## Introdução à Complexidade de Algoritmos

Prof. Jefferson T. Oliva

Algoritmos e Estrutura de Dados I (AE22CP) Engenharia de Computação Departamento Acadêmico de Informática (Dainf) Universidade Tecnológica Federal do Paraná (UTFPR) Campus Pato Branco





#### Sumário

- Análise de algoritmos
- Cálculo do Tempo de Execução
- Notação O (Big Oh)
- Taxas de Crescimento

## Introdução

- Por que estudar a complexidade de algoritmos?
- VocÊ sabe diferenciar programa de algoritmo?

# Introdução

#### • Programa vs. Algoritmo

Programa	Algoritmo
Linguagem concreta	Linguagem abstrata
(C, Java, Python)	(pseudo-código)
Dependente de	Independente de
sistema operacional	sistema operacional
Dependente de	Independente de
hardware	hardware
Avaliação em tempo real	Avaliação por estimativa
(empírica)	(assintótica)

4

Sumário

- Após a implementação, é importante determinar os recursos necessários para a sua execução:
  - Tempo
  - Espaço
- Um algoritmo que soluciona um determinado problema, mas requer o processamento de um ano, não deve ser usado

O que dizer de uma afirmação como a abaixo?

"Desenvolvi um novo algoritmo chamado TripleX que leva 14,2 segundos para processar 1.000 números, enquanto o método SimpleX leva 42,1 segundos."

 Você trocaria o SimpleX que roda em sua empresa pelo TripleX?

7

- A afirmação tem que ser examinada, pois há diversos fatores envolvidos:
  - Características da máquina
  - Linguagem de programação
  - Implementação pouco cuidadosa do algoritmo SimpleX vs.
     "super" implementação do algoritmo TripleX
  - Quantidade de dados processados: Se o TripleX é mais rápido para processar 1.000 números, ele também é mais rápido para processar quantidades maiores de números?

- A comunidade de computação começou a pesquisar formas de comparar algoritmos de forma independente de
  - Hardware
  - Sistema operacional
  - Linguagem de programação
  - Habilidade do programador
- É desejável a comparação de algoritmos e não programas
- Área: análise/complexidade de algoritmos
  - Comparação de algoritmos
  - Determinar se um algoritmo é ótimo

- Sabe-se que:
  - Processar 100.000 números leva mais tempo do que 10.000 números
  - Cadastrar 20 itens em um sistema de vendas leva mais tempo do que cadastrar 10
  - Etc
- Pode ser uma boa ideia estimar a eficiência de um algoritmo em função do tamanho do problema (número de elementos processados):
  - ullet Geralmente, é assumido que n é o tamanho do problema
  - É calculado o número de operações realizadas sobre os n elementos

- O melhor algoritmo é aquele que requer menos operações sobre a entrada
- Que operações?
- Toda operação leva o mesmo tempo?

- Exemplo: TripleX vs. SimpleX
  - TripleX: para uma entrada de tamanho n, o algoritmo realiza  $n^2 + n$  operações:

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

- SimpleX: para uma entrada de tamanho n, o algoritmo realiza 1.000n operações:
  - g(n) = 1.000n

• Exemplo: TripleX vs. SimpleX

Tamanho da Entrada	1	10	100	1.000	10.000
$f(n) = n^2 + n$					
g(n) = 1.000n					

Exemplo: TripleX vs. SimpleX

Tamanho da Entrada	1	10	100	1.000	10.000
$\frac{f(n) = n^2 + n}{f(n)}$	2	110	10.100	1.001.000	100.010.000
g(n) = 1.000n	1.000	10.000	100.000	1.000.000	10.000.000

- partir de n = 1.000, f(n) mantém-se maior e cada vez mais distante de g(n)
  - Diz-se que f(n) cresce mais rápido do que g(n)

## Sumário

- Existem basicamente 2 formas de estimar o tempo de execução de programas e decidir quais são os melhores:
  - Empiricamente
  - Teoricamente
- É desejável e possível estimar qual o melhor algoritmo sem ter que executá-los: função da análise de algoritmos

- Para proceder a uma análise de algoritmos e determinar as taxas de crescimento, necessitamos de um modelo de computador e das operações que executa
- Assume-se o uso de um computador tradicional, em que as instruções de um algoritmo são executadas sequencialmente

- Repertório de instruções simples: soma, multiplicação, comparação, atribuição, etc
  - Por simplicidade e viabilidade da análise, assume-se que cada instrução demora exatamente uma unidade de tempo para ser executada
  - Operações complexas, como inversão de matrizes e ordenação de valores, não são realizadas em uma única unidade de tempo
  - Operações complexas devem ser analisadas em partes

- Regras para o cálculo de execução
  - Repetições:

```
para i \leftarrow 0 até n faça x += 1;
```

- Regras para o cálculo de execução
  - Repetições:
    - No exemplo abaixo são realizadas 3n+2 operações (uma unidade para iniciar i+n\* (incremento na variável i+ uma comparação + atribuição na variável x) + uma última comparação, que é o momento em que a variável i atinge o valor de n)
    - Por mais que o operador + = seja equivalente a duas operações (uma atribuição e uma soma), o mesmo é contado como uma unidade

```
para i \leftarrow 0 até n faça x += 1;
```

- Regras para o cálculo de execução
  - Se... então... senão:

```
se i < j
então i \leftarrow i+1
senão para k \leftarrow 0 até n faça i \leftarrow i * k;
```

- Regras para o cálculo de execução
  - Se... então... senão:
    - Para uma cláusula condicional, o tempo de execução nunca é maior do que o tempo do teste (então) mais o tempo do senão
    - No cálculo do tempo de execução, é considerado o comando que leva mais tempo
    - ullet O exemplo abaixo pode executar até 4n+3 instruções

```
se i < j
então i \leftarrow i+1
senão para k \leftarrow 0 até n faça i \leftarrow i * k;
```

- Regras para o cálculo de execução
  - Repetições aninhadas

```
para i \leftarrow 0 até n faça para j \leftarrow 0 até n faça k \leftarrow k+1;
```

- Regras para o cálculo de execução
  - Repetições aninhadas
    - A análise é feita de dentro para fora
    - Tempo de execução dos comandos multiplicado pelo produto do tamanho de todas as repetições

```
para i \leftarrow 0 até n faça para j \leftarrow 0 até n faça k \leftarrow k+1;
```

- Nas duas últimas linhas do código acima (laço interno), são realizadas 4n + 2 operações: uma atribuição para a variável j + n\* (uma atualização de j + mais uma comparação entre i e n + uma atribuição na variável k + uma soma na variável k)
- A operação acima é realizada n vezes, ou seja, o total de operações no fragmento de código acima é  $n*(4n+2+2)+2=4n^2+4n+2$

- Regras para o cálculo de execução
  - Chamadas de sub-rotinas: uma sub-rotina deve ser analisada primeiro e depois ter suas unidades de tempo incorporadas ao programa/sub-rotina que a chamou

 Supondo que as operações simples demoram uma unidade de tempo para executar, considere o programa abaixo para calcular o resultado de

$$\sum_{i=1}^{n} i^3$$

- Início
- declare soma parcial numérico;
- $\mathbf{0}$  soma\_parcial  $\leftarrow 0$ ;
- 5 soma\_parcial ← soma\_parcial+i\*i\*i;
- escreva(soma\_parcial);
- Fim

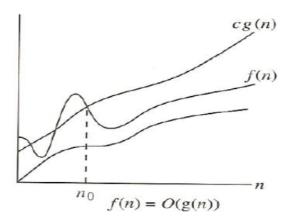
$$\sum_{i=1}^{n} i^3$$

- 3 1 unidade de tempo
- 4 1 unidade para iniciação de i, n+1 unidades para testar se i=n e n unidades para incrementar i=2n+2
- 5 4 unidades (1 da soma, 2 das multiplicações e 1 da atribuição) executada n vezes (pelo comando "para") = 4n unidades
- 6 1 unidade para escrita
- Custo total: 6n + 4

## Sumário

- Na análise de algoritmos, devemos nos preocupar com a eficiência quando o tamanho da entrada (n) for grande
- A comparação de algoritmos é feita por meio de análise assintótica
- Notação Big-Oh (O)

- Dada duas funções, f(n) e g(n)
  - Uma função f(n) é da ordem de (big-oh) g(n) ou função f(n) é O(g(n)) se existirem existem duas constantes positivas c e  $n_0$  tais que  $f(n) \le cg(n)$ , para todo  $n \ge n_0$



- Exemplos:
  - Seja  $f(n) = (n+1)^2$ . Logo,  $f(n) \in O(n^2)$
  - Seja  $f(n) = 2n^3 + n^2 + 3n$ . Logo,  $f(n) \in O(n^3)$

- Exemplos:
  - Seja  $f(n) = (n+1)^2$ . Logo, f(n) é  $O(n^2)$ , quando  $n_0 = 1$  e c = 4, pois  $(n+1)^2 \le 4n^2$  para  $n \ge 1$
  - Seja  $f(n) = 2n^3 + n^2 + 3n$ . Logo, para provar que f(n) é  $O(n^3)$ , basta provar que  $2n^3 + n^2 + 3n \le 6n^3$  para  $n \ge 0$
- Notação O é a mais utilizada para a análise de complexidade de algoritmos
- Ao dizer que f(n) = O(g(n)), tem-se que g(n) é o limite superior em comparação com f(n)

- Quando dizemos que um algoritmo possui um custo de  $O(n^2)$ , isso significa que, no pior caso, o algoritmo nunca terá um custo maior que  $n^2$
- Se T(x) é um polinômio de grau n, então  $T(x) = O(x^n)$ 
  - Em uma expressão polinomial (e.g.  $2n^3 + n^2 + n + 1$ ), o custo na notação Big-Oh sempre será denotada em função do maior expoente, sem considerar contantes
  - Uma função que realiza  $2n^3+n^2+n+1$  operações no pior caso tem a complexidade na ordem de  $O(n^3)$

- Se  $T_1(n) = O(f(n))$  e  $T_2(n) = O(g(n))$ , então:
  - $T_1(n) + T_2(n) = max(O(f(n)), O(g(n)))$
  - $T_1(n) * T_2(n) = O(f(n) * g(n))$
- Se T(n) for igual a um valor constante, então a sua complexidade é O(1)

#### Sumário

#### Taxas de Crescimento

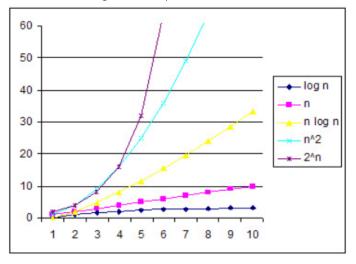
#### Taxas de Crescimento

• Funções e taxas de crescimento mais comuns:

С	constante
log n	logarítmica
n	linear
n log n	linear
$n^2$	quadrática
n <sup>3</sup>	cúbica
2 <sup>n</sup>	exponencial
a <sup>n</sup>	exponencial

#### Taxas de Crescimento

• Crescimentos de algumas funções



#### Referências I

- Cormen, T. H., Leiserson, C. E., Rivest, R. L., Stein, C. *Introduction to Algorithms*.
  Third edition, The MIT Press, 2009.
- Horowitz, E., Sahni, S. Rajasekaran, S. Computer Algorithms. Computer Science Press, 1998.
- Marin, L. O.
  Complexidade de Algoritmos parte 2. AE23CP-3CP
  Algoritmos e Estrutura de Dados II.
  Slides. Engenharia de Computação. Dainf/UTFPR/Pato
  Branco, 2017.

#### Referências II



Marin, L. O.

Complexidade de Algoritmos – parte 1. AE23CP-3CP Algoritmos e Estrutura de Dados II.

Slides. Engenharia de Computação. Dainf/UTFPR/Pato Branco, 2018.



Rosa, J. L. G.

Análise de Algoritmos. SCE-181 — Introdução à Ciência da Computação II.

Slides. Ciência de Computação. ICMC/USP, 2008.



Rosa, J. L. G.

Análise de Algoritmos - parte 1. SCC-201 — Introdução à Ciência da Computação II.

Slides. Ciência de Computação. ICMC/USP, 2016.

#### Referências III



Ziviani, N.

Projeto de Algoritmos - com implementações em Java e C++. Thomson, 2007.