



## Estruturas de Dados

# Análise de complexidade de algoritmos

Professores: Anisio Lacerda

Wagner Meira Jr.

#### Análise de complexidade de algoritmos

Nosso objetivo agora é calcular a ordem de complexidade de nossos algoritmos.

- Análise de algoritmos iterativos simples
- Análise de algoritmos recursivos
  - Como obter uma relação de recorrência
  - Como calcular a ordem de complexidade a partir da relação de recorrência

 Em algoritmos mais simples calculamos a função de complexidade.

```
void func(int *v, int n) {
   int i, j, sum = 0;
  for (i = 0; i < n; i++)
     sum += v[i];
  for (i = 1; i < n; i++)
     for (j = 1; j < n; j++)
       sum += v[j];
```

```
void func(int *v, int n) {
   int i, j, sum = 0;
  for (i = 0; i < n; i++)
     sum += v[i];
  for (i = 1; i < n; i++)
     for (j = 1; j < n; j++)
       sum += v[j];
```

```
void func(int *v, int n) {
    int i, j, sum = 0;
n | for (i = 0; i < n; i++)
sum += v[i];</pre>
    for (i = 1; i < n; i++)
       for (j = 1; j < n; j++)
          sum += v[j];
```

$$f(n) = n + (n-1)(n-1) = n^2 - n + 1$$

```
void func(int *v, int n) {
           int i, j, sum = 0;
    n | for (i = 0; i < n; i++)
sum += v[i];</pre>
n-1 { for (i = 1; i < n; i++)
    for (j = 1; j < n; j++)
        sum += v[j];</pre>
```

$$f(n) = n + (n-1)(n-1) = n^2 - n + 1$$

```
void func(int *v, int n) {
             int i, j, sum = 0;
     n | for (i = 0; i < n; i++)
sum += v[i];</pre>
n-1 \begin{cases} \text{for (i = 1; i < n; i++)} \\ \text{for (j = 1; j < n; j++)} \\ \text{sum += v[j];} \end{cases} n-1
```

```
void func(int *v, int n) {
             int i, j, sum = 0;
     n | for (i = 0; i < n; i++)
sum += v[i];</pre>
n-1 = \begin{cases} \text{for (i = 1; i < n; i++)} \\ \text{for (j = 1; j < n; j++)} \\ \text{sum += v[j];} \end{cases} n-1
```

$$f(n) = n + (n-1)(n-1) = n^2 - n + 1$$

• Agora vamos mostrar que a função de complexidade pertence a  $O(n^2)$ .

$$\exists c, m > 0 \text{ tais que}$$
  
 $n^2 - n + 1 \le cn^2, \forall n \ge m$   
tome  $c = 1$  e  $m = 1$   
 $n^2 - n + 1 \le n^2, \forall n \ge 1$   
 $-n + 1 \le 0, \forall n \ge 1$   
 $1 \le n, \forall n \ge 1$ 

```
int Max(int *A, int n) {
    int i, temp;

temp = A[0];
for (i = 1; i < n; i++)
    if (temp < A[i])
        temp = A[i];
    return Temp;
}</pre>
```

```
int Max(int *A, int n) {
    int i, temp;

temp = A[0];
for (i = 1; i < n; i++)
    if (temp < A[i])
    temp = A[i];
    return Temp;
}</pre>
```

```
int Max(int *A, int n) { f(n) = n - 1 int i, temp; f(n) = n - 1 temp = A[0]; f(i = 1; i < n; i++) if (temp < A[i]) f(i = n - 1) temp = A[i]; f(n) = n - 1 return Temp;
```

```
int Max(int *A, int n) { f(n) = n - 1 int i, temp; f(n) = \Theta(n) temp = A[0]; for (i = 1; i < n; i++) if (temp < A[i]) temp = A[i]; return Temp; }
```

```
void MaxMin1(int *A, int n, int *Max, int
*Min) {
   int i;
   *Max = A[0]; *Min = A[0];
   for (i = 1; i < n; i++) {
      if (A[i] > *Max) *Max = A[i];
      if (A[i] < *Min) *Min = A[i];
```

```
void MaxMin1(int *A, int n, int *Max, int
*Min) {
   int i;
   *Max = A[0]; *Min = A[0];
   for (i = 1; i < n; i++) {
       if (A[i] > *Max) *Max = A[i]; 2n - 1 if (A[i] < *Min) *Min = A[i];
                  f(n) = 2n - 1
```

```
void MaxMin1(int *A, int n, int *Max, int
*Min) {
   int i;
   *Max = A[0]; *Min = A[0];
   for (i = 1; i < n; i++) {
       if (A[i] > *Max) *Max = A[i]; 2n - 1 if (A[i] < *Min) *Min = A[i];
                  f(n) = 2n - 1
                  f(n) = \Theta(n)
```

```
void MaxMin2(int *A, int n, int *Max, int
*Min) {
   int i;
   *Max = A[0]; *Min = A[0];
   for (i = 1; i < n; i++) {
      if (A[i] > *Max) *Max = A[i];
      else if (A[i] < *Min) *Min = A[i];
   }
}</pre>
```

```
void MaxMin2(int *A, int n, int *Max, int
*Min) {
   int i;
   *Max = A[0]; *Min = A[0];
   for (i = 1; i < n; i++) {
      if (A[i] > *Max) *Max = A[i];
      else if (A[i] < *Min) *Min = A[i];
   }
}</pre>
```

- Melhor caso: f(n) = n 1
- Pior caso: f(n) = 2(n-1)
- Caso médio:  $f(n) = \frac{3}{2}(n-1)$

```
void MaxMin2(int *A, int n, int *Max, int
*Min) {
   int i;
   *Max = A[0]; *Min = A[0];
   for (i = 1; i < n; i++) {
      if (A[i] > *Max) *Max = A[i];
      else if (A[i] < *Min) *Min = A[i];
```

- Melhor caso: f(n) = n 1  $f(n) = \Omega(n)$
- Pior caso: f(n) = 2(n-1)
- Caso médio:  $f(n) = \frac{3}{2}(n-1)$

```
void MaxMin2(int *A, int n, int *Max, int
*Min) {
   int i;
   *Max = A[0]; *Min = A[0];
   for (i = 1; i < n; i++) {
      if (A[i] > *Max) *Max = A[i];
      else if (A[i] < *Min) *Min = A[i];
   }
}</pre>
```

- Melhor caso: f(n) = n 1  $f(n) = \Omega(n)$
- Pior caso: f(n) = 2(n-1) f(n) = O(n)
- Caso médio:  $f(n) = \frac{3}{2}(n-1)$

- Melhor caso: f(n) = n 1  $f(n) = \Omega(n)$
- Pior caso: f(n) = 2(n-1) f(n) = O(n)
- Caso médio:  $f(n) = \frac{3}{2}(n-1)$
- Pelo teorema visto na aula passada não precisamos nem analisar o caso médio, podemos concluir que:

$$f(n) = \Theta(n)$$

```
int Pesquisa(TipoRegistro *A, int n, int chave) {
   int i;
   i = 0;
   while(i < n) {
      if (A[i].chave == chave) {
        break;
      }
      i++;
   }
   return i;
}</pre>
```

```
int Pesquisa(TipoRegistro *A, int n, int chave) {
   int i;
   i = 0;
  while(i < n) {</pre>
      if (A[i].chave == chave) {
        break;
      i++;
   return i;
 Melhor caso: f(n) = 1
Pior caso: f(n) = n
```

**Caso médio:**  $f(n) = \frac{(n+1)}{2}$ 

```
int Pesquisa(TipoRegistro *A, int n, int chave) {
   int i;
   i = 0;
   while(i < n) {</pre>
      if (A[i].chave == chave) {
         break;
      i++;
   return i;
 Melhor caso: f(n) = 1 f(n) = \Omega(1)
Pior caso: f(n) = n
Caso médio: f(n) = \frac{(n+1)}{2}
```

```
int Pesquisa(TipoRegistro *A, int n, int chave) {
   int i;
   i = 0;
  while(i < n) {</pre>
      if (A[i].chave == chave) {
         break;
      i++;
   return i;
 Melhor caso: f(n) = 1 f(n) = \Omega(1)
Pior caso: f(n) = n f(n) = O(n)
Caso médio: f(n) = \frac{(n+1)}{2}
```

```
int Pesquisa(TipoRegistro *A, int n, int chave) {
   int i;
   i = 0;
   while(i < n) {</pre>
      if (A[i].chave == chave) {
         break;
      i++;
   return i;
 Melhor caso: f(n) = 1 f(n) = \Omega(1)
■ Pior caso: f(n) = n f(n) = O(n)
Caso médio: f(n) = \frac{(n+1)}{2} f(n) = O(n)
```

```
int Fatorial(int n) {
   int r = n;
   n--;
   while(n > 0) {
      r *= n;
      n--;
   }
   return r;
}
```

```
int Fatorial(int n) {
   int r = n;
   n--;
   while(n > 0) {
      r *= n;
      n--;
   }
   return r;
}
```

$$f(n) = n - 1$$

$$f(n) = \Theta(n)$$

#### Algoritmos recursivos

 Mas e se implementarmos a função fatorial conforme o código abaixo? Como calculamos a complexidade assintótica?

```
int Fatorial(int n) {
   if(n <= 0)
      return 1;
   else
      return n * Fatorial(n-1);
}</pre>
```

 Primeiramente vamos nos lembrar como é a forma de um algoritmo recursivo. Eles são tipicamente divididos em duas partes.

```
int Fatorial(int n) {
   if(n <= 0)
      return 1;
   else
      return n * Fatorial(n-1);
}</pre>
```

 A primeira é a condição de parada ou caso base. Neste caso a função não chama a si mesma, geralmente retorna algum valor.

```
int Fatorial(int n) {
   if(n <= 0)
     return 1;
   else
     return n * Fatorial(n-1);
}</pre>
```

 A segunda é a chamada recursiva ou caso recursivo. Este é o caso o qual a função chama a si mesma.

```
int Fatorial(int n) {
   if(n <= 0)
     return 1;

else
   return n * Fatorial(n-1);
}</pre>
```

- É importante lembrar que funções recursivas não necessariamente precisam ser funções que chamam a si próprias.
- Por exemplo podemos ter uma função que A chama uma função B, e a função B chama A novamente.
- Também é importante se lembrar que cada chamada recursiva ocupa espaço na memória, criando o que chamamos de pilha de execução.

#### Pilha de execução

```
int fat (int n) {
   if (n \le 0)
      return 1;
   else
      return n * fat(n-1);
main() {
  int f;
  f = fat(4);
  printf("%d",f);
```

<b>fat(0)</b>	1
fat(1)	1
fat(2)	2
fat(3)	6
fat(4)	24
Main()	

pilha de execução

#### Pilha de execução

```
int r = n;
   n--;
   while (n > 0) {
      r*=n;
      n--;
main() {
  int f;
  f = fat(4);
  printf("%d",f);
```

int fat (int n) {

```
fat(4) 24
Main()
```

pilha de execução

- Para calcular o tempo de execução de um algoritmo recursivo utilizamos um recurso matemático chamado relações de recorrência.
  - Estruturalmente relações de recorrência se assemelham muito aos algoritmos recursivos.
     Elas também possuem um caso base e um caso recursivo.
- Iremos definir então uma relação de recorrência T(n) que descreve o tempo de execução do nosso algoritmo para uma entrada n.

• Qual é o caso mais simples do nosso algoritmo fatorial?

```
int Fatorial(int n) {
   if(n <= 0)
      return 1;
   else
      return n * Fatorial(n-1);
}</pre>
```

- Qual é o caso mais simples do nosso algoritmo fatorial?
- Esse caso conseguimos calcular o custo.

- Qual é o caso mais simples do nosso algoritmo fatorial?
- Esse caso conseguimos calcular o custo.
- Considere c uma constante positiva.
- Calculamos então o caso base da nossa relação T(n).

```
int Fatorial(int n) {
   if(n <= 0)
      return 1;
   else
      return n * Fatorial(n-1);
}</pre>
T(n) := \left\{c, \text{ se } n <= 0\right\}
```

Agora vamos pensar no custo do caso recursivo.

```
int Fatorial(int n) {
   if(n <= 0)
     return 1;

else
   return n * Fatorial(n-1);
}</pre>
```

- Agora vamos pensar no custo do caso recursivo.
- Existe um custo constante d do produto.

```
int Fatorial(int n) {
   if(n <= 0)
     return 1;

else
   return n * Fatorial(n-1);
}</pre>
```

- Agora vamos pensar no custo do caso recursivo.
- Existe um custo constante d do produto.
- Se T(n) é o tempo gasto para calcular fatorial de n, então o tempo necessário para calcular fatorial de n-1 é T(n-1).

```
int Fatorial(int n) {
   if(n <= 0)
      return 1;

else
   return n * Fatorial(n-1);
}</pre>
```

- Agora vamos pensar no custo do caso recursivo.
- Existe um custo constante d do produto.
- Se T(n) é o tempo gasto para calcular fatorial de n, então o tempo necessário para calcular fatorial de n-1 é T(n-1).
- Concluindo então o nosso caso recursivo.

Como calcular a ordem de complexidade de uma relação de recorrência?

- Como calcular a ordem de complexidade de uma relação de recorrência?
- A ideia gira em torno de expandir os termos do caso recursivo e concluir algo a respeito disso.

$$T(n) := \begin{cases} c, & \text{se } n <= 0 \\ d + T(n-1), & \text{se } n > 0 \end{cases}$$

- Como calcular a ordem de complexidade de uma relação de recorrência?
- A ideia gira em torno de expandir os termos do caso recursivo e concluir algo a respeito disso.

$$T(n) := \begin{cases} c, & \text{se } n <= 0 \\ d + T(n-1), & \text{se } n > 0 \end{cases} \qquad T(n) = d + T(n-1) \\ T(n-1) = d + T(n-2) \\ T(n-2) = d + T(n-3) \\ \cdots \\ T(1) = d + T(0) \end{cases}$$

$$T(n) := \begin{cases} c, & \text{se } n <= 0 \\ d + T(n-1), & \text{se } n > 0 \end{cases} \qquad T(n) = d + T(n-1) \\ T(n-1) = d + T(n-2) \\ T(n-2) = d + T(n-3) \\ \cdots \\ T(1) = d + T(0) \end{cases}$$

$$T(n) = d + d + d + \cdots + d + c$$
  $T(n) = d + T(n - 1)$   
 $T(n - 1) = d + T(n - 2)$   
 $T(n - 2) = d + T(n - 3)$   
...  
 $T(1) = d + T(0)$ 

$$T(n) = d+d+d+\cdots+d+c$$
  $T(n) = d+T(n-1)$   $T(n-1) = d+T(n-2)$   $T(n-2) = d+T(n-3)$   $\cdots$   $T(1) = d+T(0)$ 

$$T(n) = \underbrace{d+d+d+\cdots+d}_{} + c \qquad T(n) = d+T(n-1)$$

$$n \text{ vezes} \qquad T(n-1) = d+T(n-2)$$

$$T(n) = dn+c \qquad T(n-2) = d+T(n-3)$$

$$\cdots$$

$$T(1) = d+T(0)$$

$$T(n) = \underbrace{d+d+d+\cdots+d+c}$$
  $T(n) = d+T(n-1)$ 
 $n$  vezes  $T(n-1) = d+T(n-2)$ 
 $T(n) = dn+c$   $T(n-2) = d+T(n-3)$ 
 $\cdots$ 
 $T(n) = O(n)$   $T(1) = d+T(0)$ 

Vamos analisar agora o seguinte algoritmo visto na aula passada:

- Recebe como entrada um vetor com n inteiros.
  - Imprima o primeiro elemento do vetor.
  - Se n > 1, divida o vetor em dois vetores de tamanho n/2 e chame a função recursivamente para segunda metade.

 Nosso caso base acontece quando o tamanho do vetor é menor ou igual a 1.

$$T(n) := \begin{cases} c, & \text{se } n <= 1 \end{cases}$$

- Nosso caso base acontece quando o tamanho do vetor é menor ou igual a 1.
- O caso recursivo divide o vetor na metade, mas faz a chamada para apenas uma das metades!

$$T(n) := \begin{cases} c, & \text{se } n <= 1 \\ d + T(\frac{n}{2}), & \text{se } n > 0 \end{cases}$$

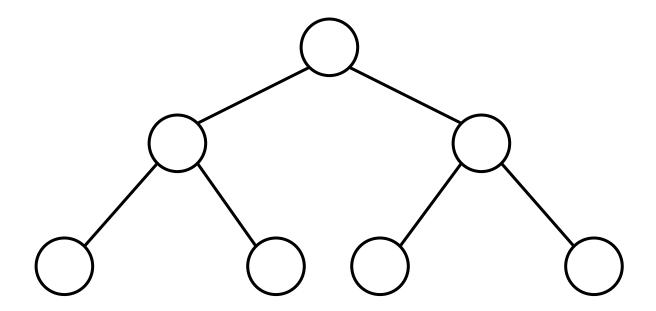
 Note que agora é um pouco mais complicado utilizar o mesmo procedimento que fizemos com fatorial.

$$T(n) := \begin{cases} c, & \text{se } n <= 1\\ d + T(\frac{n}{2}), & \text{se } n > 0 \end{cases}$$

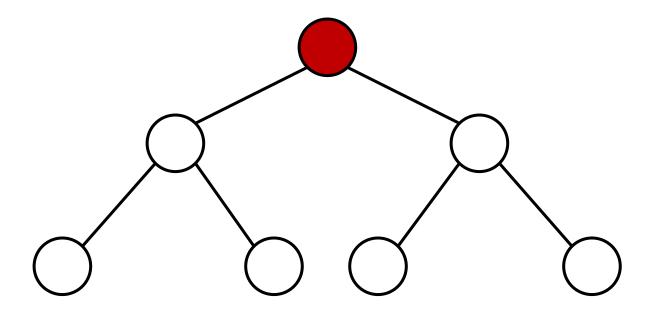
- Note que agora é um pouco mais complicado utilizar o mesmo procedimento que fizemos com fatorial.
- Iremos utilizar uma outra abstração para fazer este cálculo, chamada árvore de recursão.

$$T(n) := \begin{cases} c, & \text{se } n <= 1 \\ d + T(\frac{n}{2}), & \text{se } n > 0 \end{cases}$$

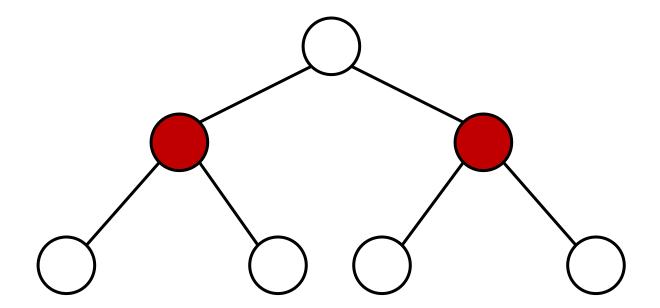
 Nessa abstração cada nó representa uma chamada da nossa função



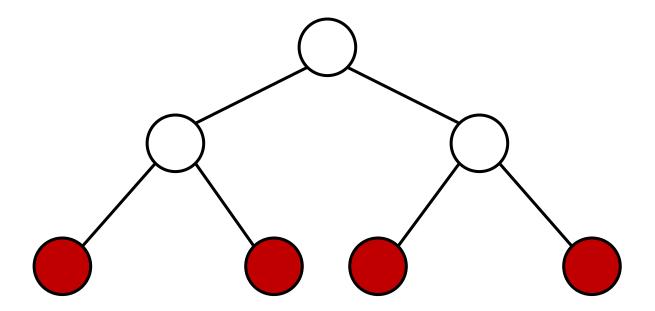
 A primeira é nossa chamada original, com uma instância de tamanho n.



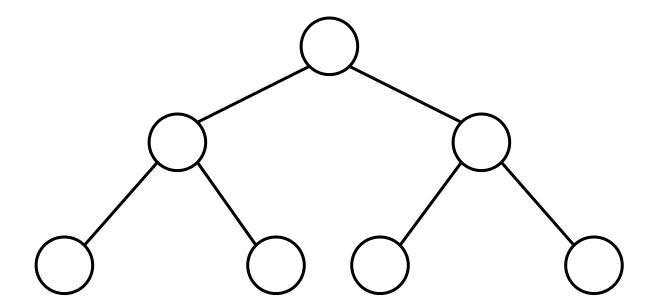
 Como nosso algoritmo divide o vetor pela metade, a próxima chamada tem tamanho n/2.



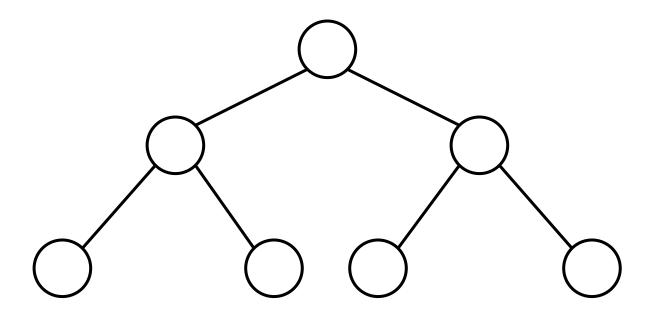
 A chamada seguinte tem tamanho n/4 e assim por diante até chegarmos ao caso base.



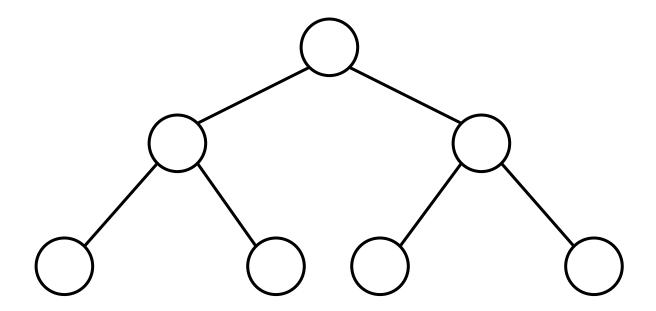
 Note que a quantidade de nós de uma chamada é sempre o dobro da chamada anterior



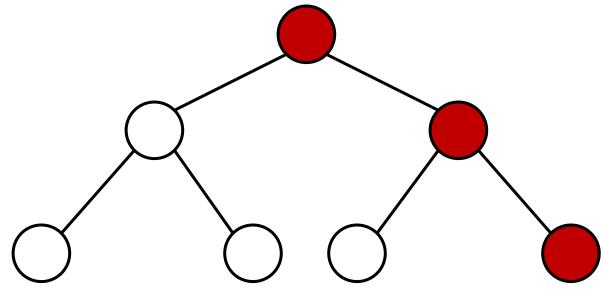
 Então se fizermos k chamadas teremos no fim de nossa árvore 2<sup>k</sup> nós.



Note que  $log_2 2^k = k$ . Essa informação nos será útil em alguns passos.



 Nosso algoritmo faz a chamada recursiva apenas para a segunda metade do vetor, e ele para apenas quando o tamanho do vetor for 1.



 Isso significa que no fim da nossa árvore temos n elementos.

- Isso significa que no fim da nossa árvore temos n elementos.
- Agora vamos usar  $log_2 2^k = k$ .

- Isso significa que no fim da nossa árvore temos n elementos.
- Agora vamos usar  $log_2 2^k = k$ .
- Note que k é quantas chamadas fizemos.

- Isso significa que no fim da nossa árvore temos n elementos.
- Agora vamos usar  $log_2 2^k = k$ .
- Note que k é quantas chamadas fizemos
- Se  $2^k = n$ , então concluímos que fazemos no máximo  $log_2 n$  chamadas.

 Agora conseguimos finalizar a expansão dos termos da relação de recorrência.

$$T(n) := \begin{cases} c, & \text{se } n <= 1 \\ d + T(\frac{n}{2}), & \text{se } n > 0 \end{cases}$$
$$T(n) = d + d + d + \dots + d + c$$

 Agora conseguimos finalizar a expansão dos termos da relação de recorrência.

$$T(n) := \begin{cases} c, & \text{se } n <= 1 \\ d + T(\frac{n}{2}), & \text{se } n > 0 \end{cases}$$
 
$$T(n) = \underbrace{d + d + d + \cdots + d + c}_{\begin{subarray}{c} \end{subarray}}$$

 Agora conseguimos finalizar a expansão dos termos da relação de recorrência.

$$T(n) := \begin{cases} c, & \text{se } n <= 1 \\ d + T(\frac{n}{2}), & \text{se } n > 0 \end{cases}$$

$$T(n) = \underbrace{d + d + d + \dots + d + c}_{\begin{subarray}{c} \end{subarray}} \\ \log n \end{subarray} \text{vezes}$$

$$T(n) = d(logn) + c$$

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

#### Classes de comportamento assintótico

Vamos repetir o processo para este outro algoritmo

- Recebe como entrada um vetor com n inteiros.
  - Imprima o maior elemento do vetor.
  - Se n > 1, divida o vetor em dois vetores de tamanho n/2 e chame a função recursivamente para as duas metades.

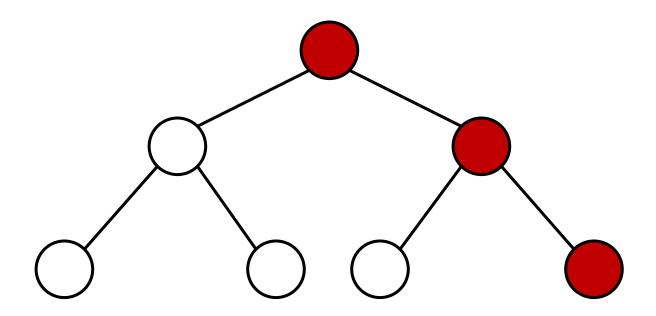
O caso base é similar a do algoritmo anterior.

$$T(n) := \begin{cases} c, & \text{se } n <= 1 \end{cases}$$

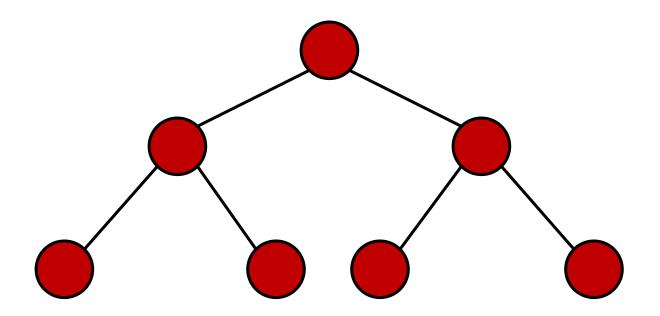
- O caso base é similar a do algoritmo anterior.
- No entanto no caso recursivo devemos encontrar o maior elemento do vetor e fazer a chamada recursiva para as duas metades do vetor.

$$T(n) := \begin{cases} c, & \text{se } n <= 1\\ n + 2T(\frac{n}{2}), & \text{se } n > 1 \end{cases}$$

 O algoritmo anterior fazia operações de custo constante em apenas uma das metades.

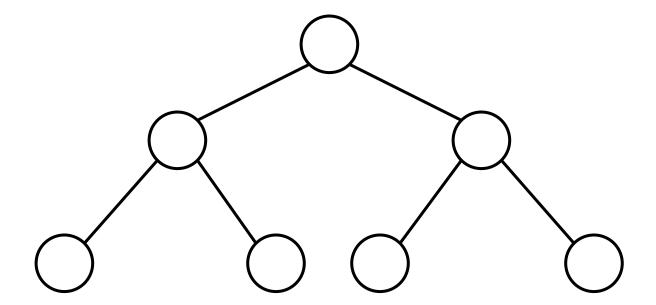


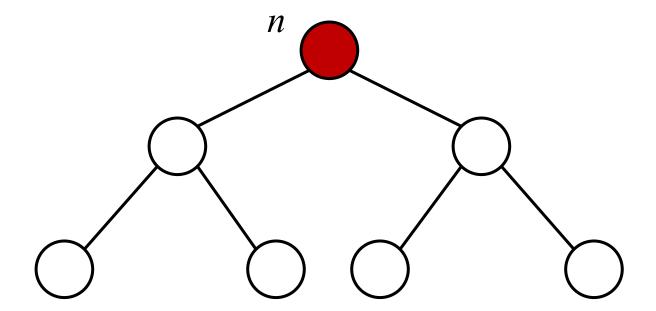
 Este algoritmo faz operações de linear nas duas metades.

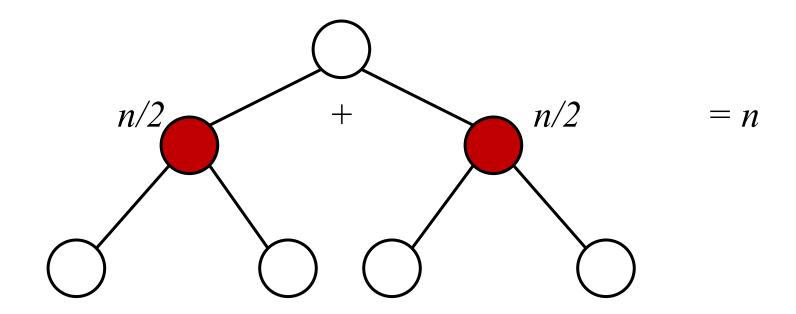


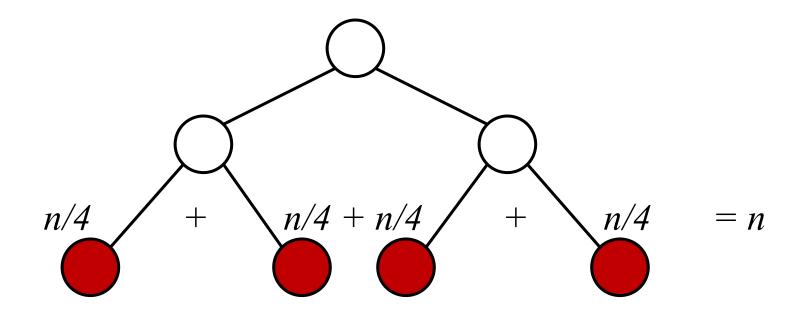
- Nós sabemos que a quantidade de chamadas é limitada por log, n.
- O que devemos observar é como se comporta o termo não recursivo da nossa relação.

$$T(n) = n + 2T\left(\frac{n}{2}\right)$$
$$T\left(\frac{n}{2}\right) = \frac{n}{2} + 2T\left(\frac{n}{4}\right)$$
$$T\left(\frac{n}{4}\right) = \frac{n}{4} + 2T\left(\frac{n}{8}\right)$$









 Agora conseguimos finalizar a expansão dos termos da relação de recorrência.

$$T(n) := \begin{cases} c, & \text{se } n <= 1\\ n + 2T(\frac{n}{2}), & \text{se } n > 1 \end{cases}$$
$$T(n) = n + n + n + \cdots + n + c$$

 Agora conseguimos finalizar a expansão dos termos da relação de recorrência.

$$T(n) := \begin{cases} c, & \text{se } n <= 1 \\ n + 2T(\frac{n}{2}), & \text{se } n > 1 \end{cases}$$
 
$$T(n) = n + n + n + \cdots + n + c$$
 
$$log n \text{ vezes}$$

 Agora conseguimos finalizar a expansão dos termos da relação de recorrência.

$$T(n) := \begin{cases} c, & \text{se } n <= 1 \\ n + 2T(\frac{n}{2}), & \text{se } n > 1 \end{cases}$$
 
$$T(n) = \underbrace{n + n + n + \cdots + n + c}_{log\ n\ \text{vezes}}$$
 
$$T(n) = n(logn) + c$$
 
$$T(n) = O(nlogn)$$

- Estes foram exemplos simples de relações de recorrência as quais o tamanho da entrada é dividido por um fator.
- As abstrações se tornam cada vez mais complexas, tornando o processo de determinar a complexidade assintótica de relações desse tipo bem longo e exaustivo.
- Na próxima aula veremos uma maneira mais simples porém menos intuitiva de resolver recorrências parecidas com os últimos dois exemplos.

 Por fim, vamos ver o exemplo de calcular o nésimo termo da sequencia de fibonacci de forma recursiva.

```
int Fibonacci(int n) {
   if(n < 3)
      return 1;
   else
      return Fibonacci(n-1) + Fibonacci(n-2);
}</pre>
```

 O primeiro passo é determinar a relação de recorrência do algoritmo.

```
int Fibonacci(int n) {
   if(n < 3)
      return 1;
   else
      return Fibonacci(n-1) + Fibonacci(n-2);
}</pre>
```

 O primeiro passo é determinar a relação de recorrência do algoritmo.

```
int Fibonacci(int n) {
   if(n < 3)
     return 1;
   else
     return Fibonacci(n-1) + Fibonacci(n-2);
}</pre>
```

$$T(n) := \begin{cases} c, & \text{se } n < 3 \\ T(n-1) + T(n-2), & \text{se } n \ge 3 \end{cases}$$

A observação principal neste caso é a seguinte desigualdade:

$$T(n-2) < T(n-1)$$

A observação principal neste caso é a seguinte desigualdade:

$$T(n-2) < T(n-1)$$

 Agora podemos limitar superiormente T(n) por termos mais simples de calcular

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

A observação principal neste caso é a seguinte desigualdade:

$$T(n-2) < T(n-1)$$

 Agora podemos limitar superiormente T(n) por termos mais simples de calcular

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

$$T(n) < 2 \cdot 2 \cdot 2 \cdot \dots \cdot 2 \cdot c$$

$$T(n) < \underbrace{2 \cdot 2 \cdot 2 \cdot \dots \cdot 2}_{n \text{ vezes}} \cdot c$$

$$T(n) < \underbrace{2 \cdot 2 \cdot 2 \cdot \ldots \cdot 2}_{n \text{ vezes}} \cdot c$$

$$T(n) < c2^n$$
$$T(n) = O(2^n)$$

- Neste caso, como usamos um limite superior mais "folgado" no nosso cálculo, o resultado não é o mais apertado o possível.
- Utilizando cálculos um pouco mais complicados (determinar as raízes do polinômio característico) conseguimos obter um limite apertado para esta relação:

$$T(n) = O(\varphi^n)$$

#### Fibonacci recursivo X iterativo

 Vamos comparar a performance com uma maneira iterativa de resolver o problema:

```
int FibIter(int n) {
   int fn1 = 1, fn2 = 1;
   int fn, i;
   if (n < 3) return 1;
   for (i = 3; i \le n; i++) {
      fn = fn2 + fn1;
      fn2 = fn1:
      fn1 = fn;
   return fn;
```

#### Fibonacci recursivo X iterativo

 Vamos comparar a performance com uma maneira iterativa de resolver o problema:

```
int FibIter(int n) {
   int fn1 = 1, fn2 = 1;
   int fn, i;
   if (n < 3) return 1;
   for (i = 3; i \le n; i++) {
      fn = fn2 + fn1;
      fn2 = fn1;
      fn1 = fn;
   return fn;
```

#### Fibonacci recursivo X iterativo

- A diferença de performance é significativa.
- Existe uma grande repetição de subproblemas que a implementação recursiva não trata.
- Enquanto isso a implementação iterativa não repete nenhum subproblema.
- É possível calcular o n-ésimo termo em tempo logarítmico utilizando exponenciação rápida de matrizes, mas este algoritmo está fora do nosso escopo.

#### Algoritmos recursivos X iterativos

• Qual é a melhor alternativa? O código recursivo ou o código iterativo?

 Vamos olhar o que acontece com a complexidade de espaço...

### Exemplo de execução

#### Versão Iterativa:

```
int fat (int n) {
   int r = n;
   n--;
   while (n > 0) {
      r*=n;
      n--;
main() {
  int f;
  f = fat(4);
  printf("%d",f);
```

fat(4)

24

pilha de execução

# Exemplo de execução

#### Versão Recursiva:

```
int fat (int n) {
   if (n \le 0)
      return 1;
   else
      return n * fat(n-1);
main() {
  int f;
  f = fat(4);
  printf("%d",f);
```

fat(0)	1
fat(1)	1
fat(2)	2
fat(3)	6
fat(4)	24

pilha de execução

# Análise de Algoritmos Recursivos

- Para a abordagem recursiva complexidade de espaço é O(n), devido a pilha de execução
- Já na abordagem iterativa complexidade de espaço é O(1)
- Novamente, vemos que a recursividade nem sempre é a melhor solução, mesmo quando a definição matemática do problema é feita em termos recursivos