+ \rightarrow \mathbb{Z}$. Para todos inteiros $n \geq 1$:

$$G(n) = \begin{cases} 1 & \text{se } n = 1, \\ 1 + G(\frac{n}{2}) & \text{se } n \text{ é par,} \\ G(3n - 1) & \text{se } n \text{ é ímpar e } n > 1. \end{cases}$$

A função G é bem definida? Não!

$$G(1) = 1$$

$$G(2) = 1 + G(1) = 1 + 1 = 2$$

$$\begin{aligned} G(3) &= G(8) = 1 + G(4) = 1 + (1 + G(2)) \\ &= 1 + (1 + 2) = 4 \end{aligned}$$

$$G(4) = 1 + G(2) = 1 + 2 = 3$$

$$\begin{aligned} G(5) &= G(14) = 1 + G(7) = 1 + G(20) \\ &= 1 + (1 + G(10)) \\ &= 1 + (1 + (1 + G(5))) = 3 + G(5) \end{aligned}$$

Função recursiva que não sabe se é bem definida

Seja a função $H : \mathbb{Z}^+ \rightarrow \mathbb{Z}$. Para todos inteiros $n \geq 1$:

$$H(n) = \begin{cases} 1 & \text{se } n = 1, \\ 1 + H(\frac{n}{2}) & \text{se } n \text{ é par,} \\ H(3n + 1) & \text{se } n \text{ é ímpar e } n > 1. \end{cases}$$

A função H é bem definida? Não se sabe!

A função é computável para todos inteiros n , $1 \leq n < 10^9$.

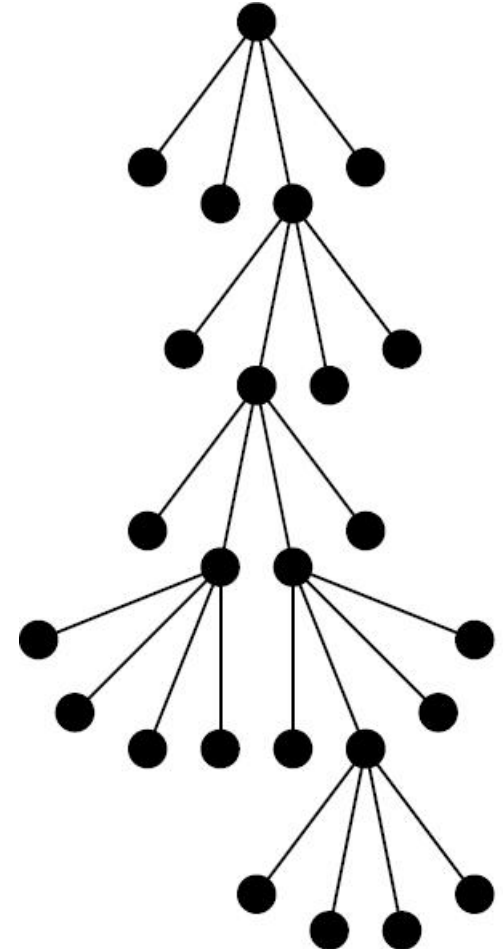
Recursividade

Comentários finais

- Técnica bastante adequada para expressar algoritmos que são definidos recursivamente.
- No entanto, deve ser usada com muito cuidado.
- Na maior parte dos casos funciona como uma *técnica conceitual* ao invés de uma *técnica computacional*.
- Algoritmos recursivos são normalmente modelados por uma equação de recorrência.
- Ao se fazer a análise de um algoritmo recursivo, deve-se também analisar o crescimento da pilha.

Algoritmos tentativa e erro (*Backtracking*)

- **Tentativa e erro:** decompor o processo em um número finito de sub-tarefas parciais que devem ser exploradas exaustivamente.
- O processo de tentativa gradualmente constrói e percorre uma árvore de sub-tarefas.
- Algoritmos tentativa e erro não seguem uma regra fixa de computação:
 - Passos em direção à solução final são tentados e registrados.
 - Caso esses passos tomados não levem à solução final, eles podem ser retirados e apagados do registro.



Algoritmos tentativa e erro (*Backtracking*)

- Quando a pesquisa na árvore de soluções cresce rapidamente é necessário usar **algoritmos aproximados** ou **heurísticas** que não garantem a solução ótima mas são rápidas.
- Algoritmos aproximados:
 - Algoritmos usados normalmente para resolver problemas para os quais não se conhece uma solução polinomial.
 - Devem executar em tempo polinomial dentro de limites “prováveis” de qualidade absoluta ou assintótica.
- Heurística:
 - Algoritmo que tem como objetivo fornecer soluções sem um limite formal de qualidade, em geral avaliado empiricamente em termos de complexidade (média) e qualidade das soluções.
 - É projetada para obter ganho computacional ou simplicidade conceitual, possivelmente ao custo de precisão.

Tentativa e erro: Passeio do cavalo

- Tabuleiro com $n \times n$ posições: cavalo se movimenta segundo regras do xadrez.
- Problema: partindo da posição (x_0, y_0) , encontrar, se existir, um passeio do cavalo que visita todos os pontos do tabuleiro uma única vez.

Tenta um próximo movimento:

TENTA

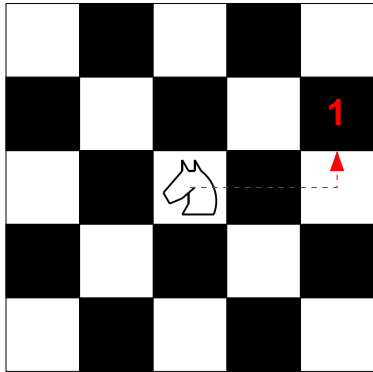
```
1  Inicializa seleção de movimentos
2  repeat
3      Seleciona próximo candidato ao movimento
4      if aceitável
5          then Registra movimento
6              if tabuleiro não está cheio
7                  then Tenta novo movimento
8                      if não é bem sucedido
9                          then Apaga registro anterior
10 until (movimento bem sucedido)  $\vee$  (acabaram-se candidatos ao movimento)
```

Tentativa e erro: Passeio do cavalo

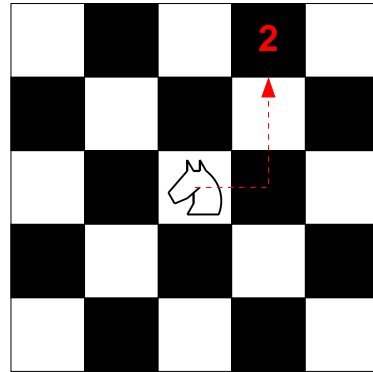
- O tabuleiro pode ser representado por uma matriz $n \times n$.
- A situação de cada posição pode ser representada por um inteiro para recordar o histórico das ocupações:
 - $t[x, y] = 0$, campo $\langle x, y \rangle$ não visitado;
 - $t[x, y] = i$, campo $\langle x, y \rangle$ visitado no i -ésimo movimento, $1 \leq i \leq n^2$.

Tentativa e erro: Passeio do cavalo

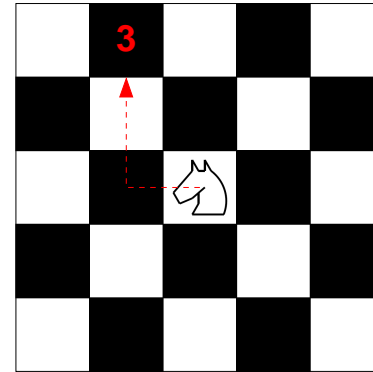
Regras do xadrez para o movimento do cavalo



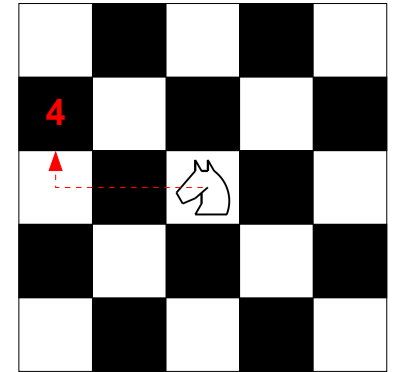
2Dir e 1Cima



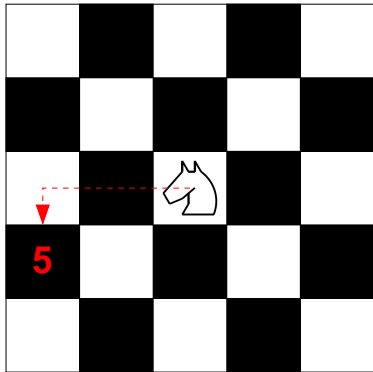
1Dir e 2Cima



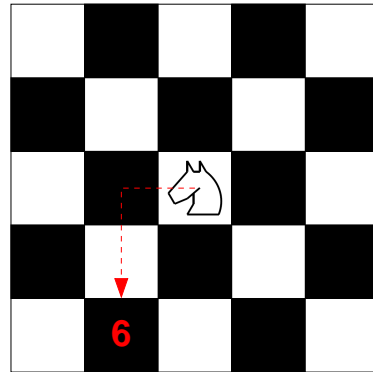
1Esq e 2Cima



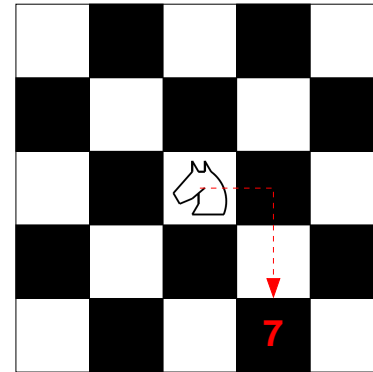
2Esq e 1Cima



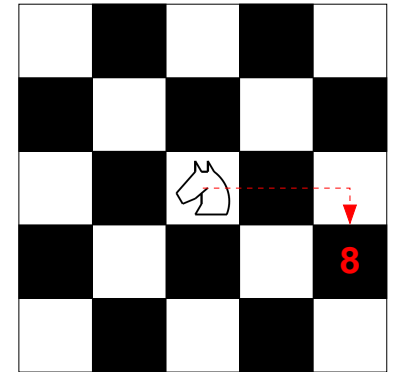
2Esq e 1Baixo



1Esq e 2Baixo



1Dir e 2Baixo



2Dir e 1Baixo

Implementação do passeio do cavalo

PASSEIODOCAVALO(n)

▷ Parâmetro: n (tamanho do lado do tabuleiro)

▷ Variáveis auxiliares:

i, j

$t[1..n, 1..n]$

q

s

$h[1..8], v[1..8]$

1 $s \leftarrow \{1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8\}$

2 $h[1..8] \leftarrow [2, 1, -1, -2, -2, -1, 1, 2]$

3 $v[1..8] \leftarrow [1, 2, 2, 1, -1, -2, -2, -1]$

4 **for** $i \leftarrow 1$ **to** n

5 **do for** $j \leftarrow 1$ **to** n

6 **do** $t[i, j] \leftarrow 0$

7 $t[1, 1] \leftarrow 1$

8 TENTA(2, 1, 1, q)

9 **if** q

10 **then print** Solução

11 **else print** Não há solução

▷ Contadores

▷ Tabuleiro de $n \times n$

▷ Indica se achou uma solução

▷ Movimentos identificados por um n°

▷ Existem oito movimentos possíveis

▷ Conjunto de movimentos

▷ Movimentos na horizontal

▷ Movimentos na vertical

▷ Inicializa tabuleiro

▷ Escolhe uma casa inicial do tabuleiro

▷ Tenta o passeio usando *backtracking*

▷ Achou uma solução?

Implementação do passeio do cavalo

TENTA(i, x, y, q)

▷ Parâmetros: i (i -ésima casa); x, y (posição no tabuleiro); q (achou solução?)

▷ Variáveis auxiliares: $xn, yn, m, q1$

```
1   $m \leftarrow 0$ 
2  repeat
3     $m \leftarrow m + 1$ 
4     $q1 \leftarrow \text{false}$ 
5     $xn \leftarrow x + h[m]$ 
6     $yn \leftarrow y + v[m]$ 
7    if  $(xn \in s) \wedge (yn \in s)$ 
8      then if  $t[xn, yn] = 0$ 
9        then  $t[xn, yn] \leftarrow i$ 
10       if  $i < n^2$ 
11         then TENTA( $i + 1, xn, yn, q1$ )
12       if  $\neg q1$ 
13         then  $t[xn, yn] \leftarrow 0$ 
14       else  $q1 \leftarrow \text{true}$ 
15 until  $q1 \vee (m = 8)$ 
16  $q \leftarrow q1$ 
```

Algoritmos tentativa e erro (*Backtracking*)

Comentários finais

- Técnica usada quando não se sabe exatamente que caminho seguir para encontrar uma solução.
- Não garante a solução ótima.
- Essa técnica pode ser vista ainda como uma variante da recursividade
- Ao se fazer a análise de um algoritmo que usa *backtracking*, deve-se também analisar o crescimento do espaço de soluções.

Divisão e conquista (1)

- Consiste em dividir o problema em partes menores, encontrar soluções para essas partes (supostamente mais fácil), e combiná-las em uma solução global.
 - ➔ Geralmente leva a soluções eficientes e elegantes, principalmente se forem recursivas.
- Basicamente essa técnica consiste das seguintes fases (executadas nesta ordem):
 1. Divisão (particionamento) do problema original em sub-problemas similares ao original mas que são menores em tamanho;
 2. Resolução de cada sub-problema sucessivamente e independentemente (em geral de forma recursiva);
 3. Combinação das soluções individuais em uma solução global para todo o problema.

Divisão e conquista (2)

- Um algoritmo de “divisão e conquista” é normalmente relacionado a uma equação de recorrência que contém termos referentes ao próprio problema.

$$T(n) = aT\left(\frac{n}{b}\right) + f(n),$$

onde a indica o número de sub-problemas gerados, b o tamanho de cada um deles e $f(n)$ o custo para fazer a divisão.

- Paradigma bastante usado em Ciência da Computação em problemas como:
 - Ordenação: Mergesort, Quicksort (Tecnicamente falando, o Quicksort poderia ser chamado de um algoritmo conquista e divisão);
 - Pesquisa: Pesquisa Binária;
 - Algoritmos aritméticos: multiplicação de inteiros, multiplicação de matrizes, FFT (*Fast Fourier Transform*);
 - Algoritmos geométricos: Convex Hull, Par mais próximo;
 - ...

Divisão e conquista: Exemplo 1

- Seja A um vetor de inteiros, $A[1..n]$, $n \geq 1$ que não está ordenado.
- Pede-se:
 - Determine o maior e o menor elementos desse vetor usando divisão e conquista;
 - Determine o custo (número de comparações) para achar esses dois elementos supondo que A possui n elementos.

Divisão e conquista: Exemplo 1

Cada chamada de `MaxMin4` atribui às variáveis *Max* e *Min* o maior e o menor elementos em $A[Linf]..A[Lsup]$.

`MAXMIN4(Linf, Lsup, Max, Min)`

▷ Variáveis auxiliares: *Max1*, *Max2*, *Min1*, *Min2*, *Meio*

```
1  if (Lsup - Linf) ≤ 1                                ▷ Condição da parada recursiva
2  then if A[Linf] < A[Lsup]
3      then Max ← A[Lsup]
4           Min ← A[Linf]
5      else Max ← A[Linf]
6           Min ← A[Lsup]
7  else Meio ←  $\lfloor \frac{Linf+Lsup}{2} \rfloor$                 ▷ Acha o menor e maior elementos de cada partição
8      MAXMIN4(Linf, Meio, Max1, Min1)
9      MAXMIN4(Meio+1, Lsup, Max2, Min2)
10     if Max1 > Max2
11         then Max ← Max1
12         else Max ← Max2
13     if Min1 < Min2
14         then Min ← Min1
15         else Min ← Min2
```

Divisão e conquista: Exemplo 1 (Análise)

Seja $f(n)$ o número de comparações entre os elementos de A , que possui n elementos.

$$\begin{aligned} f(n) &= 1, & \text{para } n \leq 2, \\ f(n) &= f(\lfloor n/2 \rfloor) + f(\lceil n/2 \rceil) + 2, & \text{para } n > 2. \end{aligned}$$

Quando $n = 2^i$ para algum inteiro positivo i , temos que:

$$f(n) = 2f\left(\frac{n}{2}\right) + 2$$

Divisão e conquista: Exemplo 1 (Análise)

Resolvendo esta equação de recorrência (em função de n e i), temos:

$$\begin{array}{ll} f(n) &= 2f\left(\frac{n}{2}\right) + 2 \\ 2f\left(\frac{n}{2}\right) &= 2^2 f\left(\frac{n}{2^2}\right) + 2^2 \\ 2^2 f\left(\frac{n}{2^2}\right) &= 2^3 f\left(\frac{n}{2^3}\right) + 2^3 \\ &\vdots \\ 2^{i-3} f\left(\frac{n}{2^{i-3}}\right) &= 2^{i-2} f\left(\frac{n}{2^{i-2}}\right) + 2^{i-2} \\ 2^{i-2} f\left(\frac{n}{2^{i-2}}\right) &= 2^{i-1} f\left(\frac{n}{2^{i-1}}\right) + 2^{i-1} \\ &= 2^{i-1} f(2) + 2^{i-1} \\ &= 2^{i-1} + 2^{i-1} \end{array} \qquad \begin{array}{ll} f(2^i) &= 2f(2^{i-1}) + 2 \\ 2f(2^{i-1}) &= 2^2 f(2^{i-2}) + 2^2 \\ 2^2 f(2^{i-2}) &= 2^3 f(2^{i-3}) + 2^3 \\ &\vdots \\ 2^{i-3} f(2^3) &= 2^{i-2} f(2^2) + 2^{i-2} \\ 2^{i-2} f(2^2) &= 2^{i-1} f(2^1) + 2^{i-1} \\ &= 2^{i-1} f(2) + 2^{i-1} \\ &= 2^{i-1} + 2^{i-1} \end{array}$$

Fazendo a expansão desta equação temos:

$$\begin{array}{ll} 2^{i-2} f(2^2) &= 2^{i-1} + 2^{i-1} \\ 2^{i-3} f(2^3) &= 2^{i-1} + 2^{i-1} + 2^{i-2} \\ &\vdots \\ 2^2 f(2^{i-2}) + 2^2 &= 2^{i-1} + 2^{i-1} + 2^{i-2} + \dots + 2^3 \\ 2f(2^{i-1}) + 2 &= 2^{i-1} + 2^{i-1} + 2^{i-2} + \dots + 2^3 + 2^2 \\ f(2^i) &= 2^{i-1} + 2^{i-1} + 2^{i-2} + \dots + 2^3 + 2^2 + 2 \\ &= 2^{i-1} + \sum_{k=1}^{i-1} 2^k = 2^{i-1} + 2^i - 2 \\ f(n) &= \frac{n}{2} + n - 2 = \frac{3n}{2} - 2. \end{array}$$

Logo, $f(n) = 3n/2 - 2$ para o melhor caso, pior caso e caso médio.

Divisão e conquista: Exemplo 1 (Análise)

- Conforme mostrado anteriormente, o algoritmo apresentado neste exemplo é **ótimo**.
- Entretanto, ele pode ser pior do que os já apresentados, pois, a cada chamada recursiva, salva *Linf*, *Lsup*, *Max* e *Min*, além do endereço de retorno da chamada para o procedimento.
- Além disso, uma comparação adicional é necessária a cada chamada recursiva para verificar se $Lsup - Linf \leq 1$ (condição de parada).
- O valor de $n + 1$ deve ser menor do que a metade do maior inteiro que pode ser representado pelo compilador, para não provocar *overflow* na operação $Linf + Lsup$.

Divisão e conquista: Exemplo 2

- Motivação:
 - Uma das partes mais importantes da unidade aritmética de um computador é o circuito que soma dois números.
- Pede-se:
 - “Projete” um circuito para somar dois números sem sinal usando divisão e conquista

Divisão e conquista: Exemplo 2

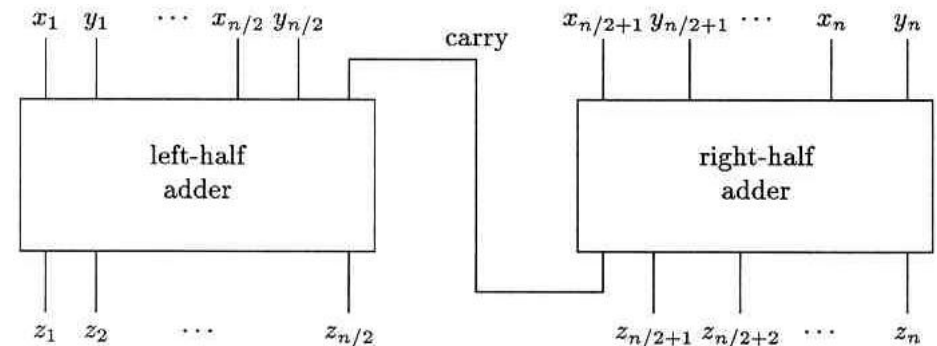
Possível solução

- Estratégia para construir um somador de n bits:
 - Usar n somadores de 1-bit.
 - Nesse caso, o atraso (medido pelo caminho mais longo entre a entrada e saída em termos do número de portas lógicas) é $3n$ se for usado o *Ripple-carry Adder*.
 - Exemplo: $n = 32 \Rightarrow \text{Atraso} = 96$.
- Usando a estratégia de divisão e conquista o atraso pode ser menor.

Divisão e conquista: Exemplo 2

Verificando a viabilidade da estratégia DeC

- Dividir os n bits em dois grupos: metade da esquerda e metade da direita.
- Somar cada metade usando circuitos somadores idênticos da metade do tamanho do problema original.
- Questão: A adição da metade da esquerda pode começar antes de terminar a adição da metade da direita?
→ Nessa estratégia não.



Divisão e conquista: Exemplo 2

Verificando a viabilidade da estratégia DeC

- Como começar a computação da esquerda sem conhecer o bit de “vai um” da metade da direita?
- Estratégia:
 - Compute duas somas para a metade da esquerda:
 - (a) uma considerando que “vem um” da metade da direita;
 - (b) e a outra considerando que não.
 - Uma vez finalizada as somas das duas metades, é possível dizer qual das duas somas da metade da esquerda deve ser utilizada.

Divisão e conquista: Exemplo 2

Estratégia

Sejam as seguintes variáveis para um somador de n bits:

- x_1, x_2, \dots, x_n e y_1, y_2, \dots, y_n as entradas representando os dois números de n bits a serem somados.
- s_1, s_2, \dots, s_n a soma de n bits (excluindo o bit de “vai um” mais à esquerda) e considerando que não “veio um” para o bit mais à direita.
- t_1, t_2, \dots, t_n a soma de n bits (excluindo o bit de “vai um” mais à esquerda) e considerando que “veio um” para o bit mais à direita.
- p , bit propagação de “vai um”, que é um 1 se o resultado da soma gera um “vai um” mais à esquerda, assumindo que “veio um” no bit mais à direita.
- g , bit gera “vai um”, que é 1 se “vai um” mais à esquerda considerando apenas a soma dos n bits, ou seja, independente se “veio um” no bit mais à direita.

Observe que:

- $g \rightarrow p$, ou seja, se $g = 1$ então $p = 1$.
- No entanto, se $g = 0$ então ainda podemos ter $p = 1$.

Divisão e conquista: Exemplo 2

Calculando os valores desses bits

Duas somas são computadas para a metade da esquerda:

$$\text{Bits } \boxed{p} \text{ e } \boxed{g} \leftarrow \begin{array}{cccc} & x_1 & x_2 & \dots & x_n \\ + & y_1 & y_2 & \dots & y_n \\ \hline & s_1 & s_2 & \dots & s_n \end{array}$$

↙ não veio um

$$\text{Bits } \boxed{p} \text{ e } \boxed{g} \leftarrow \begin{array}{cccc} & x_1 & x_2 & \dots & x_n \\ + & y_1 & y_2 & \dots & y_n \\ \hline & t_1 & t_2 & \dots & t_n \end{array}$$

↙ veio um

Divisão e conquista: Exemplo 2

Examinando os valores desses bits quando $n = 1$

x	y	s	t	p	g
0	0	0	1	0	0
0	1	1	0	1	0
1	0	1	0	1	0
1	1	0	1	1	1

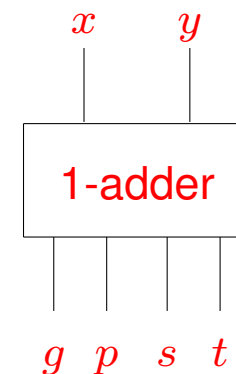
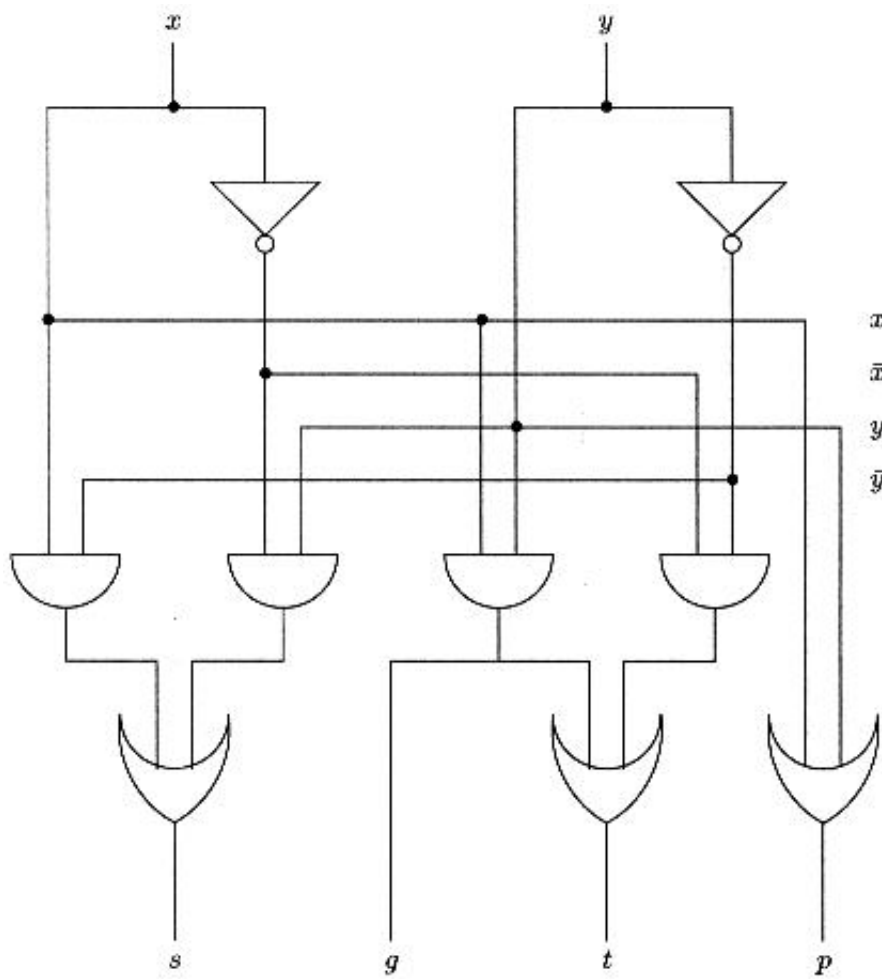
- x e y : entradas a serem somados.
- s : soma de um bit p/ o caso de não “veio um”.
- t : soma de um bit p/ o caso de “veio um”.
- p : bit de propagação de “vai um”, que é um 1 se o resultado da soma gera um “vai um”, p/ o caso de “veio um”.
- g : bit de “vai um”, que é 1 se “vai um” considerando apenas a soma dos n bits.

Expressões correspondentes:

- $s = x\bar{y} + \bar{x}y$
 - A soma s só é 1 quando apenas uma das entradas é 1.
- $t = xy + \bar{x}\bar{y}$
 - Assumindo que vem 1, a soma t só será 1 quando as duas entradas forem idênticas.
- $p = x + y$
 - Assumindo que veio 1, também irá 1 quando uma das entradas ou ambas forem 1.
- $g = xy$
 - O bit de vai 1 só será 1 quando as duas entradas forem 1.

Divisão e conquista: Exemplo 2

Somador para o caso $n = 1$



Modelagem:

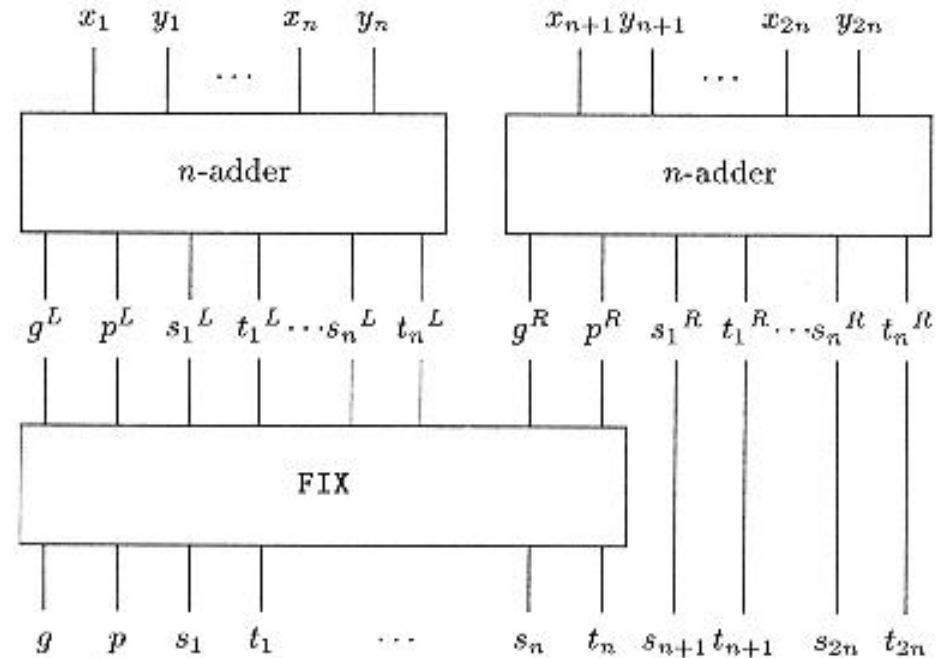
- Atraso: $D(1) = 3$
- Portas: $G(1) = 9$

Divisão e conquista: Exemplo 2

Idéia para aplicar DeC

- Idéia:
 - Construir um somador de $2n$ bits usando dois somadores de n bits.
- Computar os bits:
 - propagação de “vai um” (p), e
 - gera “vai um” (g) para o somador de $2n$ bits.
- Ajustar a metade da esquerda dos bits s e t para levar em consideração se há um “vai um” para a metade da esquerda vindo da metade da direita.

- Circuito que implementa a idéia:



Divisão e conquista: Exemplo 2

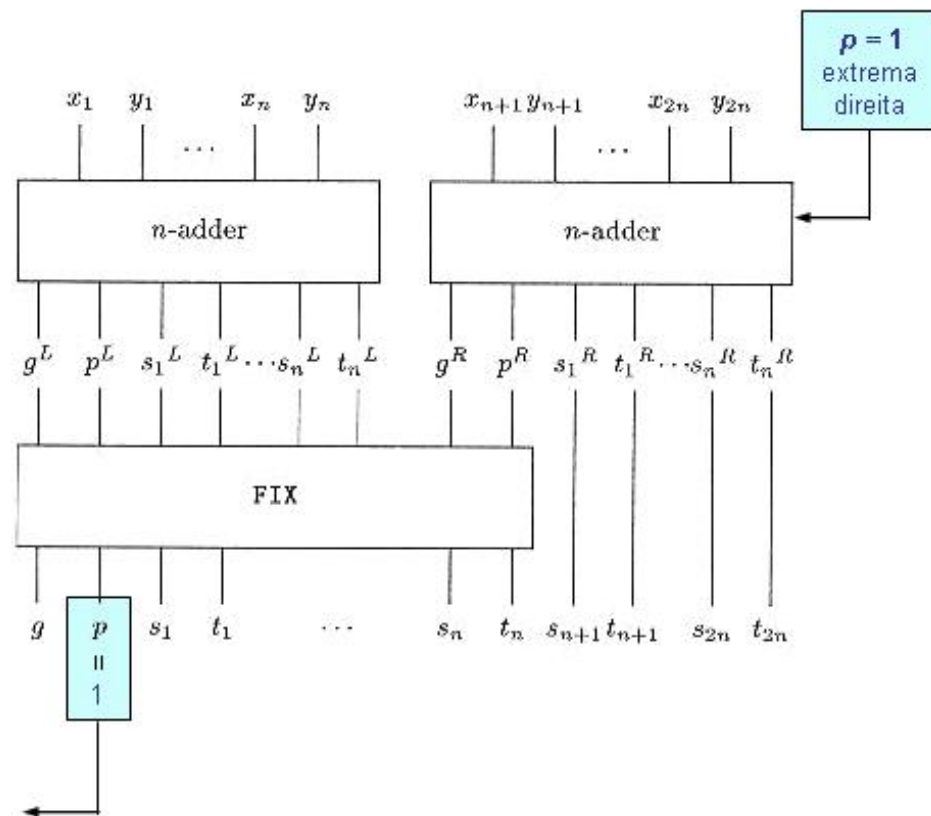
Cálculo de p

Suponha que há um “veio um” para o circuito de $2n$ bits (extrema direita). Haverá um “vai um” (extrema esquerda), representado pelo bit de propagação $p = 1$, se:

- A metade da esquerda gera um “vai um”, ou seja, g^L , já que $g^L \rightarrow p^L$.
- As duas metades do somador propagam o “vai um”, ou seja, $p^L p^R$. Esta expressão inclui o caso $p^L g^R$. Como $g^R \rightarrow p^R$, temos que $(p^L p^R + p^L g^R) \equiv p^L p^R$.

- A expressão para p , bit de propagação de “vai um”, é:

$$p = g^L + p^L p^R$$



Divisão e conquista: Exemplo 2

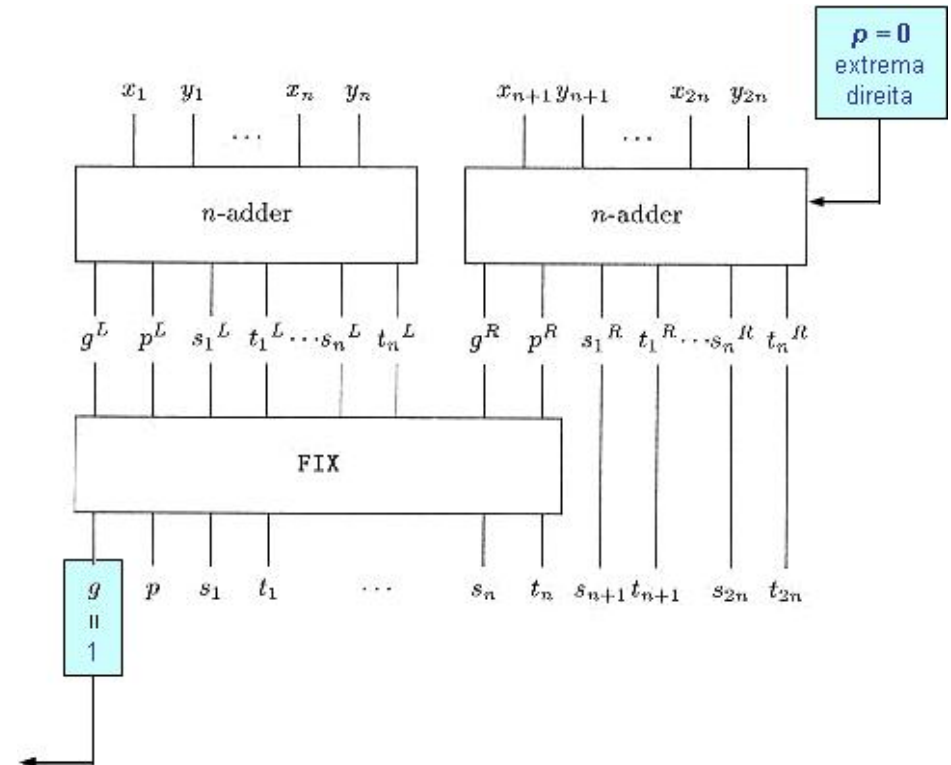
Cálculo de g

Suponha que não há um “veio um” para o circuito de $2n$ bits (extrema direita). Haverá um “vai um” (extrema esquerda), ou seja, o bit de gera “vai um” g vale 1 se:

- A metade da esquerda gera um “vai um”, ou seja, g^L .
- A metade da direita gera um “vai um” e a metade da esquerda propaga esse bit, ou seja, $p^L g^R$.

→ A expressão para g , bit gera “vai um”, é:

$$g = g^L + p^L g^R$$



Divisão e conquista: Exemplo 2

Cálculo dos bits s e t da direita

- Calculando os bits

$s_{n+1}, s_{n+2}, \dots, s_{2n}$

e

$t_{n+1}, t_{n+2}, \dots, t_{2n}$

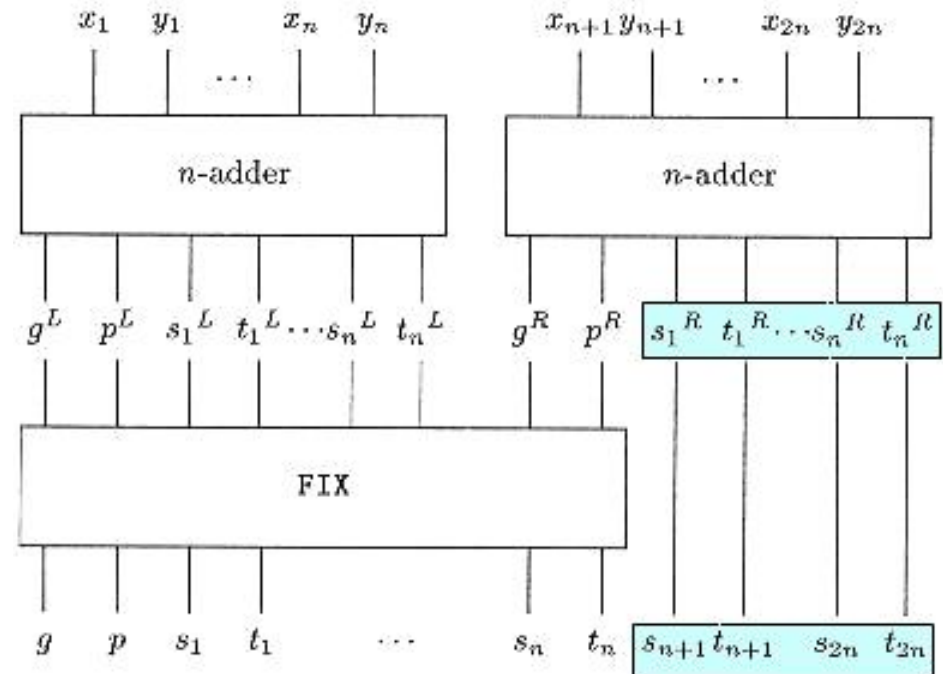
- Bits da direita não são modificados. Assim,

$$s_{n+i} = s_i^R$$

$$t_{n+i} = t_i^R$$

para $i = 1, 2, \dots, n$.

Observação: num somador de $2n$ bits, as saídas são identificadas pelos índices $1, 2, \dots, 2n$ numerados a partir da esquerda. Logo, os índices $n + 1, n + 2, \dots, 2n$ correspondem à metade da direita.



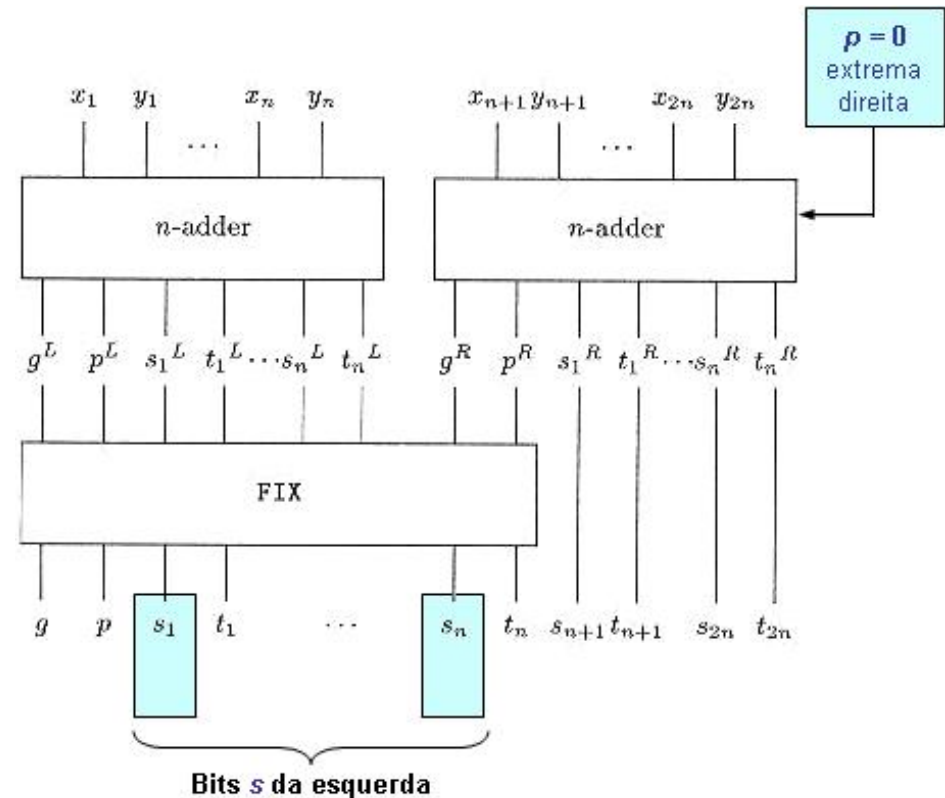
Divisão e conquista: Exemplo 2

Cálculo dos bits s da esquerda

- Suponha que não há um “veio um” (extrema direita) para o circuito de $2n$ bits.
- Neste caso, o “vai um” para a metade da esquerda, se existir, foi gerado pela metade da direita. Assim, se:
 - $g^R = 1 \Rightarrow s_i = t_i^L$
 - $g^R = 0 \Rightarrow s_i = s_i^L$
- A expressão para s_i é:

$$s_i = s_i^L \bar{g}^R + t_i^L g^R$$

para $i = 1, 2, \dots, n$.



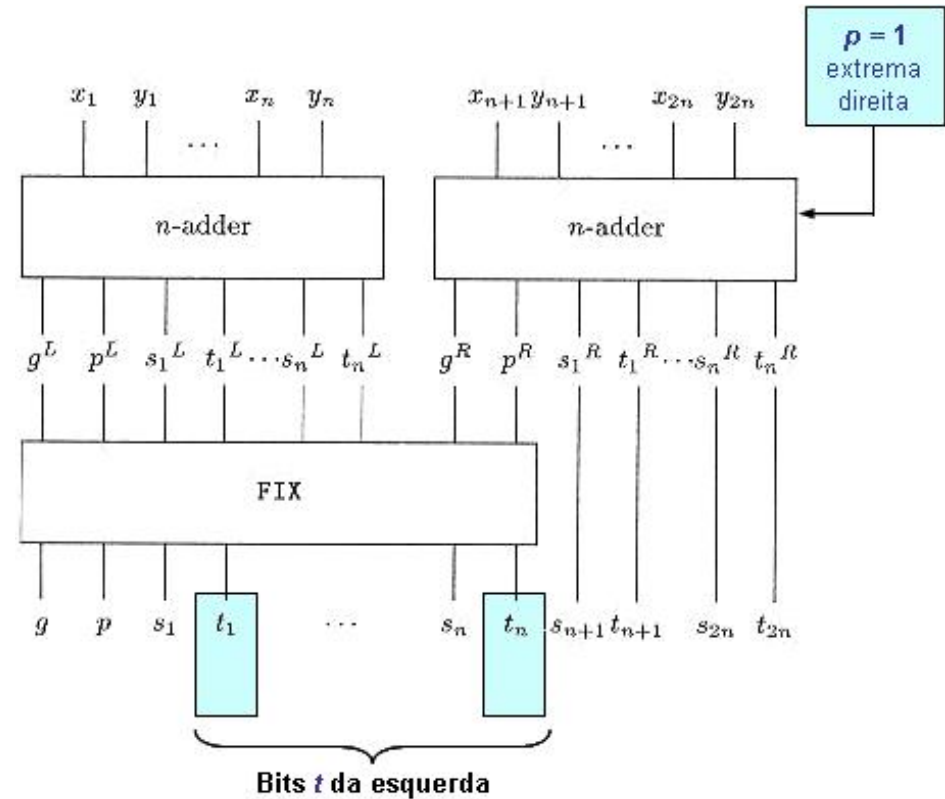
Divisão e conquista: Exemplo 2

Cálculo dos bits t da esquerda

- Suponha que há um “veio um” (extrema direita) para o circuito de $2n$ bits.
- Neste caso, devemos analisar o bit de propagação p . Assim, se:
 - $p^R = 1 \Rightarrow t_i = t_i^L$
 - $p^R = 0 \Rightarrow t_i = s_i^L$
- A expressão para t_i é:

$$t_i = s_i^L \bar{p}^R + t_i^L p^R$$

para $i = 1, 2, \dots, n$.



Divisão e conquista: Exemplo 2

Expressões a serem calculadas pelo FIX

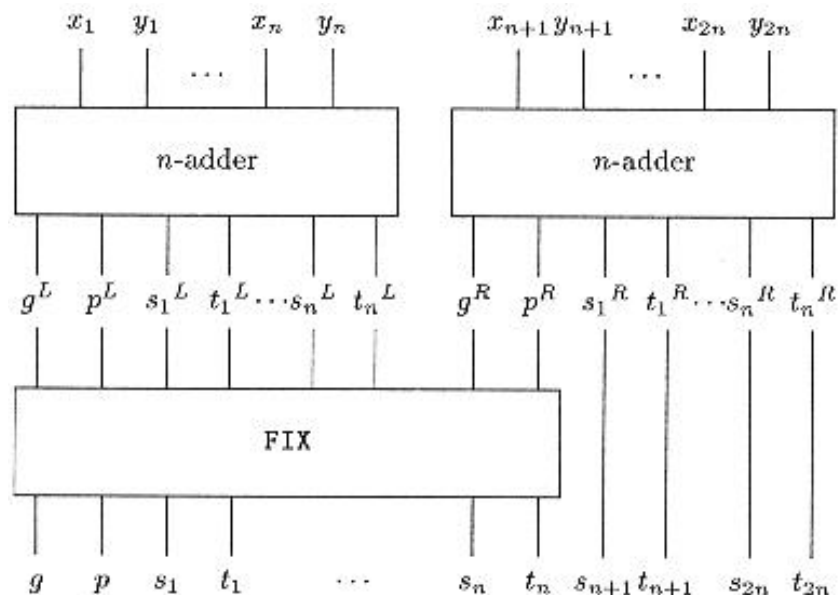
O módulo `FIX` deve calcular as seguintes expressões:

$$p = g^L + p^L p^R$$

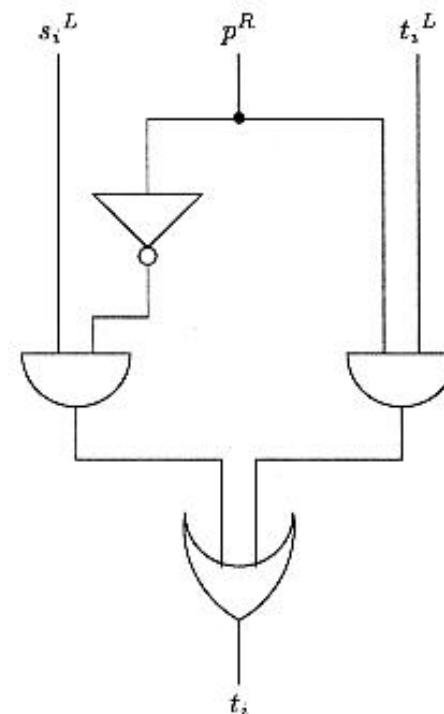
$$g = g^L + p^L g^R$$

$$s_i = s_i^L \bar{g}^R + t_i^L g^R, \quad i = 1, 2, \dots, n$$

$$t_i = s_i^L \bar{p}^R + t_i^L p^R, \quad i = 1, 2, \dots, n$$

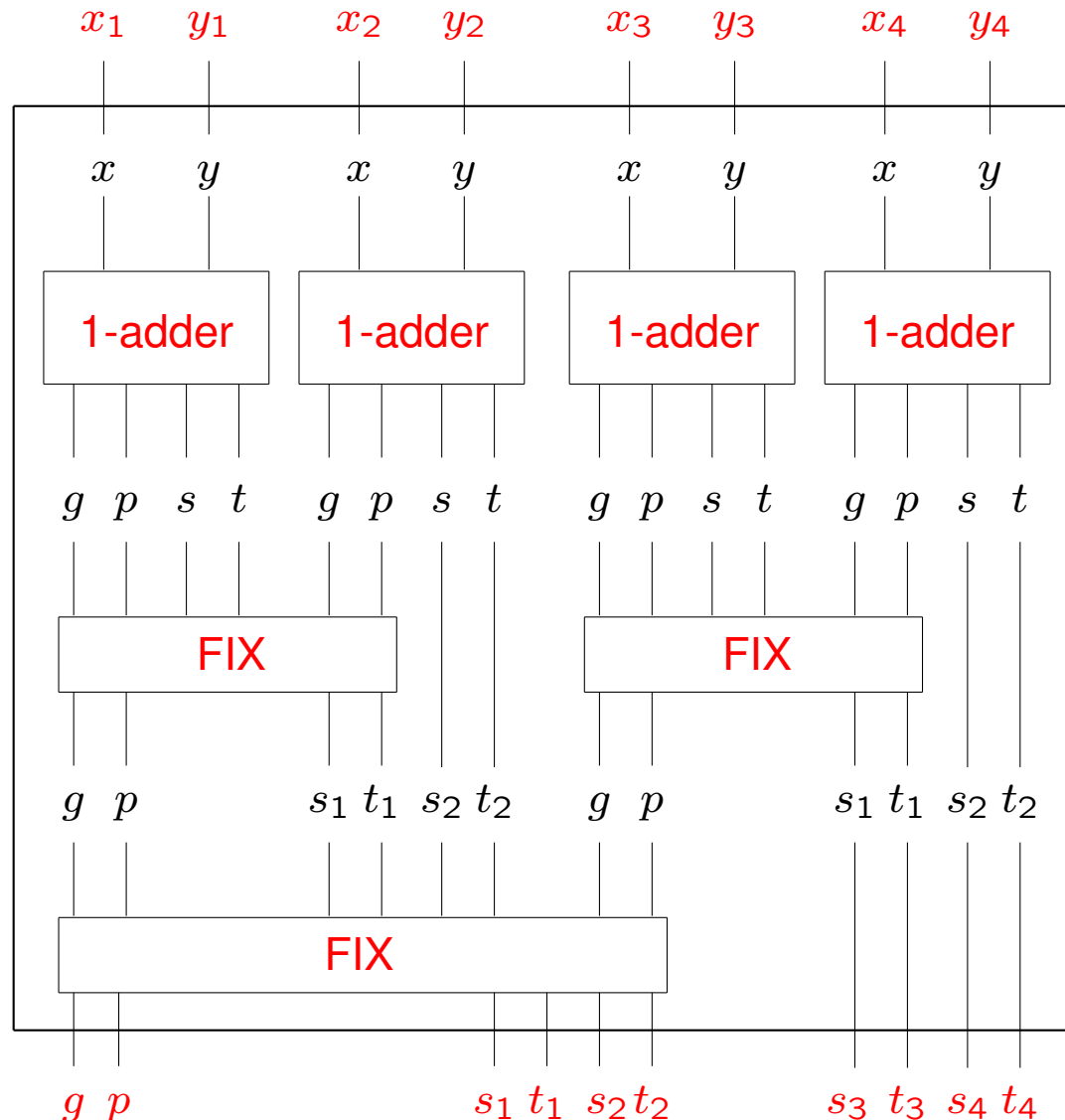


Essas expressões podem ser calculadas por circuitos de no máximo três níveis. O exemplo abaixo é para t_i :



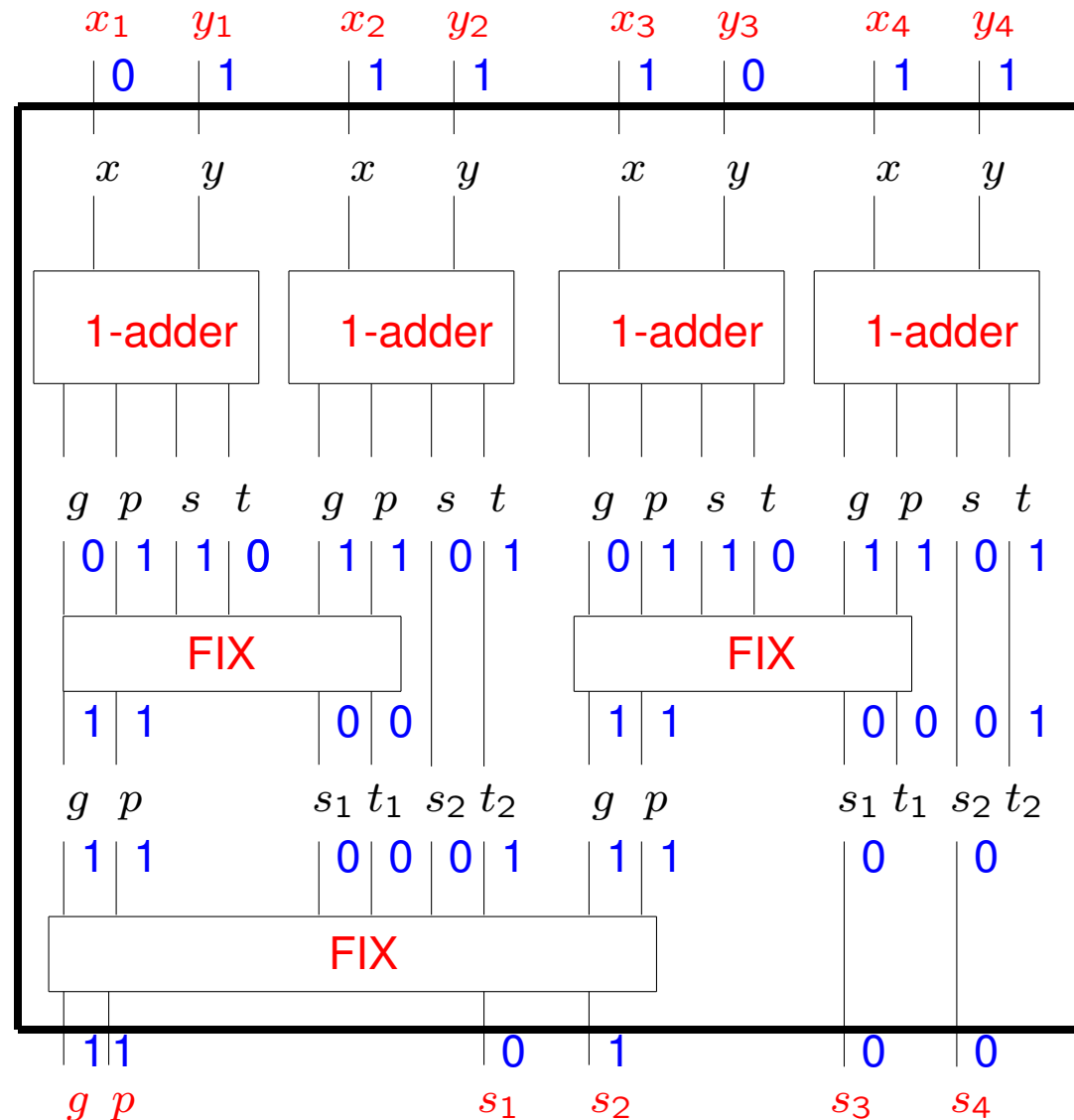
Divisão e conquista: Exemplo 2

Somador para $n = 4$ (Caso genérico)



Divisão e conquista: Exemplo 2

Somador para $n = 4$ (Caso específico)



Divisão e conquista: Exemplo 2

Cálculo do atraso usando DeC

$$\text{Atraso: } \begin{cases} D(1) &= 3 \\ D(2n) &= D(n) + 3 \\ D(n) &= 3(1 + \log n) = O(\log n) \end{cases}$$

Para um somador de 32 bits:

- Divisão e conquista: $3(1 + \log n) = 3(1 + \log 32) = 18$
- *Ripple-carry*: $3n = 96$

Divisão e conquista: Exemplo 2

Comentários sobre este exemplo

- Solução usando divisão e conquista (DeC):
 - Atraso: $O(\log n)$
 - N° de portas: $O(n \log n)$
- Solução *Ripple-Carry Adder*:
 - Atraso: $O(n)$
 - N° de portas: $O(n)$
- A solução DeC apresenta um exemplo onde o aumento do espaço (neste caso portas) possibilita uma diminuição no atraso (tempo, neste caso), ou seja, existe um compromisso **TEMPO × ESPAÇO**.
- A solução apresentada é um exemplo “não tradicional” da técnica DeC já que o sub-problema da esquerda deve gerar duas soluções, uma vez que seu valor depende da solução do sub-problema da direita, ou seja, os sub-problemas não são independentes.

Divisão-e-conquista: Alguns comentários

- Este paradigma não é aplicado apenas a problemas recursivos.
- Existem pelo menos três cenários onde divisão e conquista é aplicado:
 1. Processar independentemente partes do conjunto de dados.
 - Exemplo: Mergesort.
 2. Eliminar partes do conjunto de dados a serem examinados.
 - Exemplo: Pesquisa binária.
 3. Processar separadamente partes do conjunto de dados mas onde a solução de uma parte influencia no resultado da outra.
 - Exemplo: Somador apresentado.

Balanceamento

- No projeto de algoritmos, é importante procurar sempre manter o **balanceamento** na sub-divisão de um problema em partes menores.
- Divisão e conquista não é a única técnica em que balanceamento é útil.
- Considere o seguinte exemplo de ordenação:

EXEMPLO_DE_ORDENAÇÃO(n)

```
1 for  $i = 1..n - 1$  do  
2   Selecione o menor elemento de  $A[i..n]$  e troque-o com o elemento  $A[i]$ .
```

- Inicialmente o menor elemento de $A[1..n]$ é trocado com o elemento $A[1]$.
- O processo é repetido para as seqüências $n - 1, n - 2, \dots, 2$, com os $n - 1, n - 2, \dots, 2$ elementos, respectivamente, sendo que em cada passo o menor elemento é trocado com o elemento $A[i]$.

Balanceamento: Análise do exemplo

O algoritmo leva à equação de recorrência:

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

$$T(1) = 0$$

para o número de comparações entre elementos.

Substituindo:

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

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

$$\vdots$$

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

e adicionando lado a lado, obtemos:

$$T(n) = T(1) + 1 + 2 + \cdots + n - 1 = \frac{n(n - 1)}{2}.$$

Logo, o algoritmo é $O(n^2)$.

Balanceamento: Análise do exemplo

- Embora o algoritmo possa ser visto como uma aplicação recursiva de divisão e conquista, ele não é eficiente para valores grandes de n .
- Para obter eficiência assintótica é necessário fazer um **balanceamento**:
 - Dividir o problema original em dois sub-problemas de tamanhos aproximadamente iguais, ao invés de um de tamanho 1 e o outro de tamanho $n - 1$.
- Comentário:
 - A análise da equação de recorrência nos mostra a razão do comportamento quadrático desse algoritmo.
 - É essa equação também que “sugere” como o algoritmo pode ter um desempenho bem melhor, se um balanceamento for usado.

Exemplo de balanceamento: Mergesort

- **Intercalação:**
 - Unir dois arquivos ordenados gerando um terceiro arquivo ordenado (*merge*).
- Colocar no terceiro arquivo o menor elemento entre os menores dos dois arquivos iniciais, desconsiderando este mesmo elemento nos passos posteriores.
- Este processo deve ser repetido até que todos os elementos dos arquivos de entrada sejam escolhidos.

Algoritmo de ordenação: Mergesort

1. Divida recursivamente o vetor a ser ordenado em dois, até obter n vetores de um único elemento.
2. Aplique a intercalação tendo como entrada dois vetores de um elemento, formando um vetor ordenado de dois elementos.
3. Repita este processo formando vetores ordenados cada vez maiores até que todo o vetor esteja ordenado.

Exemplo de balanceamento: Implementação do Mergesort

MERGESORT(A, i, j)

▷ Parâmetros: A (vetor); i, j (limites inferior e superior da partição)

▷ Variável auxiliar: m (meio da partição)

```
1  if  $i < j$ 
2    then  $m \leftarrow \lfloor \frac{(i+j)}{2} \rfloor$ 
3         MERGESORT( $A, i, m$ )
4         MERGESORT( $A, m + 1, j$ )
5         MERGE( $A, i, m, j$ )
```

Considere n como sendo uma potência de 2.

Merge(A, i, m, j) recebe duas seqüências ordenadas $A[i..m]$ e $A[(m + 1)..j]$ e produz uma outra seqüência ordenada dos elementos de $A[i..m]$ e $A[m + 1..j]$.

Como $A[i..m]$ e $A[m + 1..j]$ estão ordenados, *Merge* requer no máximo $n - 1$ comparações.

Merge seleciona repetidamente o menor dentre os menores elementos restantes em $A[i..m]$ e $A[m + 1..j]$. Caso empate, retira de qualquer uma delas.

Análise do Mergesort

Na contagem de comparações, o comportamento do Mergesort pode ser representado por:

$$\begin{aligned}T(n) &= 2T\left(\frac{n}{2}\right) + n - 1, \\T(1) &= 0.\end{aligned}$$

No caso dessa equação de recorrência sabemos que o custo é (veja a resolução desta equação na parte de indução ou usando o Teorema Mestre):

$$T(n) = n \log n - n + 1.$$

Logo, o algoritmo é $O(n \log n)$.

Balanceamento: Alguns comentários

- Para o problema de ordenação, o balanceamento levou a um resultado muito superior:
 - O custo passou de $O(n^2)$ para $O(n \log n)$.
- Balanceamento é uma técnica presente em diferentes aspectos algorítmicos de Ciência da Computação como Sistemas Operacionais.
- Também é uma técnica importante quando o modelo computacional usado é o PRAM (*Parallel Random Access Machine*).

Programação dinâmica

- Programação não está relacionado com um programa de computador.
 - A palavra está relacionada com um método de solução baseado em tabela.
- Programação dinâmica (PD) × Divisão-e-conquista (DeC):
 - DeC quebra o problema em sub-problemas menores.
 - PD resolve todos os sub-problemas menores mas somente reusa as soluções ótimas.

Programação dinâmica

- Quando

$$\sum \text{Tamanhos dos sub-problemas} = O(n)$$

é provável que o algoritmo recursivo tenha **complexidade polinomial**.

- Quando a divisão de um problema de tamanho n resulta em

$$n \text{ Sub-problemas} \times \text{Tamanho } n - 1 \text{ cada um}$$

é provável que o algoritmo recursivo tenha **complexidade exponencial**.

- Nesse caso, a técnica de programação dinâmica pode levar a um algoritmo mais eficiente.
- A programação dinâmica calcula a solução para todos os sub-problemas, partindo dos sub-problemas menores para os maiores, armazenando os resultados em uma tabela.
- A vantagem é que uma vez que um sub-problema é resolvido, a resposta é armazenada em uma tabela e nunca mais é recalculado.

Programação dinâmica: Produto de n matrizes

- Seja

$$M = M_1 \times M_2 \times \cdots \times M_n,$$

onde M_i é uma matriz com d_{i-1} linhas e d_i colunas, $2 \leq i \leq n$.

→ Isto serve para dizer apenas que a matriz M_i possui uma quantidade de linhas igual a quantidade de colunas de M_{i-1} (d_{i-1}) e uma quantidade de colunas dada por d_i .

- A ordem da multiplicação pode ter um efeito enorme no número total de operações de adição e multiplicação necessárias para obter M .
- Considere o produto de uma matriz $p \times q$ por outra matriz $q \times r$ cujo algoritmo requer $O(pqr)$ operações.
- Considere o produto

$$M = M_1[10, 20] \times M_2[20, 50] \times M_3[50, 1] \times M_4[1, 100],$$

onde as dimensões de cada matriz aparecem entre colchetes.

Programação dinâmica: Produto de n matrizes

Sejam duas possíveis ordens de avaliação dessa multiplicação:

$$M = M_1[10, 20] \times M_2[20, 50] \times M_3[50, 1] \times M_4[1, 100],$$

$$M = M_1 \times (M_2 \times (M_3 \times M_4))$$

$50 \times 1 \times 100 = 5\,000$ operações

$$M = (M_1 \times (M_2 \times M_3)) \times M_4$$

$20 \times 50 \times 1 = 1\,000$ operações

$$M = M_1 \times (M_2 \times M_a), \text{ sendo } M_a[50, 100]$$

$20 \times 50 \times 100 = 100\,000$ operações

$$M = (M_1 \times M_a) \times M_4, \text{ sendo } M_a[20, 1]$$

$10 \times 20 \times 1 = 200$ operações

$$M = M_1 \times M_b, \text{ sendo } M_b[20, 100]$$

$10 \times 20 \times 100 = 20\,000$ operações

$$M = M_b \times M_4, \text{ sendo } M_b[10, 1]$$

$10 \times 1 \times 100 = 1\,000$ operações

Total = 125 000 operações

Total = 2 200 operações

- Tentar todas as ordens possíveis para minimizar o número de operações $f(n)$ é exponencial em n , onde $f(n) \geq 2^{n-2}$.
- Usando programação dinâmica é possível obter um algoritmo $O(n^3)$.

Programação dinâmica: Produto de n matrizes

Seja m_{ij} o menor custo para computar

$$M_i \times M_{i+1} \times \cdots \times M_j, \text{ para } 1 \leq i \leq j \leq n.$$

Neste caso,

$$m_{ij} = \begin{cases} 0, & \text{se } i = j, \\ \text{Min}_{i \leq k < j} (m_{ik} + m_{k+1,j} + d_{i-1}d_kd_j), & \text{se } j > i. \end{cases}$$

- m_{ik} representa o custo mínimo para calcular $M' = M_i \times M_{i+1} \times \cdots \times M_k$.
- $m_{k+1,j}$ representa o custo mínimo para calcular $M'' = M_{k+1} \times M_{k+2} \times \cdots \times M_j$.
- $d_{i-1}d_kd_j$ representa o custo de multiplicar $M'[d_{i-1}, d_k]$ por $M''[d_k, d_j]$.
- m_{ij} , $j > i$ representa o custo mínimo de todos os valores possíveis de k entre i e $j - 1$, da soma dos três termos.

Programação dinâmica: Exemplo

- A solução usando programação dinâmica calcula os valores de m_{ij} na ordem crescente das diferenças nos subscritos.
- O cálculo inicia com m_{ii} para todo i , depois $m_{i,i+1}$ para todo i , depois $m_{i,i+2}$, e assim sucessivamente.
- Desta forma, os valores m_{ik} e $m_{k+1,j}$ estarão disponíveis no momento de calcular m_{ij} .
- Isto acontece porque $j - i$ tem que ser estritamente maior do que ambos os valores de $k - i$ e $j - (k + 1)$ se k estiver no intervalo $i \leq k < j$.

Programação dinâmica: Implementação

AVALIAMULTMATRIZES($n, d[0..n]$)

▷ Parâmetro: n (nº de matrizes); $d[0..n]$ (dimensões das matrizes)

▷ Constante e variáveis auxiliares:

$MaxInt$ = maior inteiro

$i, j, k, h, n, temp$

$m[1..n, 1..n]$

```
1  for  $i \leftarrow 1$  to  $n$ 
2      do  $m[i, i] \leftarrow 0$ 
3  for  $h \leftarrow 1$  to  $n - 1$ 
4      do for  $i \leftarrow 1$  to  $n - h$ 
5          do  $j \leftarrow i + h$ 
6               $m[i, j] \leftarrow MaxInt$ 
7              for  $k \leftarrow i$  to  $j - 1$  do
8                   $temp \leftarrow m[i, k] + m[k + 1, j] + d[i - 1] \times d[k] \times d[j]$ 
9                  if  $temp < m[i, j]$ 
10                     then  $m[i, j] \leftarrow temp$ 
11  print  $m$ 
```

→ A execução de AVALIAMULTMATRIZES obtém o custo mínimo para multiplicar as n matrizes, assumindo que são necessárias pqr operações para multiplicar uma matriz $p \times q$ por outra matriz $q \times r$.

Programação dinâmica: Implementação

A multiplicação de

$$M = M_1[10, 20] \times M_2[20, 50] \times M_3[50, 1] \times M_4[1, 100],$$

sendo

d	10	20	50	1	100
	0	1	2	3	4

produz como resultado

$m_{11} = 0$	$m_{22} = 0$	$m_{33} = 0$	$m_{44} = 0$
$m_{12} = 10.000$ $M_1 \times M_2$	$m_{23} = 1.000$ $M_2 \times M_3$	$m_{34} = 5.000$ $M_3 \times M_4$	
$m_{13} = 1.200$ $M_1 \times (M_2 \times M_3)$	$m_{24} = 3.000$ $(M_2 \times M_3) \times M_4$		
$m_{14} = 2.200$ $(M_1 \times (M_2 \times M_3)) \times M_4$			

Programação dinâmica: Princípio da otimalidade

- A ordem de multiplicação pode ser obtida registrando o valor de k para cada entrada da tabela que resultou no mínimo.
- Essa solução eficiente está baseada no **princípio da otimalidade**:
 - Em uma seqüência ótima de escolhas ou de decisões cada sub-seqüência deve também ser ótima.
- Cada sub-seqüência representa o custo mínimo, assim como m_{ij} , $j > i$.
- Assim, todos os valores da tabela representam escolhas ótimas.

Aplicação do princípio da otimalidade

- O princípio da otimalidade não pode ser aplicado indiscriminadamente.
- Se o princípio não se aplica é provável que não se possa resolver o problema com sucesso por meio de programação dinâmica.
 - Quando, por exemplo, o problema utiliza recursos limitados e o total de recursos usados nas sub-instâncias é maior do que os recursos disponíveis.
- Exemplo do princípio da otimalidade: suponha que o caminho mais curto entre Belo Horizonte e Curitiba passa por Campinas. Logo,
 - o caminho entre BH e Campinas também é o mais curto possível;
 - como também é o caminho entre Campinas e Curitiba;
 - ➔ Logo, o princípio da otimalidade se aplica.

Não aplicação do princípio da otimalidade

Seja o problema de encontrar o caminho mais longo entre duas cidades. Temos que:

- Um caminho simples nunca visita uma mesma cidade duas vezes.
- Se o caminho mais longo entre Belo Horizonte e Curitiba passa por Campinas, isso não significa que o caminho possa ser obtido tomando o caminho simples mais longo entre Belo Horizonte e Campinas e depois o caminho simples mais longo entre Campinas e Curitiba.
 - Observe que o caminho simples mais longo entre BH e Campinas pode passar por Curitiba!
- Quando os dois caminhos simples são agrupados não existe uma garantia que o caminho resultante também seja simples.
- Logo, o princípio da otimalidade não se aplica.

Quando aplicar PD?

- Problema computacional deve ter uma formulação recursiva.
- Não deve haver ciclos na formulação (usualmente o problema deve ser reduzido a problemas menores).
- Número total de instâncias do problema a ser resolvido deve ser pequeno (n).
- Tempo de execução é $O(n) \times$ tempo para resolver a recursão.
- PD apresenta sub-estrutura ótima:
 - Solução ótima para o problema contém soluções ótimas para os sub-problemas.
- Sobreposição de sub-problemas:
 - Número total de sub-problemas distintos é pequeno comparado com o tempo de execução recursivo.

Algoritmos gulosos

- Aplicado a problemas de otimização.
- Seja o algoritmo para encontrar o caminho mais curto entre dois vértices de um grafo:
 - Escolhe a aresta que parece mais promissora em qualquer instante.
- Assim,
 - independente do que possa acontecer mais tarde, nunca reconsidera a decisão.
 - não necessita avaliar alternativas, ou usar procedimentos sofisticados para desfazer decisões tomadas previamente.

Características dos algoritmos gulosos

Problema geral

- Dado um conjunto C , determine um sub-conjunto $S \subseteq C$ tal que:
 - S satisfaz uma dada propriedade P , e
 - S é mínimo (ou máximo) em relação a algum critério α .
- O **algoritmo guloso** para resolver o problema geral consiste em um processo iterativo em que S é construído adicionando-se ao mesmo elementos de C um a um.

Características dos algoritmos gulosos

- Para construir a solução ótima existe um conjunto ou lista de candidatos.
- São acumulados um conjunto de candidatos considerados e escolhidos, e o outro de candidatos considerados e rejeitados.
- Existe uma função que verifica se um conjunto particular de candidatos produz uma *solução* (sem considerar otimalidade no momento).
- Outra função verifica se um conjunto de candidatos é *viável* (também sem preocupar com a otimalidade).
- Uma *função de seleção* indica a qualquer momento quais dos candidatos restantes é o mais promissor.
- Uma *função objetivo* fornece o valor da solução encontrada, como o comprimento do caminho construído (não aparece de forma explícita no algoritmo guloso).

Estratégia do algoritmo guloso

GULOSO(C)

```
1  $S \leftarrow \emptyset$ 
2 while ( $C \neq \emptyset \wedge \neg \text{Solução}(S)$ )
3   do  $x \leftarrow \text{Seleciona}(C)$ 
4      $C \leftarrow C - x$ 
5     if  $\text{Viável}(S + x)$ 
6       then  $S \leftarrow S + x$ ;
7 if  $\text{Solução}(S)$ 
8   then return ( $S$ )
9 else return ( $\emptyset$ )
```

- ▷ C é o conjunto de candidatos
- ▷ S contém conjunto solução, inicialmente vazio
- ▷ \exists candidatos e não achou uma solução?
- ▷ Seleciona o próximo candidato
- ▷ Remove esse candidato do conjunto C
- ▷ A solução é viável?
- ▷ Sim, incorpora o candidato à solução
- ▷ Obteve uma solução?
- ▷ Sim, retorna a solução
- ▷ Não!

- Inicialmente, o conjunto S de candidatos escolhidos está vazio (linha 1).
- A cada passo, testa se o aumento de S constitui uma solução e ainda existem candidatos a serem avaliados (condição linha 2).
- O melhor candidato restante ainda não tentado é considerado e removido de C (linhas 3 e 4). O critério de escolha é ditado pela função de seleção (linha 3).
- Se o conjunto aumentado de candidatos se torna viável, o candidato é adicionado ao conjunto S de candidatos escolhidos. Caso contrário, é rejeitado (linhas 5 e 6).
- Ao final do processo, testa se há uma solução (linha 7) que é retornada (linha 8) ou não (linha 9).

Características da implementação de algoritmos gulosos

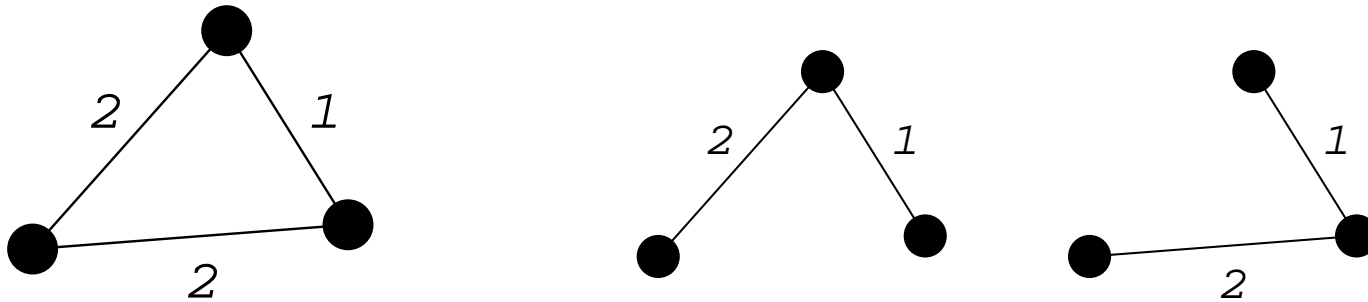
- Quando funciona corretamente, a primeira solução encontrada é sempre ótima.
- A função de seleção é geralmente relacionada com a função objetivo.
- Se o objetivo é:
 - Maximizar \Rightarrow provavelmente escolherá o candidato restante que proporcione o maior ganho individual.
 - Minimizar \Rightarrow então será escolhido o candidato restante de menor custo.
- O algoritmo nunca muda de idéia:
 - Um candidato escolhido e adicionado à solução passa a fazer parte dessa solução permanentemente.
 - Um candidato excluído do conjunto solução, não é mais reconsiderado.

Árvore geradora mínima

- Definição: Uma árvore geradora de um grafo $G = (V, E)$ é um subgrafo de G que é uma árvore e contém todos os vértices de G . Num grafo com pesos, o peso de um subgrafo é a soma dos pesos das arestas deste subgrafo. Uma *árvore geradora mínima* para um grafo com pesos é uma árvore geradora com peso mínimo.
- Problema: Determinar a *árvore geradora mínima* (em inglês, *minimum spanning tree*), de um grafo com pesos.
- Aplicações: Determinar a maneira mais barata de se conectar um conjunto de terminais, sejam eles cidades, terminais elétricos, computadores, ou fábricas, usando-se, por exemplo, estradas, fios, ou linhas de comunicação

Árvore geradora mínima: Soluções

O exemplo abaixo mostra que um grafo pode ter mais de uma árvore geradora mínima.



Grafo conexo

- Um grafo é *conexo* se, para cada par de vértices v e w , existir um caminho de v para w .
- Observações:
 - Se G não for conexo ele não possui nenhuma árvore geradora, muito menos uma que seja mínima.
 - Neste caso ele teria uma floresta geradora.
- Para simplificar a apresentação do algoritmo para árvore geradora mínima, vamos assumir que G é conexo. É fácil estender o algoritmo (e sua justificativa) para determinar uma floresta de árvores geradoras mínimas.

Árvore geradora mínima

Algoritmo de Dijkstra–Prim (1959/57)

O algoritmo de Dijkstra–Prim começa selecionando um vértice arbitrário, e depois “aumenta” a árvore construída até então escolhendo um novo vértice (e um nova aresta) a cada iteração. Durante a execução do algoritmo, podemos imaginar os vértices divididos em três categorias:

1. *Vértices da árvore*: aqueles que fazem parte da árvore construída até então;
2. *Vértices da borda*: não estão na árvore, mas são adjacentes a algum vértice da árvore;
3. *Vértices não-vistos*: todos os outros.

Árvore geradora mínima

Algoritmo de Dijkstra–Prim

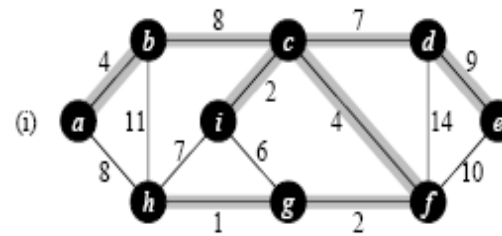
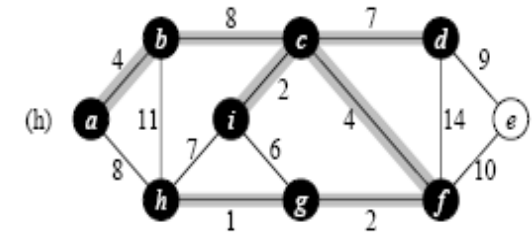
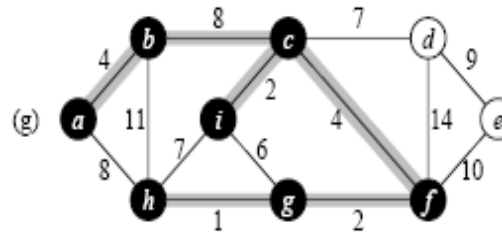
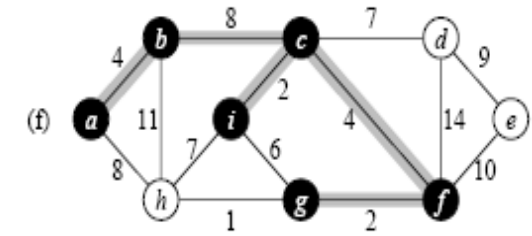
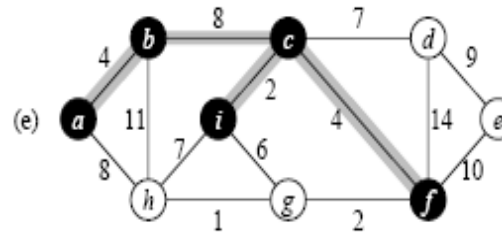
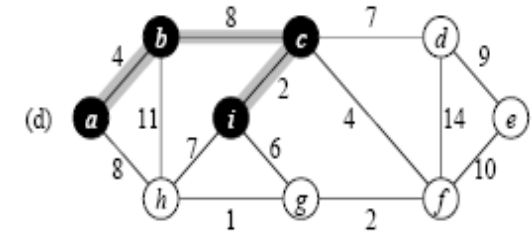
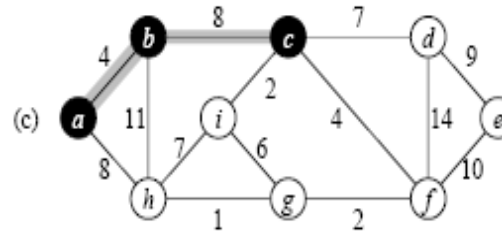
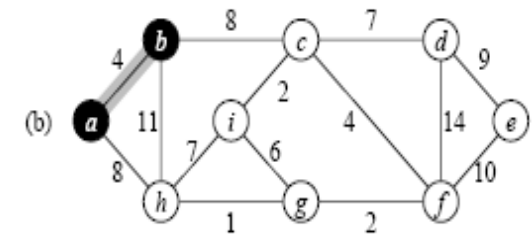
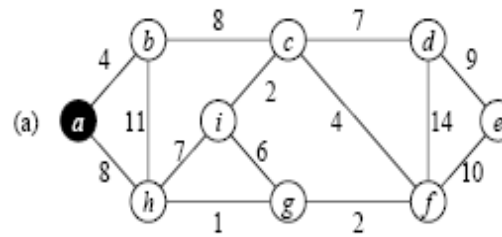
O principal passo do algoritmo é a seleção de um vértice da borda e de uma aresta incidente a este vértice. O algoritmo de Dijkstra–Prim sempre escolhe uma aresta entre um vértice da árvore e um vértice da borda que tenha peso mínimo. A estrutura geral do algoritmo pode ser descrita do seguinte modo:

DIJKSTRA-PRIM(*Grafo*)

- 1 Seleciona um vértice arbitrário para inicializar a árvore;
- 2 **while** existem vértices da borda
- 3 **do** Seleciona uma aresta de peso mínimo entre um vértice da árvore e um vértice da borda;
- 4 Adiciona a aresta selecionada e o vértice da borda à árvore;

Algoritmo de Dijkstra-Prim

- Idéia básica:
 - Tomando como vértice inicial A , crie uma fila de prioridades classificada pelos pesos das arestas conectando A .
 - Repita o processo até que todos os vértices tenham sido visitados.



Princípio da técnica de algoritmos gulosos

- A cada passo faça a melhor escolha:
 - Escolha local é ótima.
- Objetivo:
 - A solução final ser ótima também.
- Sempre funciona?
 - Não. Por exemplo, *0–1 Knapsack Problem*.
- Propriedades de problemas que, em geral, levam ao uso da estratégia gulosa:
 - Propriedade da escolha gulosa.
 - Sub-estrutura ótima.

Propriedade da escolha gulosa

- Solução global ótima pode ser obtida a partir de escolhas locais ótimas.
- Estratégia diferente de programação dinâmica (PD).
- Uma vez feita a escolha, resolve o problema a partir do “estado” em que se encontra.
- Escolha na técnica gulosa depende só do que foi feito e não do que será feito no futuro.
- Progride na forma *top-down*:
 - Através de iterações vai “transformando” uma instância do problema em uma outra menor.

Propriedade da escolha gulosa

- Estratégia da prova que a escolha gulosa leva a uma solução global ótima:
 - Examine a solução global ótima.
 - Mostre que a solução pode ser modificada de tal forma que uma escolha gulosa pode ser aplicada como primeiro passo.
 - Mostre que essa escolha reduz o problema a um similar mas menor.
 - Aplique indução para mostrar que uma escolha gulosa pode ser aplicada a cada passo.

Sub-estrutura ótima

- Um problema exhibe sub-estrutura ótima se uma solução ótima para o problema é formada por soluções ótimas para os sub-problemas.
- Técnicas de escolha gulosa e programação dinâmica possuem essa característica.

Técnica gulosa vs. Programação dinâmica

- Possuem sub-estrutura ótima.
- Programação dinâmica:
 - Faz uma escolha a cada passo.
 - Escolha depende das soluções dos sub-problemas.
 - Resolve os problemas *bottom-up*.
- Técnica gulosa:
 - Trabalha na forma *top-down*.

Diferenças das duas técnicas através de um exemplo

- Problema da Mochila (enunciado):
 - Um ladrão acha n itens numa loja.
 - Item i vale v_i unidades (dinheiro, e.g., R\$, US\$, etc).
 - Item i pesa w_i unidades (kg, etc).
 - v_i e w_i são inteiros.
 - Consegue carregar W unidades no máximo.
 - Deseja carregar a “carga” mais valiosa.

Versões do Problema da Mochila

- Problema da Mochila 0–1 ou (*0–1 Knapsack Problem*):
 - O item i é levado integralmente ou é deixado.
- Problema da Mochila Fracionário:
 - Fração do item i pode ser levada.

Considerações sobre as duas versões

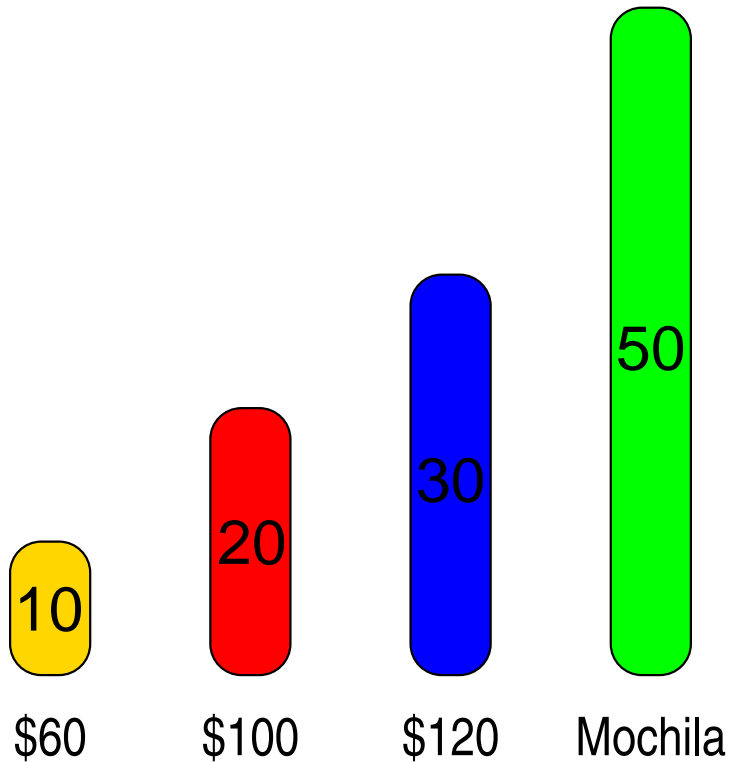
- Possuem a propriedade de sub-estrutura ótima.
- Problema inteiro:
 - Considere uma carga que pesa no máximo W com n itens.
 - Remova o item j da carga (específico mas genérico).
 - Carga restante deve ser a mais valiosa pesando no máximo $W - w_j$ com $n - 1$ itens.
- Problema fracionário:
 - Considere uma carga que pesa no máximo W com n itens.
 - Remova um peso w do item j da carga (específico mas genérico).
 - Carga restante deve ser a mais valiosa pesando no máximo $W - w$ com $n - 1$ itens mais o peso $w_j - w$ do item j .

Considerações sobre as duas versões

- Problema inteiro:
 - Não é resolvido usando a técnica gulosa.
- Problema fracionário:
 - É resolvido usando a técnica gulosa.
- Estratégia para resolver o problema fracionário:
 - Calcule o valor por unidade de peso $\frac{v_i}{w_i}$ para cada item.
 - Estratégia gulosa é levar tanto quanto possível do item de maior valor por unidade de peso.
 - Repita o processo para o próximo item com esta propriedade até alcançar a carga máxima.
- Complexidade para resolver o problema fracionário:
 - Ordene os itens i ($i = 1 \dots n$), pelas frações $\frac{v_i}{w_i}$.
 - $O(n \log n)$.

Exemplo: Situação inicial

Problema 0-1

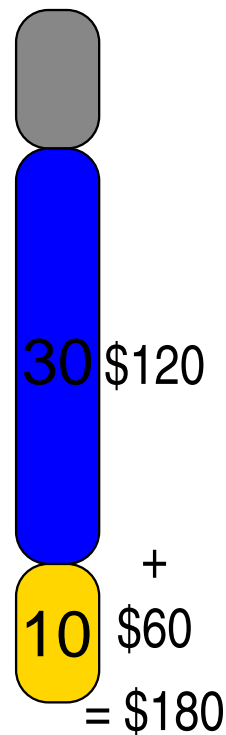
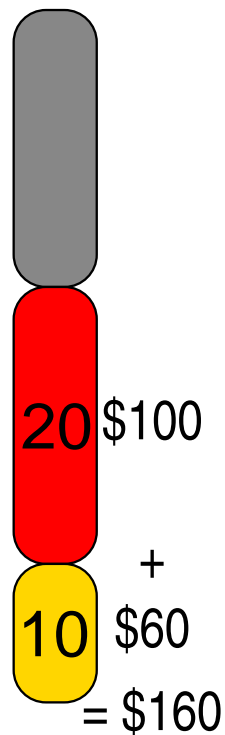
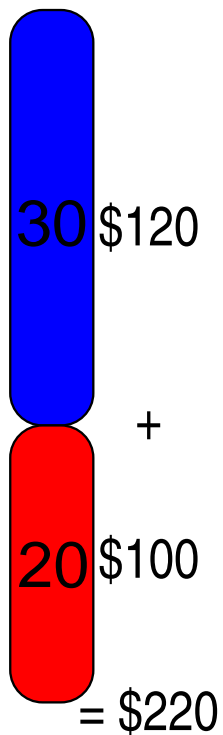


Item	Peso	Valor	V/P
1	10	60	6
2	20	100	5
3	30	120	4

Carga máxima da mochila: 50

Exemplo: Estratégia gulosa

Problema 0-1



Soluções possíveis:

#	Item (Valor)
1	2 + 3 = 100 + 120 = 220
2	1 + 2 = 60 + 100 = 160
3	1 + 3 = 60 + 120 = 180

→ Solução 2 é a gulosa.

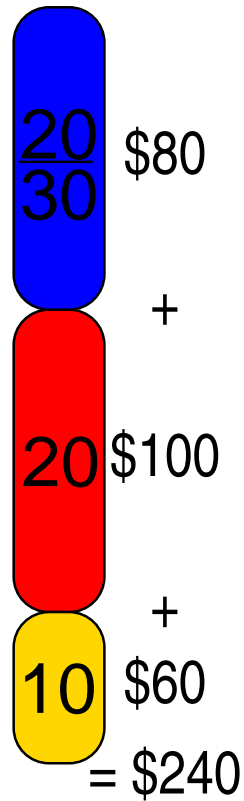
Exemplo: Estratégia gulosa

Problema 0–1

- Considerações:
 - Levar o item 1 faz com que a mochila fique com espaço vazio
 - Espaço vazio diminui o valor efetivo da relação $\frac{v}{w}$
 - Neste caso deve-se comparar a solução do sub-problema quando:
Item é incluído na solução × Item é excluído da solução
 - Passam a existir vários sub-problemas
 - Programação dinâmica passa a ser a técnica adequada

Exemplo: Estratégia gulosa

Problema Fracionário



Item	Peso	Valor	Fração
1	10	60	1
2	20	100	1
3	30	80	2/3

→ Total = 240.

→ Solução ótima!

Algoritmos aproximados

- Problemas que somente possuem algoritmos exponenciais para resolvê-los são considerados “difíceis”.
- Problemas considerados intratáveis ou difíceis são muito comuns, tais como:
 - Problema do caixeiro viajante cuja complexidade de tempo é $O(n!)$.
- Diante de um problema difícil é comum remover a exigência de que o algoritmo tenha sempre que obter a solução ótima.
- Neste caso procuramos por algoritmos eficientes que não garantem obter a solução ótima, mas uma que seja a mais próxima possível da solução ótima.

Tipos de algoritmos aproximados

- **Heurística:** é um algoritmo que pode produzir um bom resultado, ou até mesmo obter a solução ótima, mas pode também não produzir solução alguma ou uma solução que está distante da solução ótima.
- **Algoritmo aproximado:** é um algoritmo que gera *soluções aproximadas* dentro de um limite para a razão entre a solução ótima e a produzida pelo algoritmo aproximado (comportamento monitorado sob o ponto de vista da qualidade dos resultados).