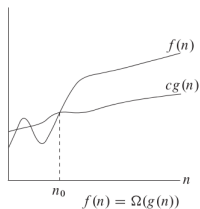
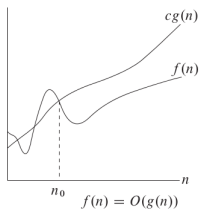
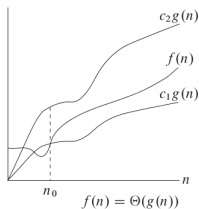


Análise Assintótica de Algoritmos

Pedro Ribeiro

DCC/FCUP

2021/2022

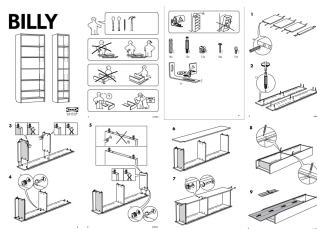
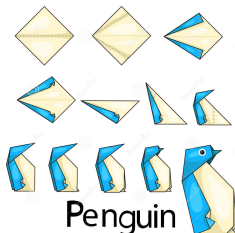


Introdução e Motivação

O que é um algoritmo?

Um conjunto de **instruções** executáveis para resolver um **problema**

- O problema é a **motivação** para o algoritmo
- As instruções têm de ser **executáveis**
- Geralmente existem **vários algoritmos** para um mesmo problema [Como escolher?]
- **Representação**: descrição das instruções suficiente para que a audiência o entenda



O que é um algoritmo?

Versão "Ciência de Computadores"

- Os algoritmos são as **ideias** por detrás dos programas
São independentes da linguagem de programação, da máquina, ...
- Um algoritmo serve para resolver um **problema**
- Um problema é caracterizado pela descrição do **input** e **output**

Um exemplo clássico:

Problema de Ordenação

Input: uma sequência $\langle a_1, a_2, \dots, a_n \rangle$ de n números

Output: uma permutação dos números $\langle a'_1, a'_2, \dots, a'_n \rangle$ tal que
 $a'_1 \leq a'_2 \leq \dots \leq a'_n$

Exemplo para Problema de Ordenação

Input: 6 3 7 9 2 4

Output: 2 3 4 6 7 9

O que é um algoritmo?

Como representar um algoritmo

- Vamos usar preferencialmente **pseudo-código** (*nos slides*)
- Por vezes usaremos **C/C++/Java** ou frases em **português**
- O pseudo-código é baseado em linguagens imperativas e é "legível"

Pseudo-Código

```
a ← 0
i ← 0
Enquanto (i < 5) fazer
    a ← a + i
escrever(a)
```

Código em C

```
a = 0;
i = 0;
while (i < 5) {
    a += i;
}
printf("%d\n", a);
```

Propriedades desejadas num algoritmo

Correção

Tem de resolver correctamente **todas as instâncias** do problema

Eficiência

Performance (**tempo** e **memória**) tem de ser adequada

Correção de um algoritmo

- **Instância:** Exemplo concreto de input válido
- Um algoritmo correto resolve **todas as instâncias** possíveis
Exemplos para ordenação: números já ordenados, repetidos, ...
- Nem sempre é fácil **provar** a correção de um algoritmo e muito menos é óbvio se um algoritmo está correcto

Correção de um algoritmo

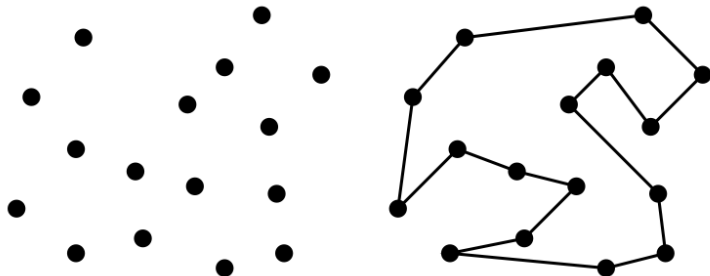
Um problema exemplo

Problema do Caixeiro Viajante (*Euclidean TSP*)

Input: um conjunto S de n pontos no plano

Output: O **caminho mais curto** que começa num ponto, visita todos os outros pontos de S , e regressa ao ponto inicial.

Um exemplo:



Correção de um algoritmo

Um problema exemplo - Caixeiro Viajante

Um 1º possível algoritmo (vizinho mais próximo)

$p_1 \leftarrow$ ponto inicial escolhido aleatoriamente

$i \leftarrow 1$

Enquanto (existirem pontos por visitar) **fazer**

$i \leftarrow i + 1$

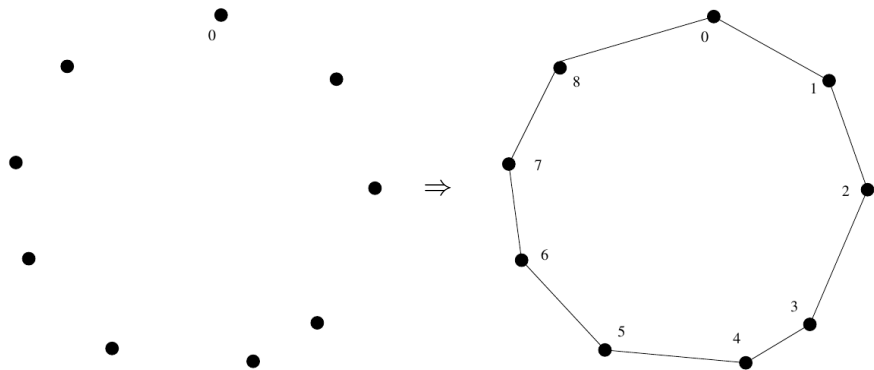
$p_i \leftarrow$ vizinho não visitado mais próximo de p_{i-1}

retorna caminho $p_1 \rightarrow p_2 \rightarrow \dots \rightarrow p_n \rightarrow p_1$

Correção de um algoritmo

Um problema exemplo - Caixeiro Viajante - vizinho mais próximo

Parece funcionar...

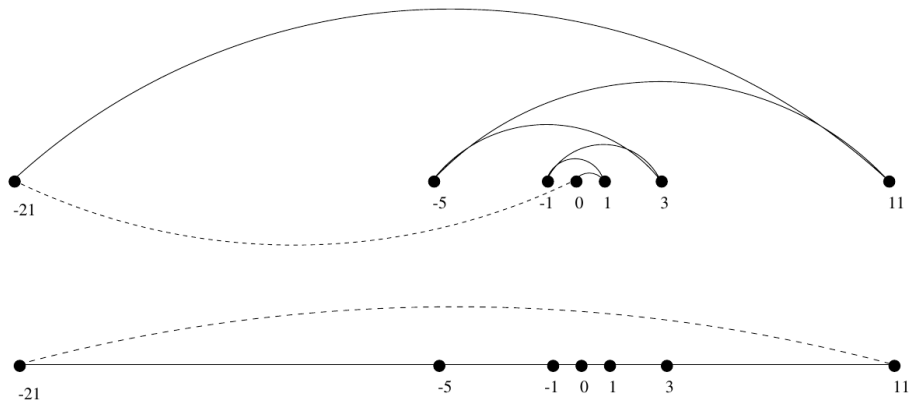


Correção de um algoritmo

Um problema exemplo - Caixeiro Viajante - vizinho mais próximo

Mas não funciona para todas as instâncias!

(Nota: começar pelo ponto mais à esquerda não resolveria o problema)



Correção de um algoritmo

Um problema exemplo - Caixeiro Viajante

Como resolver então o problema? (*tentar todos os caminhos possíveis*)

Um 2º possível algoritmo (pesquisa exaustiva aka força bruta)

$P_{min} \leftarrow$ uma qualquer permutação dos pontos de S

Para $P_i \leftarrow$ cada uma das permutações de pontos de S

Se ($\text{custo}(P_i) < \text{custo}(P_{min})$) **Então**

$P_{min} \leftarrow P_i$

retorna Caminho formado por P_{min}

O algoritmo é correto, mas **extremamente lento!**

- $P(n) = n! = n \times (n - 1) \times \dots \times 1$
- Por exemplo, $P(20) = 2,432,902,008,176,640,000$
- Para uma instância de tamanho 20, o computador mais rápido do mundo não resolvia— (quanto tempo demoraria?)

Correção de um algoritmo

Um problema exemplo - Caixeiro Viajante

- O problema apresentado é uma versão restrita (euclideana) de um dos problemas mais "clássicos", o **Travelling Salesman Problem (TSP)**
- Este problema tem **inúmeras aplicações** (mesmo na forma "pura")
Ex: análise genómica, produção industrial, routing de veículos, ...
- Não é conhecida **nenhuma solução eficiente** para este problema (que dê resultados ótimos, e não apenas "aproximados")
- A solução apresentada tem complexidade temporal $\mathcal{O}(n!)$
O algoritmo de Held-Karp tem complexidade $\mathcal{O}(2^n n^2)$
(iremos falar deste tipo de análise: *big O notation*)
- O TSP pertence à classe dos problemas **NP-hard**
A versão de decisão pertence à classes dos problemas **NP-completos**
(vão falar disto noutras UCs)

Eficiência de um algoritmo

Uma experiência - instruções

- Quantas instruções simples faz um computador actual por segundo?
(apenas uma aproximação, uma ordem de grandeza)

No meu portátil umas 10^9 instruções

- A esta velocidade quanto tempo demorariam as seguintes quantidades de instruções?

Quant.	100	1000	10000
N	$< 0.01s$	$< 0.01s$	$< 0.01s$
N^2	$< 0.01s$	$< 0.01s$	0.1s
N^3	$< 0.01s$	1.00s	16 min
N^4	0.1s	16 min	115 dias
2^N	10^{13} anos	10^{284} anos	10^{2993} anos
$n!$	10^{141} anos	10^{2551} anos	10^{35642} anos

Eficiência de um algoritmo

Uma experiência - permutações

- Voltemos à ideia das **permutações**

Exemplo: as 6 permutações de $\{1, 2, 3\}$

1 2 3

1 3 2

2 1 3

2 3 1

3 1 2

3 2 1

- Recorda que o número de permutações pode ser calculado como:

$$P(n) = n! = n \times (n - 1) \times \dots \times 1$$

(consegues perceber a fórmula?)

Eficiência de um algoritmo

Uma experiência - permutações

- Quanto tempo demora um programa que passa por todas as permutações de n números?
(os seguintes tempos são aproximados, no meu portátil)
(o que quero mostrar é a **taxa de crescimento**)

$n \leq 7$: $< 0.001s$

$n = 8$: $0.001s$

$n = 9$: $0.016s$

$n = 10$: $0.185s$

$n = 11$: $2.204s$

$n = 12$: $28.460s$

...

$n = 20$: 5000 anos !

Quantas permutações por segundo?

Cerca de 10^7

Eficiência de um algoritmo

Sobre a rapidez do computador

- Um **computador mais rápido** adiantava alguma coisa? **Não!**
Se $n = 20 \rightarrow 5000$ anos, hipoteticamente:
 - ▶ 10x mais rápido ainda demoraria 500 anos
 - ▶ 5,000x mais rápido ainda demoraria 1 ano
 - ▶ 1,000,000x mais rápido demoraria quase dois dias mas
 $n = 21$ já demoraria mais de um mês
 $n = 22$ já demoraria mais de dois anos!
 - ▶ A **taxa de crescimento do algoritmo** é muito importante!

Algoritmo vs Rapidez do computador

Um algoritmo melhor num computador mais lento **ganhará sempre** a um algoritmo pior num computador mais rápido, para instâncias suficientemente grandes

Uma metodologia para comparar algoritmos

Eficiência de um algoritmo

Perguntas

- Como conseguir **prever** o tempo que um algoritmo demora?
- Como conseguir **comparar** dois algoritmos diferentes?
- Vamos estudar uma **metodologia** para conseguir responder
- Vamos focar a nossa atenção no **tempo de execução**
Podíamos por exemplo querer medir o espaço (memória)

Random Access Machine (RAM)

- Precisamos de um **modelo** que seja **genérico** e **independente** da máquina/linguagem usada.
- Vamos considerar uma *Random Access Machine* (**RAM**)
 - ▶ Cada **operação simples** (ex: +, −, ←, **Se**) demora **1 passo**
 - ▶ Ciclos e procedimentos, por exemplo, não são instruções simples!
 - ▶ Cada **acesso à memória** custa também 1 passo
- Medir tempo de execução... **contando o número de passos consoante o tamanho do input: $T(n)$**
- As operações estão **simplificadas**, mas mesmo assim isto é útil
Ex: somar dois inteiros não custa o mesmo que dividir dois reais, mas veremos que esses valores, numa visão global, não são importantes.

Random Access Machine (RAM)

Um exemplo de contagem

Um programa simples

```
int count = 0;
for (int i=0; i<n; i++)
    if (v[i] == 0) count++
```

Vamos contar o número de operações simples:

Declarações de variáveis	2
Atribuições:	2
Comparação "menor que":	$n + 1$
Comparação "igual a":	n
Acesso a um array:	n
Incremento:	entre n e $2n$ (depende dos zeros)

Random Access Machine (RAM)

Um exemplo de contagem

Um programa simples

```
int count = 0;
for (int i=0; i<n; i++)
    if (v[i] == 0) count++
```

Total de operações no **pior** caso:

$$T(n) = 2 + 2 + (n + 1) + n + n + 2n = 5 + 5n$$

Total de operações no **melhor** caso:

$$T(n) = 2 + 2 + (n + 1) + n + n + n = 5 + 4n$$

Tipos de Análises de um Algoritmo

Análise do **Pior Caso**: (o mais usual)

- $T(n)$ = máximo tempo do algoritmo para um qualquer input de tamanho n

(vamos sempre assumir que é esta a nossa análise excepto se for dito explicitamente o contrário)

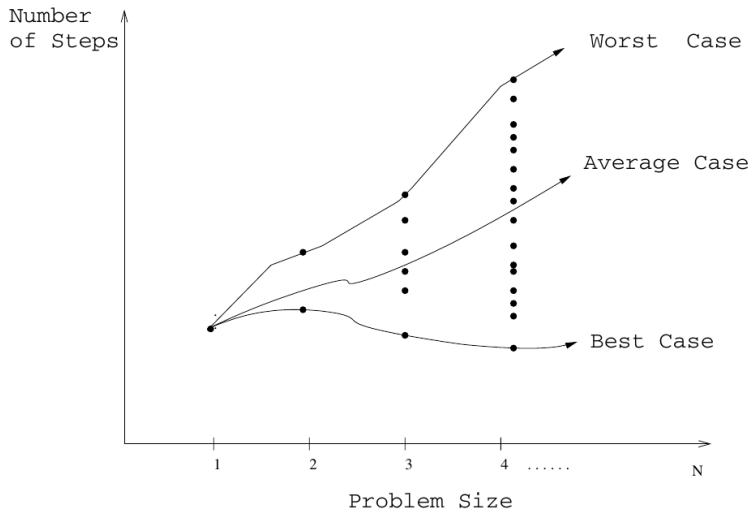
Análise **Caso Médio**: (por vezes)

- $T(n)$ = tempo médio do algoritmo para todos os inputs de tamanho n
- Implica conhecer a distribuição estatística dos inputs

Análise do **Melhor Caso**: ("enganador")

- Fazer "batota" com um algoritmo que é rápido para *alguns* inputs

Tipos de Análises de um Algoritmo



Análise Assintótica

Precisamos de **ferramenta matemática** para comparar funções

Na análise de algoritmos usa-se a **Análise Assintótica**

- "Matematicamente": estudo do comportamento dos **limites**
- CC: estudo do comportamento para input arbitrariamente grande ou "descrição" da **taxa de crescimento**
- Usa-se uma **notação** específica: $\mathcal{O}, \Omega, \Theta$ (e também o, ω)
- Permite "simplificar" expressões como a anteriormente mostrada focando apenas nas **ordens de grandeza**

Notação

Definições

$f(n) \in \mathcal{O}(g(n))$ (majorante)

Significa que $c \times g(n)$ é um **limite superior** de $f(n)$

$f(n) \in \Omega(g(n))$ (minorante)

Significa que $c \times g(n)$ é um **limite inferior** de $f(n)$

$f(n) \in \Theta(g(n))$ (limite "apertado" - majorante e minorante)

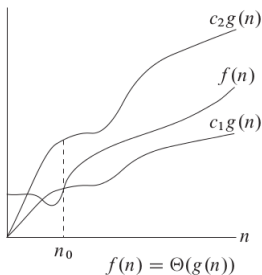
Significa que $c_1 \times g(n)$ é um **limite inferior** de $f(n)$ e $c_2 \times g(n)$ é um **limite superior** de $f(n)$

Onde c , c_1 e c_2 são constantes

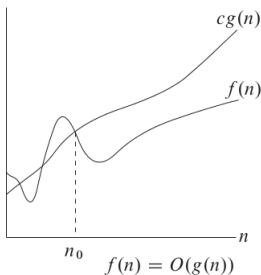
Notação

Uma ilustração

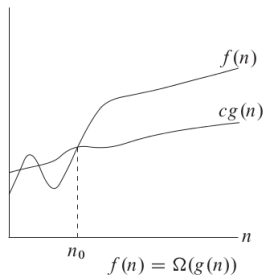
Θ



O



Ω



As definições implicam um n a partir do qual a função é majorada e/ou minorada. Valores pequenos de n "não importam".

Nota: Alguma bibliografia usa $=$ em vez de \in

Exemplo: $f(n) = O(g(n))$ é o mesmo que $f(n) \in O(g(n))$

Crescimento Assintótico

Desenhando funções com gnuplot

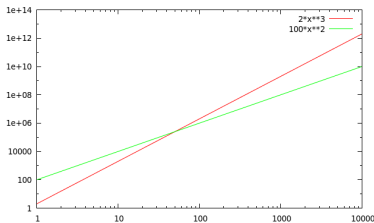
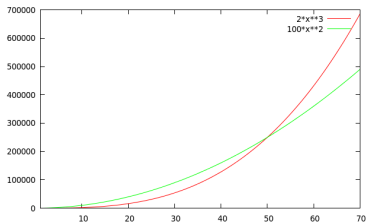
Um programa útil para desenhar gráficos de funções é o **gnuplot**.

(comparando $2n^3$ com $100n^2$)

```
gnuplot> plot [1:70] 2*x**3, 100*x**2
```

```
gnuplot> set logscale xy 10
```

```
gnuplot> plot [1:10000] 2*x**3, 100*x**2
```



Notação

Formalização

- $f(n) \in \mathcal{O}(g(n))$ se existem constantes positivas n_0 e c tal que $f(n) \leq c \times g(n)$ para todo o $n \geq n_0$

$$f(n) = 3n^2 + 5n + 6$$

$f(n) \in \mathcal{O}(n^2)$, para $c = 4$, temos que $cn^2 \geq f(n)$ para $n \geq 6$

$f(n) \in \mathcal{O}(n^3)$, para $c = 1$, temos que $cn^3 \geq f(n)$ para $n \geq 4.5$

$f(n) \notin \mathcal{O}(n)$, para qualquer c , temos que $cn < f(n)$ para n suficientemente grande

(experimente usar o gnuplot para desenhar as funções)

Notação

Formalização

- $f(n) \in \Omega(g(n))$ se existem constantes positivas n_0 e c tal que $f(n) \geq c \times g(n)$ para todo o $n \geq n_0$

$$f(n) = 3n^2 + 5n + 6$$

$f(n) \in \Omega(n^2)$, para $c = 1$, temos que $cn^2 \leq f(n)$ para $n \geq 0$

$f(n) \notin \Omega(n^3)$, para qualquer c , temos que $cn^3 > f(n)$ para n suficientemente grande

$f(n) \in \Omega(n)$, para $c = 1$, temos que $cn^2 \leq f(n)$ para $n \geq 0$

(experimente usar o gnuplot para desenhar as funções)

Notação

Formalização

- $f(n) \in \Theta(g(n))$ se existem constantes positivas n_0 , c_1 e c_2 tal que $c_1 \times g(n) \leq f(n) \leq c_2 \times g(n)$ para todo o $n \geq n_0$

$$f(n) = 3n^2 + 5n + 6$$

$f(n) \in \Theta(n^2)$, porque $f(n) = \mathcal{O}(n^2)$ e $f(n) = \Omega(n^2)$

$f(n) \notin \Theta(n^3)$, porque $f(n) = \mathcal{O}(n^3)$, mas $f(n) \neq \Omega(n^3)$

$f(n) \notin \Theta(n)$, porque $f(n) = \Omega(n)$, mas $f(n) \neq \mathcal{O}(n)$

- $f(n) \in \Theta(g(n))$ implica $f(n) \in \mathcal{O}(g(n))$ e $f(n) \in \Omega(g(n))$
(experimente usar o gnuplot para desenhar as funções)

Formalização:

- $f(n) \in \mathcal{O}(g(n))$ se existem constantes positivas n_0 e c tal que $f(n) \leq c \times g(n)$ para todo o $n \geq n_0$
- $f(n) \in \Omega(g(n))$ se existem constantes positivas n_0 e c tal que $f(n) \geq c \times g(n)$ para todo o $n \geq n_0$
- $f(n) \in \Theta(g(n))$ se existem constantes positivas n_0 , c_1 e c_2 tal que $c_1 \times g(n) \leq f(n) \leq c_2 \times g(n)$ para todo o $n \geq n_0$

Algumas Consequências:

- $f(n) \in \Theta(g(n)) \iff f(n) \in \mathcal{O}(g(n))$ e $f(n) \in \Omega(g(n))$
- $f(n) \in \Theta(g(n)) \iff g(n) \in \Theta(f(n))$
- $f(n) \in \mathcal{O}(g(n)) \iff g(n) \in \Omega(f(n))$

Notação: uma analogia

Para ser mais fácil "relembrar", fica aqui uma analogia para se recordarem.

Comparação entre duas funções f e g , e entre dois números a e b :

$f(n) \in \mathbf{O}(g(n))$	é como	$a \leq b$	limite superior	pelo menos tão bom como
$f(n) \in \mathbf{\Omega}(g(n))$	é como	$a \geq b$	limite inferior	pelo menos tão mau como
$f(n) \in \mathbf{\Theta}(g(n))$	é como	$a = b$	"iguais"	tão bom (ou mau) como

Notação: Algumas regras práticas

- **Multiplicação por uma constante** não altera o comportamento:
 $\Theta(c \times f(n)) \in \Theta(f(n))$
 $99 \times n^2 \in \Theta(n^2)$
- Num polinómio $a_x n^x + a_{x-1} n^{x-1} + \dots + a_2 n^2 + a_1 n + a_0$ podemos focar-nos na parcela com o **maior expoente**:
 $3n^3 - 5n^2 + 100 \in \Theta(n^3)$
 $6n^4 - 20^2 \in \Theta(n^4)$
 $0.8n + 224 \in \Theta(n)$
- Numa soma/subtracção podemos focar-nos na parcela **dominante**:
 $2^n + 6n^3 \in \Theta(2^n)$
 $n! - 3n^2 \in \Theta(n!)$
 $n \log n + 3n^2 \in \Theta(n^2)$

Crescimento Assintótico

Quando uma função domina a outra

Quando é que uma função é **melhor** que outra?

- Se queremos minimizar o tempo, **funções "mais pequenas" são melhores**
- Uma função **domina** outra se à medida que n cresce ela fica "infinitamente maior"
- Matematicamente: $f(n) \gg g(n)$ se $\lim_{n \rightarrow \infty} g(n)/f(n) = 0$

Relações de Domínio

$$1 \ll \log n \ll n \ll n \log n \ll n^2 \ll n^3 \ll 2^n \ll n!$$

Crescimento Assintótico

Funções Usuais

Função	Nome	Exemplos
1	constante	somar dois números
$\log n$	logarítmica	pesquisa binária, inserir elemento numa heap
n	linear	1 ciclo para encontrar o máximo
$n \log n$	linearítmica	ordenação (ex: mergesort, heapsort)
n^2	quadrática	2 ciclos (ex: verificar pares, bubblesort)
n^3	cúbica	3 ciclos (ex: Floyd-Warshall)
2^n	exponencial	pesquisa exaustiva (ex: subconjuntos)
$n!$	factorial	todas as permutações

n na base \rightarrow função **polinomial**

n no expoente \rightarrow função **exponencial**

Crescimento Assintótico

Uma visão prática

Se uma operação demorar 10^{-9} segundos

	$\log n$	n	$n \log n$	n^2	n^3	2^n	$n!$
10	< 0.01s	< 0.01s	< 0.01s	< 0.01s	< 0.01s	< 0.01s	< 0.01s
20	< 0.01s	< 0.01s	< 0.01s	< 0.01s	< 0.01s	< 0.01s	77 anos
30	< 0.01s	< 0.01s	< 0.01s	< 0.01s	< 0.01s	1.07s	
40	< 0.01s	< 0.01s	< 0.01s	< 0.01s	< 0.01s	18.3 min	
50	< 0.01s	< 0.01s	< 0.01s	< 0.01s	< 0.01s	13 dias	
100	< 0.01s	< 0.01s	< 0.01s	< 0.01s	< 0.01s	10^{13} anos	
10^3	< 0.01s	< 0.01s	< 0.01s	< 0.01s	1s		
10^4	< 0.01s	< 0.01s	< 0.01s	0.1s	16.7 min		
10^5	< 0.01s	< 0.01s	< 0.01s	10s	11 dias		
10^6	< 0.01s	< 0.01s	0.02s	16.7 min	31 anos		
10^7	< 0.01s	0.01s	0.23s	1.16 dias			
10^8	< 0.01s	0.1s	2.66s	115 dias			
10^9	< 0.01s	1s	29.9s	31 anos			

Crescimento Assintótico

Funções menos usuais - Exemplos com gnuplot

- Qual cresce mais rápido: \sqrt{n} ou $\log_2 n$?

```
gnuplot> plot [1:60] sqrt(x), log(x)/log(2)
```

\sqrt{n} cresce mais rápido, logo é pior, ou seja, $\sqrt{n} \in \Omega(\log_2 n)$

- Qual cresce mais rápido: $\log_2 n$ ou $\log_3 n$?

```
gnuplot> plot [1:100] log(x)/log(2), log(x)/log(3),  
2*log(x)/log(3)
```

crecem ao "mesmo" ritmo, ou seja, $\log_2 n \in \Theta(\log_3 n)$

Análise Assintótica

Mais alguns exemplos

- Um programa tem dois pedaços de código A e B , executados um a seguir ao outro, sendo que A corre em $\Theta(n \log n)$ e B em $\Theta(n^2)$.
O programa corre em $\Theta(n^2)$, porque $n^2 \gg n \log n$
- Um programa chama n vezes uma função $\Theta(\log n)$, e de seguida volta a chamar novamente n vezes outra função $\Theta(\log n)$
O programa corre em $\Theta(n \log n)$
- Um programa tem 5 ciclos, chamados sequencialmente, cada um deles com complexidade $\Theta(n)$
O programa corre em $\Theta(n)$
- Um programa P_1 tem tempo de execução proporcional a $100 \times n \log n$. Um outro programa P_2 tem $2 \times n^2$.
Qual é o programa mais eficiente?
 P_1 é mais eficiente porque $n^2 \gg n \log n$. No entanto, para um n pequeno, P_2 é mais rápido e pode fazer sentido ter um programa que chama P_1 ou P_2 consoante o n .

Previsão do tempo de execução de um algoritmo

Notação Assintótica

Como usar para previsão

Se eu tiver um algoritmo com complexidade assintótica definida pela função $f(n)$ como posso **prever** o tempo que vai demorar?

- **Caso 1** Depois de ter uma implementação a funcionar onde possa testar com um n pequeno
- **Caso 2** Ainda antes de começar a implementar qualquer algoritmo



Previsão do tempo de execução

Quando tenho uma implementação

Pré-requisitos:

- Uma implementação com complexidade $f(n)$
- Um caso de teste (pequeno) com input de tamanho n_1
- O tempo que o programa demora nesse input: $\text{tempo}(n_1)$

Agora queremos estimar quanto tempo demora para um input (parecido) de tamanho n_2 . **Como fazer?**

Estimando o tempo de execução

$f(n_2)/f(n_1)$ é a taxa de crescimento da função (de n_1 para n_2)

$$\text{tempo}(n_2) = f(n_2)/f(n_1) \times \text{tempo}(n_1)$$

Previsão do tempo de execução

Quando tenho uma implementação

Um exemplo:

- Tenho um programa de complexidade $\Theta(n^2)$ que demora **1 segundo** para um input de tamanho **5,000**. Quanto tempo demora para um input de tamanho **10,000**?

$$f(n) = n^2$$

$$n_1 = 5,000$$

$$\text{tempo}(n_1) = 1$$

$$n_2 = 10,000$$

$$\begin{aligned}\text{tempo}(n_2) &= f(n_2)/f(n_1) \times \text{tempo}(n_1) = \\ &= 10,000^2/5,000^2 \times 1 = 4 \text{ segundos}\end{aligned}$$

Previsão do tempo de execução

Sobre a taxa de crescimento

Vejam os que acontecem quando se **duplica o tamanho do input** para algumas das funções habituais (independentemente da máquina!):

$$\text{tempo}(2n) = f(2n)/f(n) \times \text{tempo}(n)$$

- n : $2n/n = 2$. O tempo **duplica!**
- n^2 : $(2n)^2/n^2 = 4n^2/n^2 = 4$. O tempo aumenta **4x!**
- n^3 : $(2n)^3/n^3 = 8n^3/n^3 = 8$. O tempo aumenta **8x!**
- 2^n : $2^{2n}/2^n = 2^{2n-n} = 2^n$. O tempo aumenta **2^n vezes!**
Exemplo: Se $n = 5$, o tempo para $n = 10$ vai ser **32x** mais!
Exemplo: Se $n = 10$, o tempo para $n = 20$ vai ser **1024x** mais!
- $\log_2(n)$: $\log_2(2n)/\log_2(n) = 1 + 1/\log_2(n)$. Aumenta **$1 + \frac{1}{\log_2(n)}$ vezes!**
Exemplo: Se $n = 5$, o tempo para $n = 10$ vai ser **1.43x** mais!
Exemplo: Se $n = 10$, o tempo para $n = 20$ vai ser **1.3x** mais!

Previsão do tempo de execução

Quando não tenho uma implementação

Pré-requisitos:

- A complexidade da minha ideia algorítmica: $f(n)$
- O tamanho n do input para o qual quero estimar o tempo

Se eu tivesse o tempo para um dado n_0 podia fazer o seguinte:

$$\text{tempo}(n) = f(n)/f(n_0) \times \text{tempo}(n_0) = f(n) \times \frac{\text{tempo}(n_0)}{f(n_0)}$$

$\frac{\text{tempo}(n_0)}{f(n_0)} = op$: tempo para analisar uma "operação"/possível solução

O valor de op é dependente do problema e da máquina, mas não deixa de ser apenas um **factor constante!**

Se eu tiver o valor de op , calcular o tempo para n passa a ser apenas:

Estimando o tempo de execução

op é quanto "custa" analisar uma possível solução

$$\text{tempo}(n) = f(n) \times op$$

Previsão do tempo de execução

Quando não tenho uma implementação

Precisamos de uma estimativa de op , ainda que muito por alto, para ter uma ideia do tempo de execução.

Exemplos (vindos de aulas anteriores, no meu portátil):

- Uma operação simples demorava 10^{-9} segundos
- Cada permutação demorava 10^{-7} segundos

Vou dar-vos a regra de usarem $op = 10^{-8}$ para uma estimativa inicial.

No futuro podem ter de actualizar este valor, mas não é assim tão importante, porque é factor constante!

Previsão do tempo de execução

Tabelas

$$op = 10^{-8}$$

$f(n)$	n máximo	
	1s	1min
$\log_2 n$		
n		
$n \log_2 n$		
n^2		
n^3		
2^n		
$n!$		

$$op = 10^{-8}/2$$

$f(n)$	n máximo	
	1s	1min
$\log_2 n$		
n		
$n \log_2 n$		
n^2		
n^3		
2^n		
$n!$		

Previsão do tempo de execução

Tabelas

$$op = 10^{-8}$$

$f(n)$	n máximo	
	1s	1min
$\log_2 n$	$\sim \infty$	$\sim \infty$
n	10^8	6×10^9
$n \log_2 n$	$\sim 4 \times 10^6$	$\sim 2 \times 10^8$
n^2	10,000	77,459
n^3	464	1,817
2^n	26	32
$n!$	11	12

$$op = 10^{-8}/2$$

$f(n)$	n máximo	
	1s	1min
$\log_2 n$	$\sim \infty$	$\sim \infty$
n	2×10^8	$\sim 10^{10}$
$n \log_2 n$	$\sim 9 \times 10^6$	$\sim 4 \times 10^8$
n^2	14,142	109,544
n^3	584	2289
2^n	27	33
$n!$	11	13

- $\log n$ serve "virtualmente" para tudo
- n para "quase" tudo (só ler já demora $\Theta(n)$)
- $n \log n$ pelo até um milhão não dá problemas
- n^2 para cima de 10,000 já começa a demorar
- n^3 para cima de 500 já começa a demorar
- 2^n e $n!$ crescem muito rápido e só podem ser usados para um n (mesmo) muito pequeno

Previsão do tempo de execução

Algumas Considerações

- A constante op não é o (mais) importante, mas sim a taxa de crescimento.
- Notem que isto só dá "estimativas"! Não tempos exactos...
- As "constantes escondidas" podem influenciar muito um programa
 - ▶ Ex: ler elementos (scanf/scanner) demora muito mais tempo que operação simples
- O comportamento do programa pode depender do tipo de input
 - ▶ Ex: quicksort "naive" é bom num input aleatório, mas mau num quase ordenado

Previsão do tempo de execução

Vamos colocar em prática

Vamos considerar um problema da subsequência máxima

Resumindo o problema:

Problema da subsequência máxima

Input: uma sequência de n números

Output: o valor da máxima subsequência de números consecutivos, onde valor deve ser entendido como a soma.

Um exemplo)

Input: -1, 4, -2, 5, -5, 2, -20, 6

Output: 7 (corresponde a 4, -2, 5)

Previsão do tempo de execução

Vamos colocar em prática

Imaginem que este problema está disponível no **Mooshak**, onde cada caso de teste tem normalmente entre **1s** a **2s** de tempo limite (para ser possível executar os vossos programas em vários testes).

Imaginem que o n máximo é 200,000. Qual a complexidade esperada para ter o problema aceite?

- Quantas subsequências existem no total?

Seja (a, b) a sequência que começa na posição a e termina na b

Existem $\Theta(n^2)$ sequências!

- Uma solução "**força bruta**" é testar todas as subsequências.
- Seja $soma(a, b)$ uma função que determina a soma de (a, b)
- Uma primeira aproximação para $soma(a, b)$ seria fazer um ciclo entre a e b , o que demora $\Theta(n)$

Então para cada par, $\Theta(n^2)$, faríamos uma soma em $\Theta(n)$

Esta solução teria complexidade total de $\Theta(n^3)$!

$\Theta(n^3)$ começaria a dar problemas logo com $n = 600$!

Previsão do tempo de execução

Vamos colocar em prática

- Como calcular mais rapidamente a soma de uma sequência usando cálculos anteriores?

$$soma(a, b) = soma(a, b - 1) + v[b]$$

- Com esta nova aproximação, $soma(a, b)$ passaria a custar $\Theta(1)$
- A solução final teria para cada par, $\Theta(n^2)$, uma soma em $\Theta(1)$
Isto daria complexidade total de $\Theta(n^2)$
 $\Theta(n^2)$ começaria a dar problemas logo com $n = 15000!$

Previsão do tempo de execução

Vamos colocar em prática

- Precisamos de melhor do que $\Theta(n^2)$
- (Provavelmente) $\Theta(n \log n)$ já passaria.
 - ▶ usar dividir para conquistar
- $\Theta(n)$ passaria de certeza
 - ▶ Algoritmo de Kadane

Previsão do tempo de execução

Vamos colocar em prática

Problema da partição (versão problema de decisão)

Input: um conjunto S de n números

Output: Existe maneira de dividir S em dois subconjuntos S_1 e S_2 tal que a soma dos elementos em S_1 é igual à soma dos elementos em S_2 ?

Um exemplo)

Input: 1, 2, 5, 6, 8

Output: Sim ($1 + 2 + 8 = 5 + 6$)

Previsão do tempo de execução

Vamos colocar em prática

- Uma solução com **força bruta** (testar todos as partições possíveis) dava até que n , sensivelmente?
- Quantas maneiras diferentes existem de partir?
Cada número pode ficar na partição 1 ou na partição 2.
Existem 2^n partições diferentes! $\Theta(2^n)$
- Para um $n = 50$, por exemplo, esta solução já não dava!
- Mais para a frente, iremos voltar a uma versão restrita deste problema para o resolver em **tempo polinomial**...

Complexidade de programas em concreto

Analisando complexidade de programas

Vamos agora ver um pouco de como calcular a complexidade de pedaços de código em concreto.

- **Caso 1 Ciclos** (e somatórios)
- **Caso 2 Funções Recursivas** (e recorrências)

Ciclos e Somatórios

Um ciclo habitual

```
contador ← 0
Para  $i \leftarrow 1$  até 1000 fazer
    Para  $j \leftarrow i$  até 1000 fazer
        contador ← contador + 1
escrever(contador)
```

O que escreve o programa?

$$1000 + 999 + 998 + 997 + \dots + 2 + 1$$

Ciclos e Somatórios

Progressão aritmética: é uma sequência numérica em que cada termo, a partir do segundo, é igual à soma do termo anterior com uma constante r (a **razão dessa sequência numérica**). Ao primeiro termo chamaremos a_1 .

- 1, 2, 3, 4, 5, ($r = 1, a_1 = 1$)
- 3, 5, 7, 9, 11, ($r = 2, a_1 = 3$)

Como fazer um somatório de uma progressão aritmética?

$$1 + 2 + 3 + 4 + 5 + 6 + 7 + 8 = (1 + 8) + (2 + 7) + (3 + 6) + (4 + 5) = 4 \times 9$$

Somatório de a_p a a_q

$$S(p, q) = \sum_{i=p}^q a_i = \frac{(q-p+1) \times (a_p + a_q)}{2}$$

Somatório dos primeiros n termos

$$S_n = \sum_{i=1}^n a_i = \frac{n \times (a_1 + a_n)}{2}$$

Ciclos e Somatórios

Um ciclo habitual

```
contador ← 0
Para i ← 1 até 1000 fazer
    Para j ← i até 1000 fazer
        contador ← contador + 1
escrever(contador)
```

O que escreve o programa?

$1000 + 999 + 998 + 997 + \dots + 2 + 1$

Escreve $S_{1000} = \frac{1000 \times (1000 + 1)}{2} = 500500$

Ciclos e Somatórios

Um ciclo habitual

contador \leftarrow 0

Para $i \leftarrow 1$ **até** n **fazer**

Para $j \leftarrow i$ **até** n **fazer**

contador \leftarrow *contador* + 1

escrever(*contador*)

Qual o tempo de execução?

Vai fazer S_n passos:

$$S_n = \sum_{i=1}^n a_i = \frac{n \times (1+n)}{2} = \frac{n+n^2}{2} = \frac{1}{2}n^2 + \frac{1}{2}n.$$

O programa faz $\Theta(n^2)$ passos

Ciclos e Somatórios

Quem quiser saber mais sobre somatórios interessantes para CC, pode espreitar o *Appendix A* do *Introduction to Algorithms*.

Notem que c ciclos não implicam $\Theta(n^c)$!

Ciclos

```
Para  $i \leftarrow 1$  até  $n$  fazer  
    Para  $j \leftarrow 1$  até  $5$  fazer
```

$\Theta(n)$

Ciclos

```
Para  $i \leftarrow 1$  até  $n$  fazer  
    Para  $j \leftarrow 1$  até  $i \times i$  fazer
```

$$\Theta(n^3) (1^2 + 2^2 + 3^2 + \dots + n^2 = \sum_{i=1}^n i^2 = \frac{n(n+1)(2n+1)}{6})$$

Dividir para Conquistar

Muitos algoritmos podem ser expressos de forma **recursiva**,

Vários destes algoritmos seguem o paradigma de **dividir para conquistar**:

Dividir para Conquistar

Dividir o problema num conjunto de subproblemas que são instâncias mais pequenas do mesmo problema

Conquistar os subproblemas resolvendo-os recursivamente. Se o problema for suficientemente pequeno, resolvê-lo diretamente

Combinar as soluções dos problemas mais pequenos numa solução para o problema original

Dividir para Conquistar

Alguns Exemplos - MergeSort

Algoritmo **MergeSort** para ordenar um array de tamanho n

MergeSort

Dividir: partir o array inicial em 2 arrays com metade do tamanho inicial

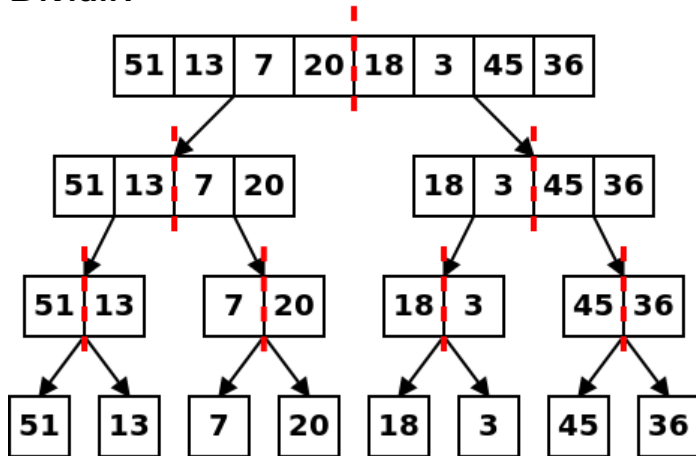
Conquistar: ordenar recursivamente as 2 metades. Se o problema for ordenar um array de apenas 1 elemento, basta devolvê-lo.

Combinar: fazer uma junção (*merge*) das duas metades ordenadas para um array final ordenado.

Dividir para Conquistar

Alguns Exemplos - MergeSort

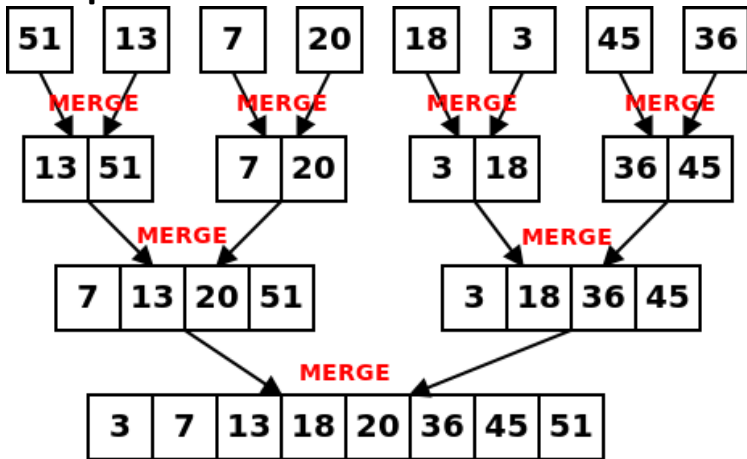
Dividir:



Dividir para Conquistar

Alguns Exemplos - MergeSort

Conquistar:



Dividir para Conquistar

Alguns Exemplos - MergeSort

Qual o **tempo de execução** deste algoritmo?

- **D(n)** - Tempo para partir um array de tamanho n em 2
- **M(n)** - Tempo para fazer um *merge* de 2 arrays de tamanho $n/2$
- **T(n)** - Tempo total para um MergeSort de um array de tamanho n

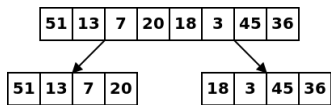
Para simplificar vamos assumir que n é uma potência de 2.
(as contas são muito parecidas nos outros casos)

$$T(n) = \begin{cases} \Theta(1) & \text{se } n = 1 \\ D(n) + 2T(n/2) + M(n) & \text{se } n > 1 \end{cases}$$

Dividir para Conquistar

Alguns Exemplos - MergeSort

$D(n)$ - Tempo para partir um array de tamanho n em 2



Não preciso de criar uma cópia do array!

Usemos uma função com 2 argumentos:

`mergesort(a, b)`: (ordenar desde a posição a até posição b)

No início, `mergesort(0, n-1)` (com arrays começados em 0)

Seja $m = \lfloor (a + b)/2 \rfloor$ a posição do meio.

Chamadas a `mergesort(a, m)` e `mergesort(m+1, b)`

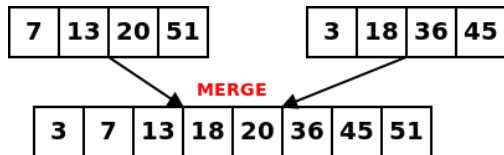
Só preciso de fazer uma conta (soma + divisão)

Conseguo fazer divisão em $\Theta(1)$ (tempo constante!)

Dividir para Conquistar

Alguns Exemplos - MergeSort

$M(n)$ - Tempo para fazer um *merge* de 2 arrays de tamanho $n/2$

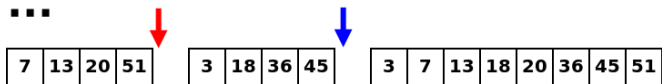
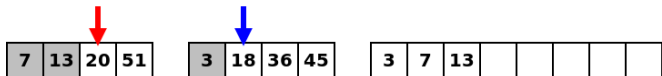
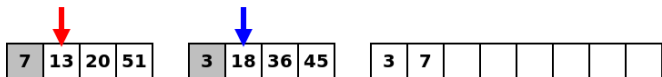
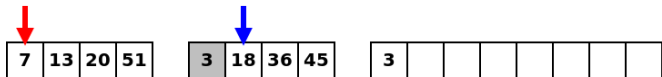
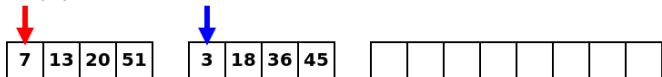


Em tempo constante não é possível. E em tempo **linear**?

Dividir para Conquistar

Alguns Exemplos - MergeSort

$M(n)$ - Tempo para fazer um *merge* de 2 arrays de tamanho $n/2$



No final fiz n comparações+cópias. Gasto $\Theta(n)$ (tempo linear!)

Dividir para Conquistar

Alguns Exemplos - MergeSort

Qual é então o **tempo de execução** do MergeSort?

Para simplificar vamos assumir que n é uma potência de 2.
(as contas são muito parecidas nos outros casos)

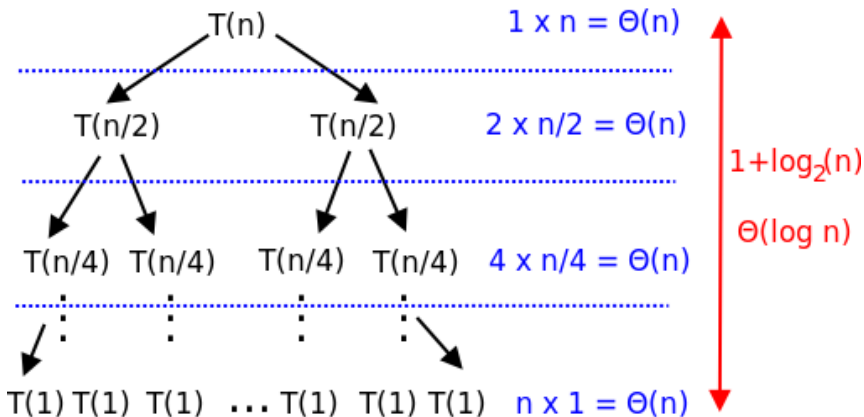
$$T(n) = \begin{cases} \Theta(1) & \text{se } n = 1 \\ 2T(n/2) + \Theta(n) & \text{se } n > 1 \end{cases}$$

Como **resolver** esta recorrência?

Dividir para Conquistar

Alguns Exemplos - MergeSort

Vamos desenhar a **árvore de recorrência**:



O total é o somatório disto tudo: **MergeSort** é $\Theta(n \log n)$!

Dividir para Conquistar

Alguns Exemplos - MáximoD&C

Nem sempre um algoritmo recursivo tem complexidade **linear**!

Vamos ver um outro exemplo. Imagine que tem um array de n elementos e quer **descobrir o máximo**.

Uma simples **pesquisa linear** chegava, mas vamos desenhar um algoritmo seguindo as ideias do dividir para conquistar.

Descobrir o máximo

Dividir: partir o array inicial em 2 arrays com metade do tamanho inicial

Conquistar: calcular recursivamente o máximo de cada uma das metades

Combinar: comparar o máximo de cada uma das metades e ficar com o maior deles

Dividir para Conquistar

Alguns Exemplos - MáximoD&C

Qual o **tempo de execução** deste algoritmo?

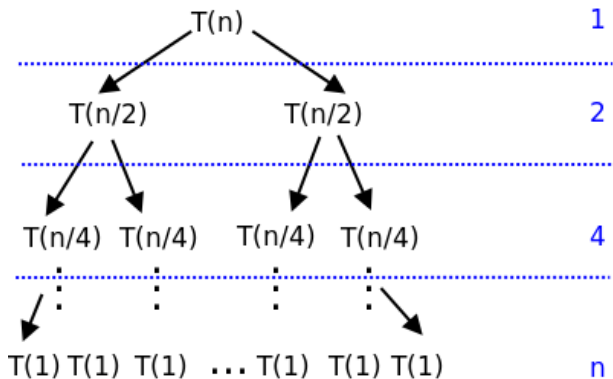
Para simplificar vamos assumir que n é uma potência de 2.
(as contas são muito parecidas nos outros casos)

$$T(n) = \begin{cases} \Theta(1) & \text{se } n = 1 \\ 2T(n/2) + \Theta(1) & \text{se } n > 1 \end{cases}$$

O que tem esta recorrência de diferente da do MergeSort?
Como a **resolver**?

Dividir para Conquistar

Alguns Exemplos - Máximo D&C



No total gasta $1 + 2 + 4 + \dots + n = \sum_{i=0}^{\log_2(n)} 2^i$

O que domina a soma? Note que $2^k = 1 + \sum_{i=0}^{k-1} 2^i$.

O último nível domina o peso da árvore e logo, o algoritmo é $\Theta(n)$!

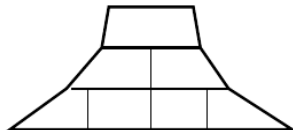
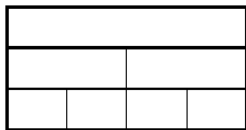
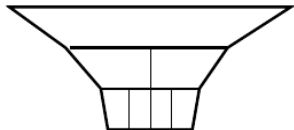
Recursões

Complexidade

Nem todas as recorrências de um algoritmo de **dividir para conquistar** dão origem a complexidades **logarítmicas** ou **linearítmicas**.

Na realidade, temos tipicamente **três tipos de casos**:

- O tempo é repartido de maneira mais ou menos **uniforme por todos os níveis** da recursão (ex: mergesort)
- O tempo é dominado pelo **último nível** da recursão (ex: máximo)
- O tempo é dominado pelo **primeiro nível** da recursão (ex: multiplicação de matrizes "naive")



(para saber mais podem espreitar o **Master Theorem**)

Recorrências

Notação

É usual assumir que $T(1) = \Theta(1)$. Nesses casos podemos escrever apenas a parte de $T(n)$ para descrever uma recorrência.

- **MergeSort:** $T(n) = 2T(n/2) + \Theta(n)$
- **MáximoD&C:** $T(n) = 2T(n/2) + \Theta(1)$

Diminuir e Conquistar

Algumas recorrências

Por vezes temos um algoritmo que reduz um problema a um único subproblema.

Nesses casos podemos dizer que usamos **diminuir e conquistar** (decrease and conquer).

- **Pesquisa Binária:**

Num array ordenado de tamanho n , comparar com o elemento do meio e procurar na metade correspondente

$$T(n) = T(n/2) + \Theta(1) [\Theta(\log n)]$$

- **Máximo com "tail recursion":** Num array de tamanho n , recursivamente descobrir o máximo do array excepto o primeiro elemento e depois comparar com o primeiro elemento.

$$T(n) = T(n - 1) + \Theta(1) [\Theta(n)]$$

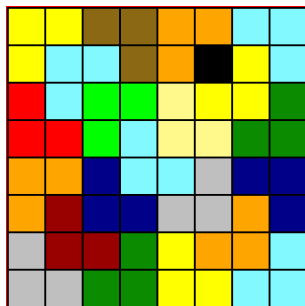
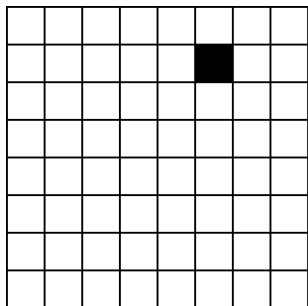
Dividir para Conquistar

Um Puzzle

Até "manualmente" se pode usar esta técnica de desenho algorítmico.

Imagine que tem uma grelha (ou matriz) de $2^n \times 2^n$ e quer **preencher todas as quadrículas** com peças com o formato de um L.

As peças podem ser rodadas e a grelha inicial tem um casa "proibida".



Uma ideia é **dividir em 4** quadrados mais pequenos... e colocar uma peça!