

Invariantes de laço e provas de corretude

- **Definição:** um **invariante de um laço** é uma **propriedade** que relaciona as variáveis do algoritmo a cada execução completa do laço.
- Ele deve ser escolhido de modo que, ao término do laço, tenha-se uma propriedade útil para mostrar a corretude do algoritmo.
- A prova de corretude de um algoritmo requer que sejam encontrados e provados invariantes dos vários laços que o compõem.
- Em geral, é **mais difícil** descobrir um **invariante apropriado** do que mostrar sua validade se ele for dado de bandeja...

Exemplo de invariante

```
ORDENA-POR-INSERÇÃO(A, n)
1  para j ← 2 até n faça
2     chave ← A[j]
3     ▷ Insere A[j] no subvetor ordenado A[1..j-1]
4     i ← j - 1
5     enquanto i ≥ 1 e A[i] > chave faça
6         A[i+1] ← A[i]
7         i ← i - 1
8     A[i+1] ← chave
```

Invariante principal de ORDENA-POR-INSERÇÃO: (i1)

No começo de cada iteração do laço **para** das linhas 1–8, o subvetor $A[1 \dots j-1]$ está ordenado.

Corretude de algoritmos por invariantes

A estratégia “típica” para mostrar a corretude de um algoritmo iterativo através de invariantes segue os seguintes passos:

- 1 Mostre que o invariante **vale** no início da **primeira iteração** (trivial, em geral)
- 2 Suponha que o invariante **vale** no início de uma **iteração qualquer** e prove que ele **vale** no início da **próxima iteração**
- 3 Conclua que se o algoritmo **pára** e o invariante **vale** no início da **última iteração**, então o algoritmo é **correto**.

Note que (1) e (2) implicam que o invariante vale no início de qualquer iteração do algoritmo. Isto é similar ao método de **indução matemática** ou **indução finita**!

Corretude da ordenação por inserção

Vamos verificar a **corretude do algoritmo de ordenação por inserção** usando a técnica de **prova por invariantes de laços**.

Invariante principal: (i1)

No começo de cada iteração do laço **para** das linhas 1–8, o subvetor $A[1 \dots j-1]$ está ordenado.

1							<i>j</i>			<i>n</i>
20	25	35	40	44	55	38	99	10	65	50

- Suponha que o invariante vale.
- Então a corretude do algoritmo é “evidente”. **Por quê?**
- No início da última iteração temos $j = n + 1$. Assim, do invariante segue que o (sub)vetor $A[1 \dots n]$ está ordenado!

Melhorando a argumentação

```
ORDENA-POR-INSERÇÃO(A, n)
1  para j ← 2 até n faça
2     chave ← A[j]
3     ▷ Insere A[j] no subvetor ordenado A[1 .. j - 1]
4     i ← j - 1
5     enquanto i ≥ 1 e A[i] > chave faça
6         A[i+1] ← A[i]
7         i ← i - 1
8     A[i+1] ← chave
```

Um invariante mais preciso: (i1')

No começo de cada iteração do laço **para** das linhas 1–8, o subvetor $A[1 \dots j-1]$ é uma permutação ordenada do subvetor original $A[1 \dots j-1]$.

Esboço da demonstração de (i1')

- 1 Validade na primeira iteração: neste caso, temos $j = 2$ e o invariante simplesmente afirma que $A[1 \dots 1]$ está ordenado, o que é evidente.
- 2 Validade de uma iteração para a seguinte: segue da discussão anterior. O algoritmo **empurra** os elementos maiores que a **chave** para seus lugares corretos e ela é colocada no **espaço vazio**.
Uma demonstração mais formal deste fato exige invariantes auxiliares para o laço interno enquanto.
- 3 Corretude do algoritmo: na última iteração, temos $j = n + 1$ e logo $A[1 \dots n]$ está ordenado com os **elementos originais** do vetor. Portanto, o algoritmo é **correto**.

Invariantes auxiliares

No início da linha 5 valem os seguintes invariantes:

- (i2) $A[1 \dots i]$ e $A[i + 2 \dots j]$ contêm os elementos de $A[1 \dots j]$ antes de entrar no laço que começa na linha 5.
- (i3) $A[1 \dots i]$ e $A[i + 2 \dots j]$ são crescentes.
- (i4) $A[1 \dots i] \leq A[i + 2 \dots j]$
- (i5) $A[i + 2 \dots j] > \text{chave}$.

Invariantes (i2) a (i5)
+ condição de parada na linha 5
+ atribuição da linha 7 } \implies invariante (i1')

Demonstração? Mesma que antes.

Complexidade do algoritmo

- Vamos tentar determinar o **tempo de execução** (ou **complexidade de tempo**) de ORDENA-POR-INSERÇÃO em função do **tamanho de entrada**.
- Para o problema de **Ordenação** vamos usar como tamanho de entrada a **dimensão do vetor** e ignorar o valores dos seus elementos (**modelo RAM**).
- A **complexidade de tempo** de um algoritmo é o número de **instruções básicas** (operações elementares ou primitivas) que executa a partir de uma entrada.
- **Exemplo:** comparação e atribuição entre números ou variáveis numéricas, operações aritméticas, etc.

Vamos contar ?

ORDENA-POR-INSERÇÃO(A, n)	Custo	# execuções
1 para $j \leftarrow 2$ até n faça	c_1	?
2 chave $\leftarrow A[j]$	c_2	?
3 \triangleright Insere $A[j]$ em $A[1 \dots j - 1]$	0	?
4 $i \leftarrow j - 1$	c_4	?
5 enquanto $i \geq 1$ e $A[i] > \text{chave}$ faça	c_5	?
6 $A[i + 1] \leftarrow A[i]$	c_6	?
7 $i \leftarrow i - 1$	c_7	?
8 $A[i + 1] \leftarrow \text{chave}$	c_8	?

A constante c_k representa o **custo (tempo)** de cada execução da linha k .

Denote por t_j o **número de vezes** que o teste no laço **enquanto** na linha 5 é feito para aquele valor de j .

Vamos contar ?

ORDENA-POR-INSERÇÃO(A, n)	Custo	Vezes
1 para $j \leftarrow 2$ até n faça	c_1	n
2 chave $\leftarrow A[j]$	c_2	$n - 1$
3 \triangleright Insere $A[j]$ em $A[1 \dots j - 1]$	0	$n - 1$
4 $i \leftarrow j - 1$	c_4	$n - 1$
5 enquanto $i \geq 1$ e $A[i] > \text{chave}$ faça	c_5	$\sum_{j=2}^n t_j$
6 $A[i + 1] \leftarrow A[i]$	c_6	$\sum_{j=2}^n (t_j - 1)$
7 $i \leftarrow i - 1$	c_7	$\sum_{j=2}^n (t_j - 1)$
8 $A[i + 1] \leftarrow \text{chave}$	c_8	$n - 1$

A constante c_k representa o **custo (tempo)** de cada execução da linha k .

Denote por t_j o **número de vezes** que o teste no laço **enquanto** na linha 5 é feito para aquele valor de j .

Tempo de execução total

Logo, o tempo total de execução $T(n)$ de Ordena-Por-Inserção é a soma dos tempos de execução de cada uma das linhas do algoritmo, ou seja:

$$T(n) = c_1 n + c_2(n - 1) + c_4(n - 1) + c_5 \sum_{j=2}^n t_j + c_6 \sum_{j=2}^n (t_j - 1) + c_7 \sum_{j=2}^n (t_j - 1) + c_8(n - 1)$$

Como se vê, entradas de **tamanho igual** (i.e., mesmo valor de n), podem apresentar **tempos de execução diferentes** já que o valor de $T(n)$ depende dos valores dos t_j .

Melhor caso

O **melhor caso** de Ordena-Por-Inserção ocorre quando o vetor A já está **ordenado**. Para $j = 2, \dots, n$ temos $A[j] \leq \text{chave}$ na linha 5 quando $i = j - 1$. Assim, $t_j = 1$ para $j = 2, \dots, n$.

Logo,

$$T(n) = c_1 n + c_2(n - 1) + c_4(n - 1) + c_5(n - 1) + c_8(n - 1) = (c_1 + c_2 + c_4 + c_5 + c_8)n - (c_2 + c_4 + c_5 + c_8)$$

Este tempo de execução é da forma $an + b$ para constantes a e b que dependem apenas dos c_i .

Portanto, **no melhor caso**, o tempo de execução é uma **função linear** no **tamanho da entrada**.

Pior Caso

Quando o vetor A está em **ordem decrescente**, ocorre o **pior caso** para Ordena-Por-Inserção. Para inserir a **chave** em $A[1 \dots j - 1]$, temos que compará-la com todos os elementos neste subvetor. Assim, $t_j = j$ para $j = 2, \dots, n$.

Lembre-se que:

$$\sum_{j=2}^n j = \frac{n(n+1)}{2} - 1$$

e

$$\sum_{j=2}^n (j-1) = \frac{n(n-1)}{2}.$$

Pior caso – continuação

Temos então que

$$\begin{aligned} T(n) &= c_1 n + c_2(n-1) + c_4(n-1) + c_5 \left(\frac{n(n+1)}{2} - 1 \right) \\ &\quad + c_6 \left(\frac{n(n-1)}{2} \right) + c_7 \left(\frac{n(n-1)}{2} \right) + c_8(n-1) \\ &= \left(\frac{c_5}{2} + \frac{c_6}{2} + \frac{c_7}{2} \right) n^2 + \left(c_1 + c_2 + c_4 + \frac{c_5}{2} - \frac{c_6}{2} - \frac{c_7}{2} + c_8 \right) n \\ &\quad - (c_2 + c_4 + c_5 + c_8) \end{aligned}$$

O tempo de execução no pior caso é da forma $an^2 + bn + c$ onde a, b, c são constantes que dependem apenas dos c_i .

Portanto, **no pior caso**, o tempo de execução é uma **função quadrática** no tamanho da entrada.

Complexidade assintótica de algoritmos

- Como dito anteriormente, na maior parte desta disciplina, estaremos nos concentrando na **análise de pior caso** e no **comportamento assintótico** dos algoritmos (instâncias de **tamanho grande**).
- O algoritmo Ordena-Por-Inserção tem como complexidade (de **pior caso**) uma função quadrática $an^2 + bn + c$, onde a, b, c são constantes absolutas que dependem apenas dos custos c_i .
- O estudo assintótico nos permite “jogar para debaixo do tapete” os valores destas constantes, i.e., aquilo que independe do tamanho da entrada (neste caso os valores de a, b e c).
- **Por que podemos fazer isso ?**

Análise assintótica de funções quadráticas

Considere a função quadrática $3n^2 + 10n + 50$:

n	$3n^2 + 10n + 50$	$3n^2$
64	12978	12288
128	50482	49152
512	791602	786432
1024	3156018	3145728
2048	12603442	12582912
4096	50372658	50331648
8192	201408562	201326592
16384	805470258	805306368
32768	3221553202	3221225472

Como se vê, $3n^2$ é o termo dominante quando n é grande.

De um modo geral, **podemos nos concentrar nos termos dominantes** e esquecer os demais.

Notação assintótica

- Usando notação assintótica, dizemos que o algoritmo Ordena-Por-Inserção tem **complexidade de tempo de pior caso** $\Theta(n^2)$.
- Isto quer dizer **duas** coisas:
 - a complexidade de tempo é limitada (**superiormente**) assintoticamente por algum polinômio da forma an^2 para alguma constante a ,
 - para todo n suficientemente grande, existe alguma instância de tamanho n que consome tempo **pele menos** dn^2 , para alguma contante positiva d .
- **Mais adiante discutiremos em detalhes o uso da notação assintótica em análise de algoritmos.**

Ordenação por intercalação

Q que significa intercalar dois (sub)vetores ordenados?

Problema: Dados $A[p \dots q]$ e $A[q+1 \dots r]$ crescentes, rearranjar $A[p \dots r]$ de modo que ele fique em ordem crescente.

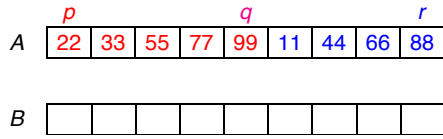
Entrada:

	p			q				r	
A	22	33	55	77	99	11	44	66	88

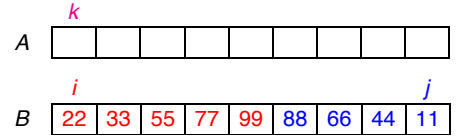
Saída:

	p			q				r	
A	11	22	33	44	55	66	77	88	99

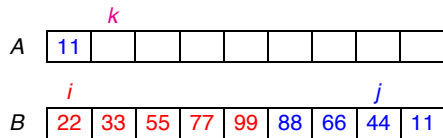
Intercalação



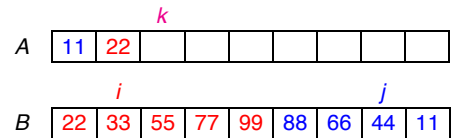
Intercalação



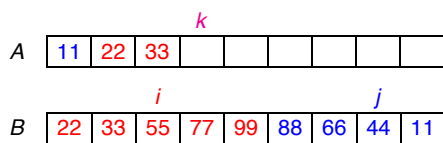
Intercalação



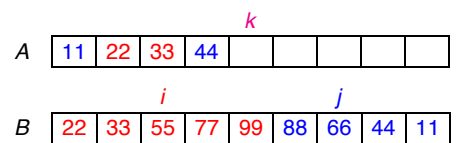
Intercalação



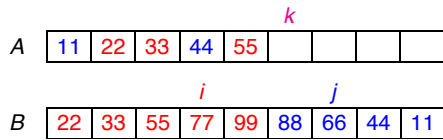
Intercalação



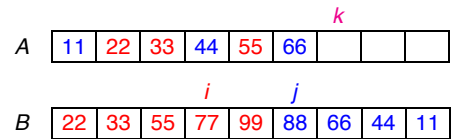
Intercalação



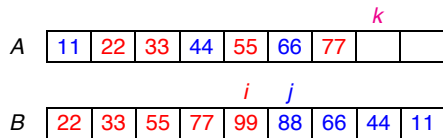
Intercalação



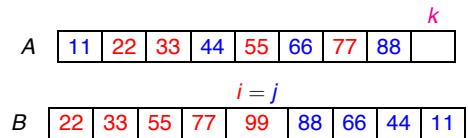
Intercalação



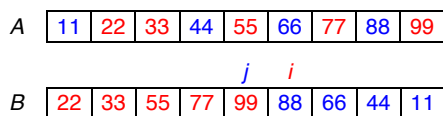
Intercalação



Intercalação



Intercalação



Intercalação

Pseudo-código

```
INTERCALA(A, p, q, r)
1  para  $i \leftarrow p$  até  $q$  faça
2     $B[i] \leftarrow A[i]$ 
3  para  $j \leftarrow q + 1$  até  $r$  faça
4     $B[r + q + 1 - j] \leftarrow A[j]$ 
5   $i \leftarrow p$ 
6   $j \leftarrow r$ 
7  para  $k \leftarrow p$  até  $r$  faça
8    se  $B[i] \leq B[j]$ 
9      então  $A[k] \leftarrow B[i]$ 
10      $i \leftarrow i + 1$ 
11    senão  $A[k] \leftarrow B[j]$ 
12      $j \leftarrow j - 1$ 
```

Complexidade de Intercala

Entrada:

	p			q				r	
A	22	33	55	77	99	11	44	66	88

Saída:

	p			q				r	
A	11	22	33	44	55	66	77	88	99

Tamanho da entrada: $n = r - p + 1$

Consumo de tempo: $\Theta(n)$

Corretude de Intercala

Invariante principal de Intercala:

No começo de cada iteração do laço das linhas 7–12, vale que:

- 1 $A[p \dots k - 1]$ está ordenado,
- 2 $A[p \dots k - 1]$ contém todos os elementos de $B[p \dots i - 1]$ e de $B[j + 1 \dots r]$,
- 3 $B[j] \geq A[k - 1]$ e $B[j] \geq A[k - 1]$.

Exercício. Prove que a afirmação acima é de fato um invariante de INTERCALA.

Exercício. (fácil) Mostre usando o invariante acima que INTERCALA é correto.

Algoritmos recursivos

“To understand recursion, we must first understand recursion.”
(anônimo)

- O que é o paradigma de **divisão-e-conquista**?
- Como mostrar a corretude de um algoritmo recursivo?
- Como analisar o consumo de tempo de um algoritmo recursivo?
- O que é uma **fórmula de recorrência**?
- O que significa **resolver** uma fórmula de recorrência?

Recursão e o paradigma de divisão-e-conquista

- Um **algoritmo recursivo** encontra a saída para uma instância de entrada de um problema **chamando a si mesmo** para **resolver instâncias menores** deste mesmo problema.
- Algoritmos de **divisão-e-conquista** possuem três etapas em cada nível de recursão:
 - 1 **Divisão**: o problema é dividido em subproblemas semelhantes ao problema original, porém tendo como entrada instâncias de tamanho menor.
 - 2 **Conquista**: cada subproblema é resolvido **recursivamente** a menos que o tamanho de sua entrada seja suficientemente **“pequeno”**, quando este é resolvido diretamente.
 - 3 **Combinação**: as soluções dos subproblemas são combinadas para obter uma solução do problema original.

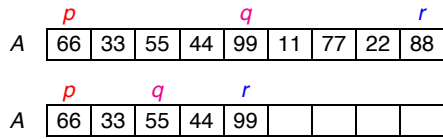
Exemplo de divisão-e-conquista: Mergesort

- Mergesort é um algoritmo para resolver o problema de ordenação e um exemplo clássico do uso do paradigma de **divisão-e-conquista**. (*to merge = intercalar*)
- Descrição do Mergesort em alto nível:
 - 1 **Divisão**: divida o vetor com n elementos em dois subvetores de tamanho $\lfloor n/2 \rfloor$ e $\lceil n/2 \rceil$, respectivamente.
 - 2 **Conquista**: ordene os dois vetores **recursivamente** usando o Mergesort;
 - 3 **Combinação**: intercale os dois subvetores para obter um vetor ordenado usando o algoritmo Intercala.

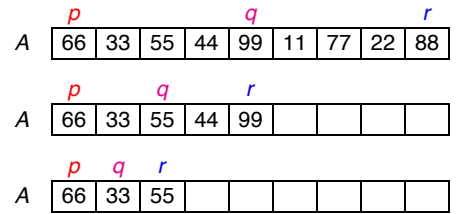
Mergesort

	p			q				r	
A	66	33	55	44	99	11	77	22	88

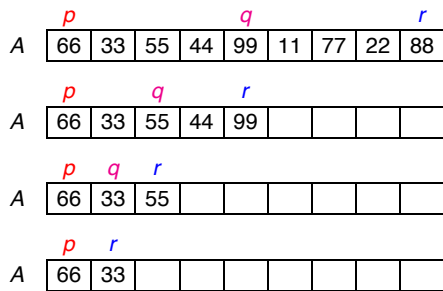
Mergesort



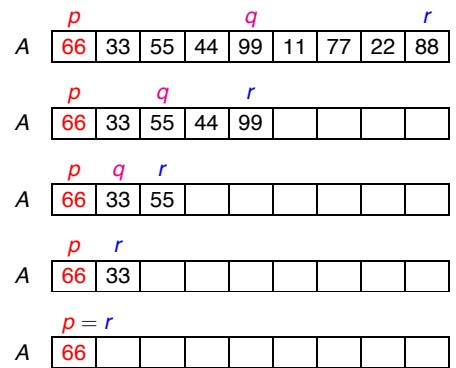
Mergesort



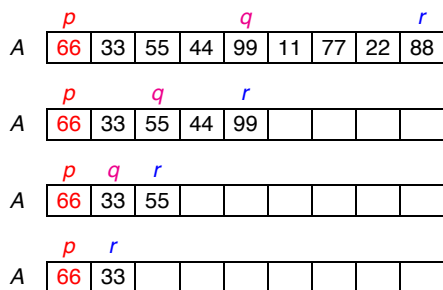
Mergesort



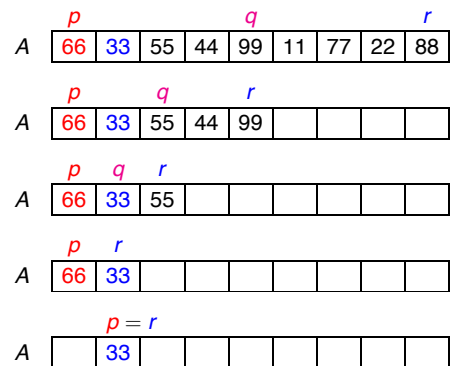
Mergesort



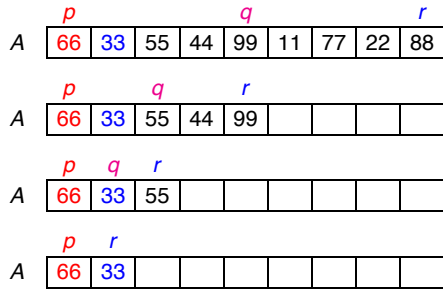
Mergesort



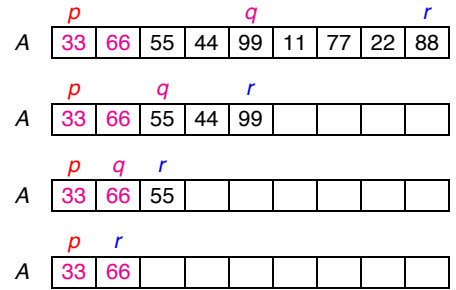
Mergesort



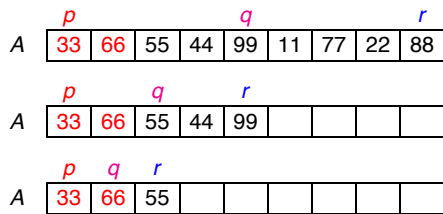
Mergesort



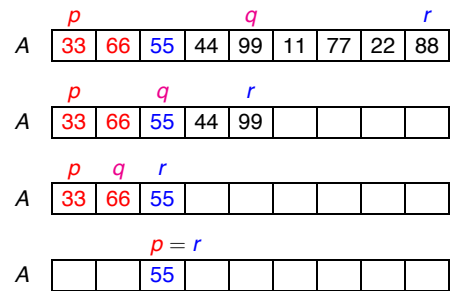
Mergesort



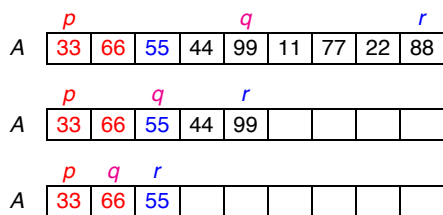
Mergesort



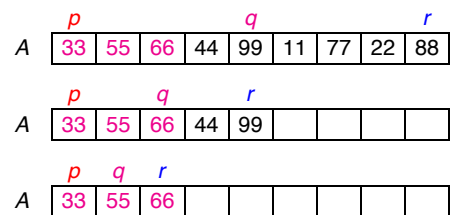
Mergesort



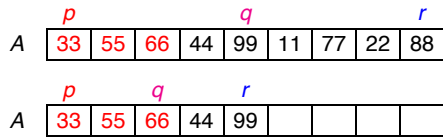
Mergesort



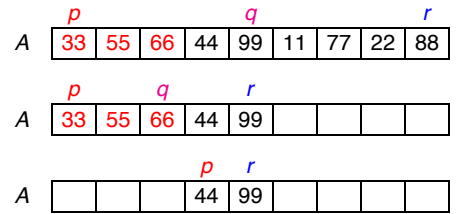
Mergesort



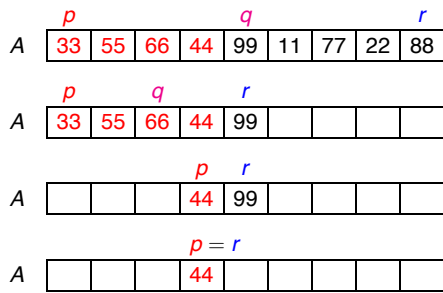
Mergesort



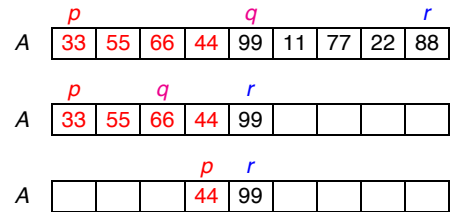
Mergesort



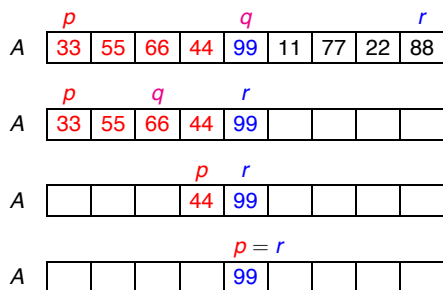
Mergesort



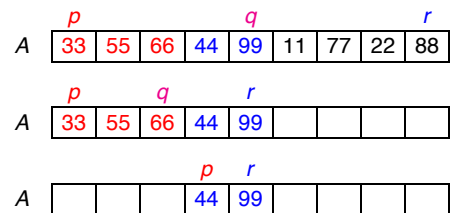
Mergesort



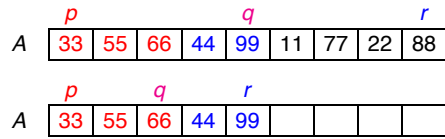
Mergesort



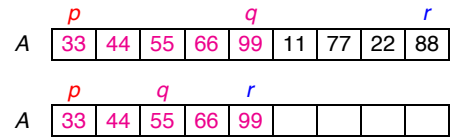
Mergesort



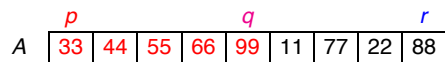
Mergesort



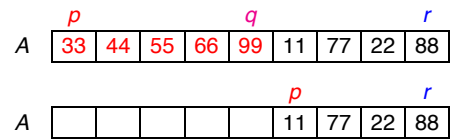
Mergesort



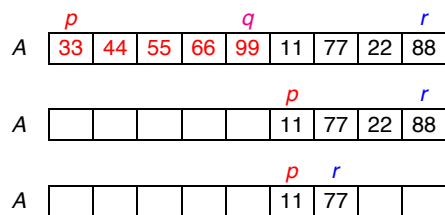
Mergesort



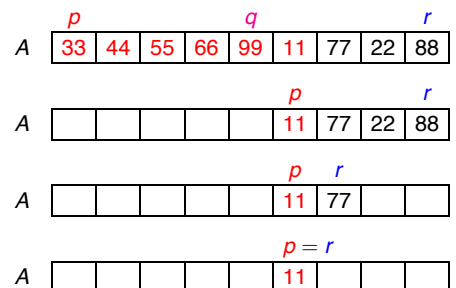
Mergesort



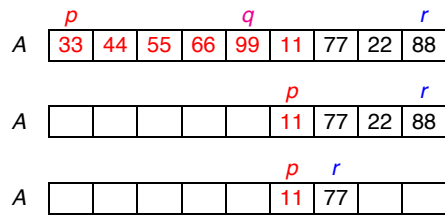
Mergesort



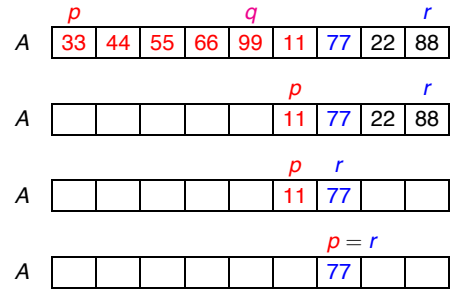
Mergesort



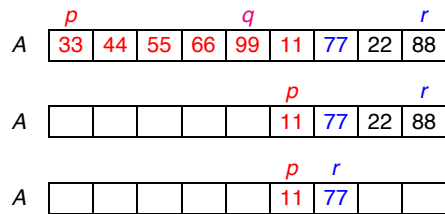
Mergesort



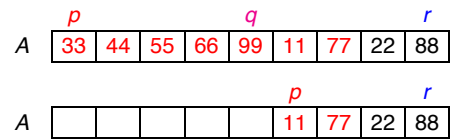
Mergesort



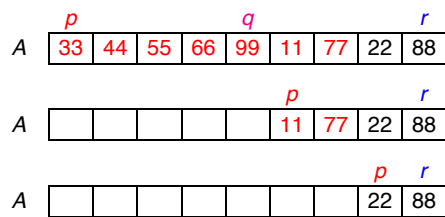
Mergesort



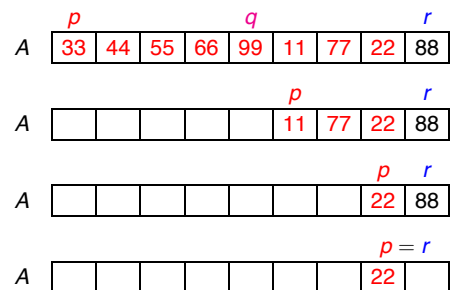
Mergesort



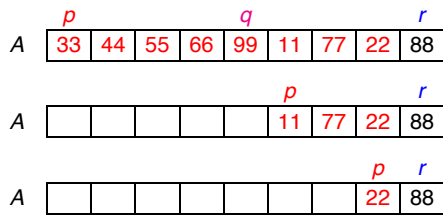
Mergesort



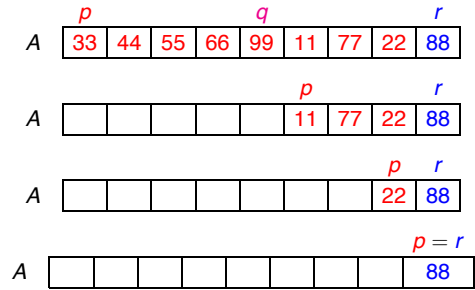
Mergesort



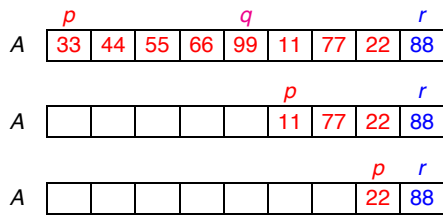
Mergesort



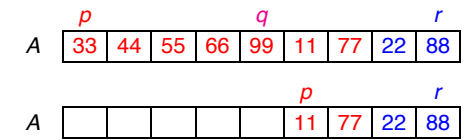
Mergesort



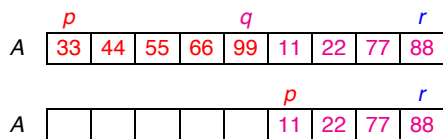
Mergesort



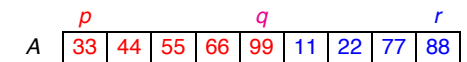
Mergesort



Mergesort



Mergesort



Mergesort

A	p			q					r
	11	22	33	44	55	66	77	88	99

Mergesort

A	p			q					r
	11	22	33	44	55	66	77	88	99

Mergesort

Relembrando: o objetivo é reorganizar $A[p \dots r]$, com $p \leq r$, em ordem crescente.

```
MERGESORT(A, p, r)
1 se p < r
2   então q ← ⌊(p+r)/2⌋
3   MERGESORT(A, p, q)
4   MERGESORT(A, q+1, r)
5   INTERCALA(A, p, q, r)
```

A	p			q					r
	66	33	55	44	99	11	77	22	88

Mergesort

Relembrando: o objetivo é reorganizar $A[p \dots r]$, com $p \leq r$, em ordem crescente.

```
MERGESORT(A, p, r)
1 se p < r
2   então q ← ⌊(p+r)/2⌋
3   MERGESORT(A, p, q)
4   MERGESORT(A, q+1, r)
5   INTERCALA(A, p, q, r)
```

A	p			q					r
	33	44	55	66	99	11	77	22	88

Mergesort

Relembrando: o objetivo é reorganizar $A[p \dots r]$, com $p \leq r$, em ordem crescente.

```
MERGESORT(A, p, r)
1 se p < r
2   então q ← ⌊(p+r)/2⌋
3   MERGESORT(A, p, q)
4   MERGESORT(A, q+1, r)
5   INTERCALA(A, p, q, r)
```

A	p			q					r
	33	44	55	66	99	11	22	77	88

Mergesort

Relembrando: o objetivo é reorganizar $A[p \dots r]$, com $p \leq r$, em ordem crescente.

```
MERGESORT(A, p, r)
1 se p < r
2   então q ← ⌊(p+r)/2⌋
3   MERGESORT(A, p, q)
4   MERGESORT(A, q+1, r)
5   INTERCALA(A, p, q, r)
```

A	p			q					r
	11	22	33	44	55	66	77	88	99

Corretude do Mergesort

```
MERGESORT(A, p, r)
1  se p < r
2  então q ← ⌊(p+r)/2⌋
3  MERGESORT(A, p, q)
4  MERGESORT(A, q+1, r)
5  INTERCALA(A, p, q, r)
```

O algoritmo está correto?

A corretude do algoritmo **Mergesort** apoia-se na corretude do algoritmo **Intercala** e pode ser demonstrada **por indução** em $n := r - p + 1$.

Aprenderemos como fazer provas por indução mais adiante.

Complexidade do Mergesort

```
MERGESORT(A, p, r)
1  se p < r
2  então q ← ⌊(p+r)/2⌋
3  MERGESORT(A, p, q)
4  MERGESORT(A, q+1, r)
5  INTERCALA(A, p, q, r)
```

Qual é a complexidade de **MERGESORT**?

Seja $T(n) :=$ o consumo de tempo **máximo** (pior caso) em função de $n = r - p + 1$

Complexidade do Mergesort

```
MERGESORT(A, p, r)
1  se p < r
2  então q ← ⌊(p+r)/2⌋
3  MERGESORT(A, p, q)
4  MERGESORT(A, q+1, r)
5  INTERCALA(A, p, q, r)
```

linha	consumo de tempo
1	?
2	?
3	?
4	?
5	?

$T(n) = ?$

Complexidade do Mergesort

```
MERGESORT(A, p, r)
1  se p < r
2  então q ← ⌊(p+r)/2⌋
3  MERGESORT(A, p, q)
4  MERGESORT(A, q+1, r)
5  INTERCALA(A, p, q, r)
```

linha	consumo de tempo
1	$\Theta(1)$
2	$\Theta(1)$
3	$T(\lceil n/2 \rceil)$
4	$T(\lfloor n/2 \rfloor)$
5	$\Theta(n)$

$T(n) = T(\lceil n/2 \rceil) + T(\lfloor n/2 \rfloor) + \Theta(n) + \Theta(2)$

Complexidade do Mergesort

- Obtemos o que chamamos de **fórmula de recorrência** (i.e., uma fórmula definida em termos de si mesma).

$$T(1) = \Theta(1)$$

$$T(n) = T(\lceil n/2 \rceil) + T(\lfloor n/2 \rfloor) + \Theta(n) \text{ para } n = 2, 3, 4, \dots$$

- Em geral, ao aplicar o paradigma de **divisão-e-conquista**, chega-se a um algoritmo recursivo cuja complexidade $T(n)$ é uma fórmula de recorrência.
- É necessário então **resolver** a recorrência! Mas, o que significa resolver uma recorrência?
- Significa encontrar uma “**fórmula fechada**” para $T(n)$.
- No caso, $T(n) = \Theta(n \lg n)$. Assim, o consumo de tempo do **Mergesort** é $\Theta(n \lg n)$ no pior caso.
- Veremos mais tarde como resolver recorrências.

Crescimento de funções

Notação Assintótica

- Vamos expressar complexidade através de funções em variáveis que descrevam o tamanho de instâncias do problema. Exemplos:
 - Problemas de aritmética de precisão arbitrária: número de bits (ou bytes) dos inteiros.
 - Problemas em grafos: número de vértices e/ou arestas
 - Problemas de ordenação de vetores: tamanho do vetor.
 - Busca em textos: número de caracteres do texto ou padrão de busca.
- Vamos supor que funções que expressam complexidade são sempre positivas, já que estamos medindo número de operações.

Comparação de Funções

- Vamos comparar funções assintoticamente, ou seja, para valores grandes, desprezando constantes multiplicativas e termos de menor ordem.

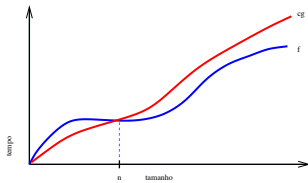
	$n = 100$	$n = 1000$	$n = 10^4$	$n = 10^6$	$n = 10^9$
$\log n$	2	3	4	6	9
n	100	1000	10^4	10^6	10^9
$n \log n$	200	3000	$4 \cdot 10^4$	$6 \cdot 10^6$	$9 \cdot 10^9$
n^2	10^4	10^6	10^8	10^{12}	10^{18}
$100n^2 + 15n$	$1,0015 \cdot 10^6$	$1,00015 \cdot 10^8$	$\approx 10^{10}$	$\approx 10^{14}$	$\approx 10^{20}$
2^n	$\approx 1,26 \cdot 10^{30}$	$\approx 1,07 \cdot 10^{301}$?	?	?

Classe O

Definição:

$O(g(n)) = \{f(n) : \text{existem constantes positivas } c \text{ e } n_0 \text{ tais que } 0 \leq f(n) \leq cg(n), \text{ para todo } n \geq n_0\}.$

Informalmente, dizemos que, se $f(n) \in O(g(n))$, então $f(n)$ cresce no máximo tão rapidamente quanto $g(n)$.



Classe O

Definição:

$O(g(n)) = \{f(n) : \text{existem constantes positivas } c \text{ e } n_0 \text{ tais que } 0 \leq f(n) \leq cg(n), \text{ para todo } n \geq n_0\}.$

Informalmente, dizemos que, se $f(n) \in O(g(n))$, então $f(n)$ cresce no máximo tão rapidamente quanto $g(n)$.

Exemplo:

$$\frac{1}{2}n^2 - 3n \in O(n^2)$$

Valores de c e n_0 que satisfazem a definição são

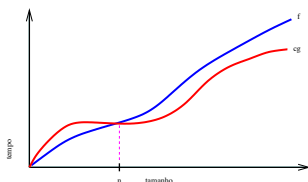
$$c = \frac{1}{2} \text{ e } n_0 = 7.$$

Classe Ω

Definição:

$\Omega(g(n)) = \{f(n) : \text{existem constantes positivas } c \text{ e } n_0 \text{ tais que } 0 \leq cg(n) \leq f(n), \text{ para todo } n \geq n_0\}.$

Informalmente, dizemos que, se $f(n) \in \Omega(g(n))$, então $f(n)$ cresce no mínimo tão lentamente quanto $g(n)$.



Classe Ω

Definição:

$\Omega(g(n)) = \{f(n) : \text{existem constantes positivas } c \text{ e } n_0 \text{ tais que } 0 \leq cg(n) \leq f(n), \text{ para todo } n \geq n_0\}.$

Informalmente, dizemos que, se $f(n) \in \Omega(g(n))$, então $f(n)$ cresce no mínimo tão lentamente quanto $g(n)$.

Exemplo:

$$\frac{1}{2}n^2 - 3n \in \Omega(n^2)$$

Valores de c e n_0 que satisfazem a definição são

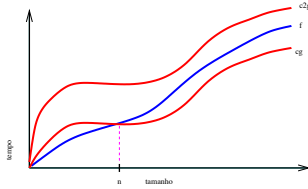
$$c = \frac{1}{14} \text{ e } n_0 = 7.$$

Classe Θ

Definição:

$\Theta(g(n)) = \{f(n) : \text{existem constantes positivas } c_1, c_2 \text{ e } n_0$
tais que $0 \leq c_1 g(n) \leq f(n) \leq c_2 g(n)$,
para todo $n \geq n_0\}$.

Informalmente, dizemos que, se $f(n) \in \Theta(g(n))$, então $f(n)$
cresce tão rapidamente quanto $g(n)$.



Classe Θ

Definição:

$\Theta(g(n)) = \{f(n) : \text{existem constantes positivas } c_1, c_2 \text{ e } n_0$
tais que $0 \leq c_1 g(n) \leq f(n) \leq c_2 g(n)$,
para todo $n \geq n_0\}$.

Informalmente, dizemos que, se $f(n) \in \Theta(g(n))$, então $f(n)$
cresce tão rapidamente quanto $g(n)$.

Exemplo:

$$\frac{1}{2}n^2 - 3n \in \Theta(n^2)$$

Valores de c_1 , c_2 e n_0 que satisfazem a definição são

$$c_1 = \frac{1}{14}, c_2 = \frac{1}{2} \text{ e } n_0 = 7.$$

Classe o

Definição:

$o(g(n)) = \{f(n) : \text{para toda constante positiva } c, \text{ existe uma}$
constante $n_0 > 0$ tal que $0 \leq f(n) < cg(n)$,
para todo $n \geq n_0\}$.

Informalmente, dizemos que, se $f(n) \in o(g(n))$, então $f(n)$
cresce mais lentamente que $g(n)$.

Exemplo:

$$1000n^2 \in o(n^3)$$

Para todo valor de c , um n_0 que satisfaz a definição é

$$n_0 = \left\lceil \frac{1000}{c} \right\rceil + 1.$$

Classe ω

Definição:

$\omega(g(n)) = \{f(n) : \text{para toda constante positiva } c, \text{ existe uma}$
constante $n_0 > 0$ tal que $0 \leq cg(n) < f(n)$,
para todo $n \geq n_0\}$.

Informalmente, dizemos que, se $f(n) \in \omega(g(n))$, então $f(n)$
cresce mais rapidamente que $g(n)$.

Exemplo:

$$\frac{1}{1000}n^2 \in \omega(n)$$

Para todo valor de c , um n_0 que satisfaz a definição é

$$n_0 = \lceil 1000c \rceil + 1.$$

Definições equivalentes

$$f(n) \in o(g(n)) \text{ se } \lim_{n \rightarrow \infty} \frac{f(n)}{g(n)} = 0.$$

$$f(n) \in O(g(n)) \text{ se } \lim_{n \rightarrow \infty} \frac{f(n)}{g(n)} < \infty.$$

$$f(n) \in \Theta(g(n)) \text{ se } 0 < \lim_{n \rightarrow \infty} \frac{f(n)}{g(n)} < \infty.$$

$$f(n) \in \Omega(g(n)) \text{ se } \lim_{n \rightarrow \infty} \frac{f(n)}{g(n)} > 0.$$

$$f(n) \in \omega(g(n)) \text{ se } \lim_{n \rightarrow \infty} \frac{f(n)}{g(n)} = \infty.$$

Propriedades das Classes

Transitividade:

Se $f(n) \in O(g(n))$ e $g(n) \in O(h(n))$, então $f(n) \in O(h(n))$.

Se $f(n) \in \Omega(g(n))$ e $g(n) \in \Omega(h(n))$, então $f(n) \in \Omega(h(n))$.

Se $f(n) \in \Theta(g(n))$ e $g(n) \in \Theta(h(n))$, então $f(n) \in \Theta(h(n))$.

Se $f(n) \in o(g(n))$ e $g(n) \in o(h(n))$, então $f(n) \in o(h(n))$.

Se $f(n) \in \omega(g(n))$ e $g(n) \in \omega(h(n))$, então $f(n) \in \omega(h(n))$.

Propriedades das Classes

Reflexividade:

$$f(n) \in O(f(n)).$$

$$f(n) \in \Omega(f(n)).$$

$$f(n) \in \Theta(f(n)).$$

Simetria:

$$f(n) \in \Theta(g(n)) \text{ se, e somente se, } g(n) \in \Theta(f(n)).$$

Simetria Transposta:

$$f(n) \in O(g(n)) \text{ se, e somente se, } g(n) \in \Omega(f(n)).$$

$$f(n) \in o(g(n)) \text{ se, e somente se, } g(n) \in \omega(f(n)).$$

Exemplos

Quais as relações de comparação assintótica das funções:

- 2^π
- $\log n$
- n
- $n \log n$
- n^2
- $100n^2 + 15n$
- 2^n

Demonstração Direta

A **demonstração direta** de uma implicação $p \Rightarrow q$ é uma sequência de passos lógicos (implicações):

$$p \Rightarrow p_1 \Rightarrow p_2 \Rightarrow \dots \Rightarrow p_n \Rightarrow q,$$

que resultam, por transitividade, na implicação desejada. Cada passo da demonstração é um axioma ou um teorema demonstrado previamente.

Exemplo:

Provar que $\sum_{i=1}^k 2i - 1 = k^2$.

Demonstração pela Contrapositiva

A **contrapositiva** de $p \Rightarrow q$ é $\neg q \Rightarrow \neg p$.

A contrapositiva é equivalente à implicação original. A veracidade de $\neg q \Rightarrow \neg p$ implica a veracidade de $p \Rightarrow q$, e vice-versa.

A técnica é útil quando é mais fácil demonstrar a contrapositiva que a implicação original.

Para demonstrarmos a contrapositiva de uma implicação, podemos utilizar qualquer técnica de demonstração.

Exemplo:

Provar que se $2 \mid 3m$, então $2 \mid m$.

Demonstração por Contradição

A **Demonstração por contradição** envolve supor absurdamente que a afirmação a ser demonstrada é falsa e obter, através de implicações válidas, uma conclusão contraditória.

A contradição obtida implica que a hipótese absurda é falsa e, portanto, a afirmação é de fato verdadeira.

No caso de uma implicação $p \Rightarrow q$, equivalente a $\neg p \vee q$, a negação é $p \wedge \neg q$.

Exemplo:

Dados os inteiros positivos n e $n + 1$, provar que o maior inteiro que divide ambos n e $n + 1$ é 1.

Demonstração por Casos

Na **Demonstração por Casos**, particionamos o universo de possibilidades em um conjunto finito de casos e demonstramos a veracidade da implicação para cada caso.

Para demonstrar cada caso individual, qualquer técnica de demonstração pode ser utilizada.

Exemplo:

Provar que a soma de dois inteiros x e y de mesma paridade é sempre par.

Demonstração por Indução

Na *Demonstração por Indução*, queremos demonstrar a validade de $P(n)$, uma propriedade P com um parâmetro natural n associado, para todo valor de n .

Há um número infinito de casos a serem considerados, um para cada valor de n . Demonstramos os infinitos casos de uma só vez:

- **Base da Indução:** Demonstramos $P(1)$.
- **Hipótese de Indução:** Supomos que $P(n)$ é verdadeiro.
- **Passo de Indução:** Provamos que $P(n + 1)$ é verdadeiro, a partir da hipótese de indução.

Exemplo:

Provar que $\sum_{i=1}^k 2i - 1 = k^2$, agora por indução.

Indução Fraca × Indução Forte

A *indução forte* difere da *indução fraca* (ou *simples*) apenas na suposição da hipótese.

No caso da indução forte, devemos supor que a propriedade vale para todos os casos anteriores, não somente para o anterior, ou seja:

- **Base da Indução:** Demonstramos $P(1)$.
- **Hipótese de Indução Forte:** Supomos que $P(k)$ é verdadeiro, para todo $k \leq n$.
- **Passo de Indução:** Provamos que $P(n + 1)$ é verdadeiro, a partir da hipótese de indução.

Exemplo:

Prove que todo inteiro n pode ser escrito como a soma de diferentes potências de 2.