

Medida do Tempo de Execução de um Programa

Livro “Projeto de Algoritmos” – Nívio Ziviani

Capítulo 1 – Seção 1.3

<http://www2.dcc.ufmg.br/livros/algoritmos/>

Medida do Tempo de Execução de um Programa

- O projeto de algoritmos é fortemente influenciado pelo estudo de seus comportamentos.
- Depois que um problema é analisado e decisões de projeto são finalizadas, é necessário estudar as várias opções de algoritmos a serem utilizados, considerando os aspectos de tempo de execução e espaço ocupado.
- Muitos desses algoritmos são encontrados em áreas como pesquisa operacional, otimização, teoria dos grafos, estatística, probabilidades, entre outras.

Tipos de Problemas na Análise de Algoritmos

- **Análise de um algoritmo particular.**
 - Qual é o custo de usar um dado algoritmo para resolver um problema específico?

Tipos de Problemas na Análise de Algoritmos

- **Análise de um algoritmo particular.**
 - Qual é o custo de usar um dado algoritmo para resolver um problema específico?
 - Características que devem ser investigadas:
 - análise do número de vezes que cada parte do algoritmo deve ser executada,
 - estudo da quantidade de memória necessária

Tipos de Problemas na Análise de Algoritmos

- **Análise de um algoritmo particular.**
 - Qual é o custo de usar um dado algoritmo para resolver um problema específico?
 - Características que devem ser investigadas:
 - análise do número de vezes que cada parte do algoritmo deve ser executada,
 - estudo da quantidade de memória necessária.
- **Análise de uma classe de algoritmos.**
 - Qual é o algoritmo de menor custo possível para resolver um problema particular?
 - Toda uma família de algoritmos é investigada.
 - Procura-se identificar um que seja o melhor possível.
 - Coloca-se **limites** para a complexidade computacional dos algoritmos pertencentes à classe.

Custo de um Algoritmo

- Determinando o menor custo possível para resolver problemas de uma dada classe, temos a medida da dificuldade inerente para resolver o problema.
- Quando o custo de um algoritmo é igual ao menor custo possível, o algoritmo é **ótimo** para a medida de custo considerada.
- Podem existir vários algoritmos para resolver o mesmo problema.
- Se a mesma medida de custo é aplicada a diferentes algoritmos, então é possível compará-los e escolher o mais adequado.

Medida do Custo pela Execução do Programa

- Tais medidas são bastante inadequadas e os resultados jamais devem ser generalizados:
 - os resultados são dependentes do compilador que pode favorecer algumas construções em detrimento de outras;
 - os resultados dependem do *hardware*;
 - quando grandes quantidades de memória são utilizadas, as medidas de tempo podem depender deste aspecto.
- Apesar disso, há argumentos a favor de se obterem medidas reais de tempo.
 - Ex.: quando há vários algoritmos distintos para resolver um mesmo tipo de problema, todos com um custo de execução dentro de uma mesma ordem de grandeza.
 - Assim, são considerados tanto os custos reais das operações como os custos não aparentes, tais como alocação de memória, indexação, carga, dentre outros.

Medida do Custo por meio de um Modelo Matemático

- Usa um modelo matemático baseado em um computador idealizado.
- Deve ser especificado o conjunto de operações e seus custos de execuções.
- É mais usual ignorar o custo de algumas das operações e considerar apenas as operações mais significativas.
- Ex.: algoritmos de ordenação. Consideramos o número de comparações entre os elementos do conjunto a ser ordenado e ignoramos as operações aritméticas, de atribuição e manipulações de índices, caso existam.

Função de Complexidade

- Para medir o custo de execução de um algoritmo é comum definir uma função de custo ou **função de complexidade** f .
- $f(n)$ é a medida do tempo necessário para executar um algoritmo para um problema de tamanho n .
- Função de **complexidade de tempo**: $f(n)$ mede o tempo necessário para executar um algoritmo em um problema de tamanho n .
- Função de **complexidade de espaço**: $f(n)$ mede a memória necessária para executar um algoritmo em um problema de tamanho n .
- Utilizaremos f para denotar uma função de complexidade de tempo daqui para a frente.
- A complexidade de tempo na realidade não representa tempo diretamente, mas o número de vezes que determinada operação considerada relevante é executada.

Exemplo: maior elemento

- Considere o algoritmo para encontrar o maior elemento de um vetor de inteiros $A[n]$; $n \geq 1$.

```
#define n 10
int Max(int A[n]) {
    int i, Temp;

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

- Seja f uma função de complexidade tal que $f(n)$ é o número de comparações entre os elementos de A , se A contiver n elementos.
- **Qual a função $f(n)$?**

Exemplo: maior elemento

- Considere o algoritmo para encontrar o maior elemento de um vetor de inteiros $A[n]$; $n \geq 1$.

```
#define n 10
int Max(int A[n]) {
    int i, Temp;

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

- Seja f uma função de complexidade tal que $f(n)$ é o número de comparações entre os elementos de A , se A contiver n elementos.
- Logo $f(n) = n - 1$

Exemplo: maior elemento

- **Teorema:** Qualquer algoritmo para encontrar o maior elemento de um conjunto com n elementos, $n \geq 1$, faz pelo menos $n - 1$ comparações.

Exemplo: maior elemento

- **Teorema:** Qualquer algoritmo para encontrar o maior elemento de um conjunto com n elementos, $n \geq 1$, faz pelo menos $n - 1$ comparações.
- **Prova:** Cada um dos $n - 1$ elementos tem de ser investigado por meio de comparações, que é menor do que algum outro elemento.

Exemplo: maior elemento

- **Teorema:** Qualquer algoritmo para encontrar o maior elemento de um conjunto com n elementos, $n \geq 1$, faz pelo menos $n - 1$ comparações.
- **Prova:** Cada um dos $n - 1$ elementos tem de ser investigado por meio de comparações, que é menor do que algum outro elemento.
- Logo, **$n-1$ comparações são necessárias**

Exemplo: maior elemento

- **Teorema:** Qualquer algoritmo para encontrar o maior elemento de um conjunto com n elementos, $n \geq 1$, faz pelo menos $n - 1$ comparações.
- **Prova:** Cada um dos $n - 1$ elementos tem de ser investigado por meio de comparações, que é menor do que algum outro elemento.
 - Logo, $n-1$ comparações são necessárias

O teorema acima nos diz que, se o número de comparações for utilizado como medida de custo, então a função Max do programa anterior é **ótima**.

Tamanho da Entrada de Dados

- A medida do custo de execução de um algoritmo depende principalmente do tamanho da entrada dos dados.
- É comum considerar o tempo de execução de um programa como uma função do tamanho da entrada.
- Para alguns algoritmos, o custo de execução é uma função da entrada particular dos dados, não apenas do tamanho da entrada.
- No caso da função Max do programa do exemplo, o custo é uniforme sobre todos os problemas de tamanho n .
- Já para um algoritmo de ordenação isso não ocorre: se os dados de entrada já estiverem quase ordenados, então o algoritmo pode ter que trabalhar menos.

Melhor Caso, Pior Caso e Caso Médio

- **Melhor caso:** menor tempo de execução sobre todas as entradas de tamanho n .
- **Pior caso:** maior tempo de execução sobre todas as entradas de tamanho n .
 - Se f é uma função de complexidade baseada na análise de pior caso, o custo de aplicar o algoritmo nunca é maior do que $f(n)$.
- **Caso médio** (ou caso esperado): média dos tempos de execução de todas as entradas de tamanho n .

Análise de Melhor Caso, Pior Caso e Caso Médio

- Na análise do caso esperado, supõe-se uma **distribuição de probabilidades** sobre o conjunto de entradas de tamanho n e o custo médio é obtido com base nessa distribuição.
- A análise do caso médio é geralmente muito mais difícil de obter do que as análises do melhor e do pior caso.
- É comum supor uma distribuição de probabilidades em que todas as entradas possíveis são igualmente prováveis.
- Na prática isso nem sempre é verdade.

Exemplo - Registros de um Arquivo

- Considere o problema de acessar os **registros** de um arquivo.
- Cada registro contém uma **chave** única que é utilizada para recuperar registros do arquivo.
- O problema: dada uma chave qualquer, localize o registro que contenha esta chave.
- O algoritmo de pesquisa mais simples é o que faz a **pesquisa seqüencial**.

Exemplo - Registros de um Arquivo

- Seja f uma função de complexidade tal que $f(n)$ é o número de registros consultados no arquivo (número de vezes que a chave de consulta é comparada com a chave de cada registro).
 - **melhor caso:**
 - **pior caso:**
 - **caso médio:**

Exemplo - Registros de um Arquivo

- Seja f uma função de complexidade tal que $f(n)$ é o número de registros consultados no arquivo (número de vezes que a chave de consulta é comparada com a chave de cada registro).
 - **melhor caso:**
 - registro procurado é o primeiro consultado
 - **pior caso:**
 - **caso médio:**

Exemplo - Registros de um Arquivo

- Seja f uma função de complexidade tal que $f(n)$ é o número de registros consultados no arquivo (número de vezes que a chave de consulta é comparada com a chave de cada registro).
 - **melhor caso:**
 - registro procurado é o primeiro consultado
 - $f(n) = 1$
 - **pior caso:**
 - **caso médio:**

Exemplo - Registros de um Arquivo

- Seja f uma função de complexidade tal que $f(n)$ é o número de registros consultados no arquivo (número de vezes que a chave de consulta é comparada com a chave de cada registro).
 - **melhor caso:**
 - registro procurado é o primeiro consultado
 - $f(n) = 1$
 - **pior caso:**
 - registro procurado é o último consultado ou não está presente no arquivo;
 - **caso médio:**

Exemplo - Registros de um Arquivo

- Seja f uma função de complexidade tal que $f(n)$ é o número de registros consultados no arquivo (número de vezes que a chave de consulta é comparada com a chave de cada registro).
 - **melhor caso:**
 - registro procurado é o primeiro consultado
 - $f(n) = 1$
 - **pior caso:**
 - registro procurado é o último consultado ou não está presente no arquivo;
 - $f(n) = n$
 - **caso médio:**

Exemplo - Registros de um Arquivo

- No estudo do caso médio, vamos considerar que toda pesquisa recupera um registro.
- Se p_i for a probabilidade de que o i -ésimo registro seja procurado, e considerando que para recuperar o i -ésimo registro são necessárias i comparações, então:

$$f(n) = 1 \times p_1 + 2 \times p_2 + 3 \times p_3 + \dots + n \times p_n$$

Exemplo - Registros de um Arquivo

- Para calcular $f(n)$ basta conhecer a distribuição de probabilidades p_i .
- Se cada registro tiver a mesma probabilidade de ser acessado que todos os outros, então

$$p_i = 1/n, \quad 1 \leq i \leq n$$

Exemplo - Registros de um Arquivo

- Para calcular $f(n)$ basta conhecer a distribuição de probabilidades p_i .
- Se cada registro tiver a mesma probabilidade de ser acessado que todos os outros, então

$$p_i = 1/n, \quad 1 \leq i \leq n$$

- Nesse caso:

$$f(n) = \frac{1}{n}(1+2+3+\dots+n) = \frac{1}{n} \left(\frac{n(n+1)}{2} \right) = \frac{n+1}{2}.$$

- A análise do caso esperado revela que uma pesquisa com sucesso examina aproximadamente metade dos registros.

Exemplo - Registros de um Arquivo

- Seja f uma função de complexidade tal que $f(n)$ é o número de registros consultados no arquivo (número de vezes que a chave de consulta é comparada com a chave de cada registro).
 - **melhor caso:**
 - registro procurado é o primeiro consultado
 - $f(n) = 1$
 - **pior caso:**
 - registro procurado é o último consultado ou não está presente no arquivo;
 - $f(n) = n$
 - **caso médio:**
 - $f(n) = (n + 1)/2$.

Exemplo - Maior e Menor Elemento (1)

- Considere o problema de encontrar o maior e o menor elemento de um vetor de inteiros $A[n]$; $n \geq 1$.
- Um algoritmo simples pode ser derivado do algoritmo apresentado no programa para achar o maior elemento.

```
void MaxMin1(int A[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];
    }
}
```

Qual a função de complexidade para MaxMin1?

```
void MaxMin1(int A[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];  
    }  
}
```

Qual a função de complexidade para MaxMin1?

```
void MaxMin1(int A[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];
    }
}
```

- Seja $f(n)$ o número de comparações entre os elementos de A , se A contiver n elementos.
- Logo $f(n) = 2(n-1)$ para $n > 0$, para o melhor caso, pior caso e caso médio.

Exemplo - Maior e Menor Elemento (2)

- MaxMin1 pode ser facilmente melhorado: a comparação $A[i] < \text{Min}$ só é necessária quando a comparação $A[i] > \text{Max}$ dá falso.

```
void MaxMin2(int A[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];
    }
}
```


Qual a função de complexidade para MaxMin2?

```
void MaxMin2(int A[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];  
    }  
}
```

Qual a função de complexidade para MaxMin2?

```
void MaxMin2(int A[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:

Pior caso:

Caso médio:

Qual a função de complexidade para MaxMin2?

```
void MaxMin2(int A[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:

- quando os elementos estão em ordem crescente;

Pior caso:

Caso médio:

Qual a função de complexidade para MaxMin2?

```
void MaxMin2(int A[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:

- quando os elementos estão em ordem crescente;
- $f(n) = n - 1$

Pior caso:

Caso médio:

Qual a função de complexidade para MaxMin2?

```
void MaxMin2(int A[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:

- quando os elementos estão em ordem crescente;
- $f(n) = n - 1$

Pior caso:

- quando os elementos estão em ordem decrescente;

Caso médio:

Qual a função de complexidade para MaxMin2?

```
void MaxMin2(int A[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:

- quando os elementos estão em ordem crescente;
- $f(n) = n - 1$

Pior caso:

- quando os elementos estão em ordem decrescente;
- $f(n) = 2(n - 1)$

Caso médio:

Qual a função de complexidade para MaxMin2?

```
void MaxMin2(int A[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:

- quando os elementos estão em ordem crescente;
- $f(n) = n - 1$

Pior caso:

- quando os elementos estão em ordem decrescente;
- $f(n) = 2(n - 1)$

Caso médio:

- No caso médio, $A[i]$ é maior do que Max a metade das vezes.

Qual a função de complexidade para MaxMin2?

```
void MaxMin2(int A[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:

- quando os elementos estão em ordem crescente;
- $f(n) = n - 1$

Pior caso:

- quando os elementos estão em ordem decrescente;
- $f(n) = 2(n - 1)$

Caso médio:

- No caso médio, $A[i]$ é maior do que Max a metade das vezes.
- $f(n) = 3n/2 - 3/2$

Qual a função de complexidade para MaxMin2?

```
void MaxMin2(int A[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:

- quando os elementos estão em ordem crescente;
- $f(n) = n - 1$

Pior caso:

- quando os elementos estão em ordem decrescente;
- $f(n) = 2(n - 1)$

Caso médio:

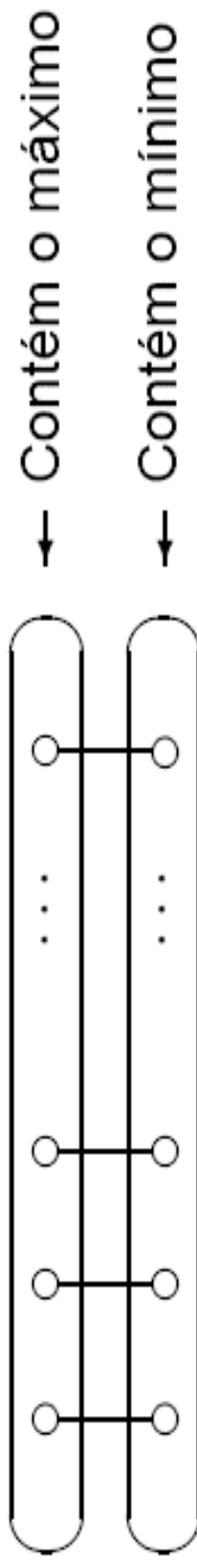
- No caso médio, $A[i]$ é maior do que Max a metade das vezes.
- $f(n) = n - 1 + (n - 1)/2 = 3n/2 - 3/2$

Exemplo - Maior e Menor Elemento (3)

- Considerando o número de comparações realizadas, existe a possibilidade de obter um algoritmo mais eficiente:
 - Compare os elementos de A aos pares, separando-os em dois subconjuntos (maiores em um e menores em outro), a um custo de $\lceil n/2 \rceil$ comparações.
 - O máximo é obtido do subconjunto que contém os maiores elementos, a um custo de $\lceil n/2 \rceil - 1$ comparações
 - O mínimo é obtido do subconjunto que contém os menores elementos, a um custo de $\lceil n/2 \rceil - 1$ comparações

Exemplo - Maior e Menor Elemento (3)

- Considerando o número de comparações realizadas, existe a possibilidade de obter um algoritmo mais eficiente:
 - Compare os elementos de A aos pares, separando-os em dois subconjuntos (maiores em um e menores em outro), a um custo de $\lceil n/2 \rceil$ comparações.
 - O máximo é obtido do subconjunto que contém os maiores elementos, a um custo de $\lceil n/2 \rceil - 1$ comparações
 - O mínimo é obtido do subconjunto que contém os menores elementos, a um custo de $\lceil n/2 \rceil - 1$ comparações



Qual a função de complexidade para este novo algoritmo?

- Os elementos de A são comparados dois a dois. Os elementos maiores são comparados com Max e os elementos menores são comparados com Min .
- Quando n é ímpar, o elemento que está na posição $A[n]$ é duplicado na posição $A[n + 1]$ para evitar um tratamento de exceção.
- Para esta implementação:

$$f(n) = \frac{n}{2} + \frac{n-2}{2} + \frac{n-2}{2} = \frac{3n}{2} - 2,$$

no pior caso, melhor caso e caso médio

Exemplo - Maior e Menor Elemento (3)

```
void MaxMin3(Vetor A, int *Max, int *Min) {
    int i, FimDoAnel;

    if ((n % 2) > 0) {
        A[n] = A[n - 1];
        FimDoAnel = n;
    }
    else FimDoAnel = n - 1;

    if (A[0] > A[1]) {
        *Max = A[0]; *Min = A[1];
    }
    else {
        *Max = A[1]; *Min = A[0];
    }
    i = 3;
    while (i <= FimDoAnel) {
        if (A[i - 1] > A[i]) {
            if (A[i - 1] > *Max) *Max = A[i - 1];
            if (A[i] < *Min) *Min = A[i];
        }
        else {
            if (A[i - 1] < *Min) *Min = A[i - 1];
            if (A[i] > *Max) *Max = A[i];
        }
        i += 2;
    }
}
```

Qual a função de complexidade para MaxMin3?

- Quantas comparações são feitas em
MaxMin3?

Qual a função de complexidade para MaxMin3?

- Quantas comparações são feitas em MaxMin3?
 - 1ª. comparação feita 1 vez
 - 2ª. comparação feita $n/2 - 1$ vezes
 - 3ª. e 4ª. comparações feitas $n/2 - 1$ vezes

Qual a função de complexidade para MaxMin3?

- Quantas comparações são feitas em MaxMin3?
 - 1ª. comparação feita 1 vez
 - 2ª. comparação feita $n/2 - 1$ vezes
 - 3ª. e 4ª. comparações feitas $n/2 - 1$ vezes

$$f(n) = 1 + n/2 - 1 + 2 * (n/2 - 1)$$

$$f(n) = (3n - 6)/2 + 1$$

$$f(n) = 3n/2 - 3 + 1 = 3n/2 - 2$$

Comparação entre os Algoritmos

- A tabela apresenta uma comparação entre os algoritmos dos programas MaxMin1, MaxMin2 e MaxMin3, considerando o número de comparações como medida de complexidade.
- Os algoritmos MaxMin2 e MaxMin3 são superiores ao algoritmo MaxMin1 de forma geral.
- O algoritmo MaxMin3 é superior ao algoritmo MaxMin2 com relação ao pior caso e bastante próximo quanto ao caso médio.

Os três algoritmos	$f(n)$		
	Melhor caso	Pior caso	Caso médio
MaxMin1	$2(n - 1)$	$2(n - 1)$	$2(n - 1)$
MaxMin2	$n - 1$	$2(n - 1)$	$3n/2 - 3/2$
MaxMin3	$3n/2 - 2$	$3n/2 - 2$	$3n/2 - 2$

Limite Inferior - Uso de um Oráculo

- Existe possibilidade de obter um algoritmo MaxMin mais eficiente?
- Para responder temos de conhecer o **limite inferior** para essa classe de algoritmos.
- Técnica muito utilizada: uso de um oráculo.
- Dado um modelo de computação que expresse o comportamento do algoritmo, o oráculo informa o resultado de cada passo possível (no caso, o resultado de cada comparação).
- Para derivar o limite inferior, o oráculo procura sempre fazer com que o algoritmo trabalhe o máximo, escolhendo como resultado da próxima comparação aquele que cause o maior trabalho possível necessário para determinar a resposta final.

Exemplo de Uso de um Oráculo

- **Teorema:** Qualquer algoritmo para encontrar o maior e o menor elemento de um conjunto com n elementos não ordenados, $n > 1$, faz pelo menos $3n/2 - 2$ comparações.
- **Prova:** A técnica utilizada define um oráculo que descreve o comportamento do algoritmo por meio de um conjunto de n -tuplas, mais um conjunto de regras associadas que mostram as tuplas possíveis (estados) que um algoritmo pode assumir a partir de uma dada tupla e uma única comparação.

Exemplo de Uso de um Oráculo

- Uma 4-tupla, representada por $(a; b; c; d)$, onde os elementos de:
 - a: nunca foram comparados;
 - b: foram vencedores e nunca perderam em comparações realizadas;
 - c: foram perdedores e nunca venceram comparações realizadas;
 - d: foram vencedores e perdedores em comparações realizadas.
- O algoritmo inicia no estado $(n, 0, 0, 0)$ e termina com $(0, 1, 1, n - 2)$.

Exemplo de Uso de um Oráculo

- Após cada comparação a tupla $(a; b; c; d)$ consegue progredir apenas se ela assume um dentre os seis estados possíveis abaixo:
 - $(a - 2, b + 1, c + 1, d)$
 - se $a \geq 2$ (dois elementos de a são comparados)
 - $(a - 1, b + 1, c, d)$ ou $(a - 1, b, c + 1, d)$ ou $(a - 1, b, c, d + 1)$
 - se $a \geq 1$ (um elemento de a comparado com um de b ou um de c)
 - $(a, b - 1, c, d + 1)$
 - se $b \geq 2$ (dois elementos de b são comparados)
 - $(a, b, c - 1, d + 1)$
 - se $c \geq 2$ (dois elementos de c são comparados)

Exemplo de Uso de um Oráculo

- O primeiro passo requer necessariamente a manipulação do componente **a**.
- O caminho mais rápido para levar **a** até zero requer $\lceil n/2 \rceil$ mudanças de estado e termina com a tupla $(0, n/2, n/2, 0)$ (por meio de comparação dos elementos de **a** dois a dois).
- A seguir, para reduzir o componente **b** até um são necessárias $n/2 - 1$ e mudanças de estado (mínimo de comparações necessárias para obter o maior elemento de **b**).
- Idem para **c**, com $n/2 - 1$ mudanças de estado.

Exemplo de Uso de um Oráculo

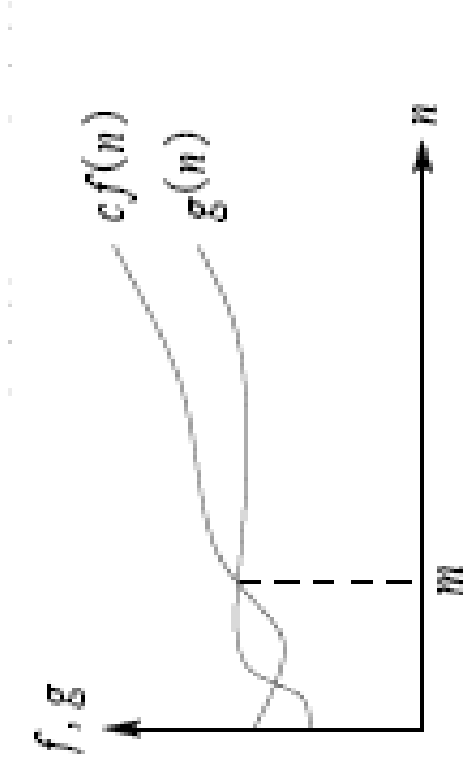
- Logo, para obter o estado $(0, 1, 1, 1, n - 2)$ a partir do estado $(n, 0, 0, 0)$ são necessárias
 $n/2 + n/2 - 1 + \lceil n/2 \rceil - 1 = \lceil 3n/2 \rceil - 2$ comparações.
- O teorema nos diz que se o número de comparações entre os elementos de um vetor for utilizado como medida de custo, então o algoritmo MaxMin3 é **ótimo**.

Comportamento Assintótico de Funções

- O parâmetro n fornece uma medida da dificuldade para se resolver o problema.
- Para valores suficientemente pequenos de n , qualquer algoritmo custa pouco para ser executado, mesmo os ineficientes.
- A **escolha do algoritmo** não é um problema crítico para problemas de tamanho pequeno.
- Logo, a análise de algoritmos é realizada para valores grandes de n .
- Estuda-se o comportamento assintótico das **funções de custo** (comportamento de suas funções de custo para valores grandes de n)
- O comportamento assintótico de $f(n)$ representa o limite do comportamento do custo quando n cresce.

Dominação assintótica

- A análise de um algoritmo geralmente conta com apenas algumas operações elementares.
- A medida de custo ou medida de complexidade relata o crescimento assintótico da operação considerada.
- **Definição:** Uma função $f(n)$ **domina assintoticamente** outra função $g(n)$ se existem duas constantes positivas c e m tais que, para $n \geq m$, temos $|g(n)| \leq c \times |f(n)|$.



Dominação assintótica

Exemplo:

- Sejam $g(n) = (n + 1)^2$ e $f(n) = n^2$.
- As funções $g(n)$ e $f(n)$ dominam assintoticamente uma a outra, desde que

$$|(n + 1)^2| \leq 4|n^2| \text{ para } n \geq 1 \text{ e}$$

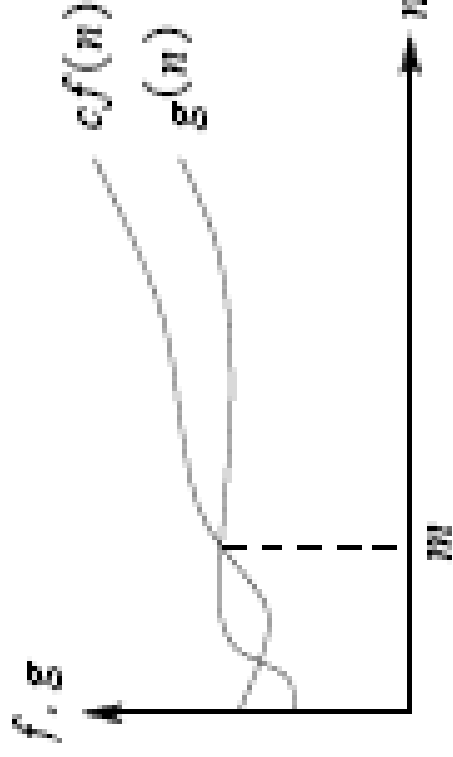
$$|n^2| \leq |(n + 1)^2| \text{ para } n \geq 0.$$

Notação O

- **Definição:** Uma função $g(n)$ é $O(f(n))$ se existem duas constantes positivas c e m tais que $g(n) \leq cf(n)$, para todo $n \geq m$.
- O valor da constante m mostrado é o menor valor possível, mas qualquer valor maior também é válido.

Notação O

- Escrevemos $g(n) = O(f(n))$ para expressar que $f(n)$ domina assintoticamente $g(n)$. Lê-se $g(n)$ é da ordem no máximo $f(n)$.
- Exemplo: quando dizemos que o tempo de execução $T(n)$ de um programa é $O(n^2)$, significa que existem constantes c e m tais que, para valores de $n \geq m$, $T(n) \leq cn^2$.
- Exemplo gráfico de dominação assintótica que ilustra a notação O .



Exemplos de Notação O

- **Exemplo:** $g(n) = (n + 1)^2$.
 - Logo $g(n)$ é $O(n^2)$, quando $m = 1$ e $c = 4$.
 - Isto porque $(n + 1)^2 \leq 4n^2$ para $n \geq 1$.
- **Exemplo:** $g(n) = n$ e $f(n) = n^2$.
 - Sabemos que $g(n)$ é $O(n^2)$, pois para $n \geq 0$, $n \leq n^2$.
 - Entretanto $f(n)$ não é $O(n)$.
 - Suponha que existam constantes c e m tais que para todo $n \geq m$, $n^2 \leq cn$.
 - Logo $c \geq n$ para qualquer $n \geq m$, e não existe uma constante c que possa ser maior ou igual a n para todo n .

Operações com a Notação O

$$f(n) = O(f(n))$$

$$c \times O(f(n)) = O(f(n)) \quad c = \text{constante}$$

$$O(f(n)) + O(f(n)) = O(f(n))$$

$$O(O(f(n))) = O(f(n))$$

$$O(f(n)) + O(g(n)) = O(\max(f(n), g(n)))$$

$$O(f(n))O(g(n)) = O(f(n)g(n))$$

$$f(n)O(g(n)) = O(f(n)g(n))$$

Exemplos de Notação O

- **Exemplo:** $g(n) = 3n^3 + 2n^2 + n$ é $O(n^3)$.
 - Basta mostrar que $3n^3 + 2n^2 + n \leq 6n^3$, para $n \geq 0$.
 - A função $g(n) = 3n^3 + 2n^2 + n$ é também $O(n^4)$, entretanto esta afirmação é mais fraca do que dizer que $g(n)$ é $O(n^3)$.
- **Exemplo:** $g(n) = \log_5 n$ é $O(\log n)$.
 - O $\log_b n$ difere do $\log_c n$ por uma constante que no caso é $\log_b c$.
 - Como $n = c^{\log_c n}$, tomando o logaritmo base b em ambos os lados da igualdade, temos que
$$\log_b n = \log_b c^{\log_c n} = \log_c n \times \log_b c.$$

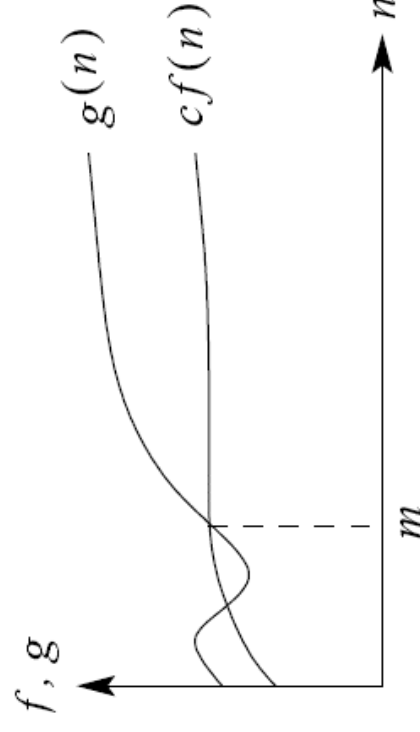
Operações com a Notação O

Exemplo: regra da soma $O(f(n)) + O(g(n))$.

- Suponha três trechos cujos tempos de execução são $O(n)$, $O(n^2)$ e $O(n \log n)$.
- O tempo de execução dos dois primeiros trechos é $O(\max(n, n^2))$, que é $O(n^2)$.
- O tempo de execução de todos os três trechos é então $O(\max(n^2, n \log n))$, que é $O(n^2)$.

Notação Ω

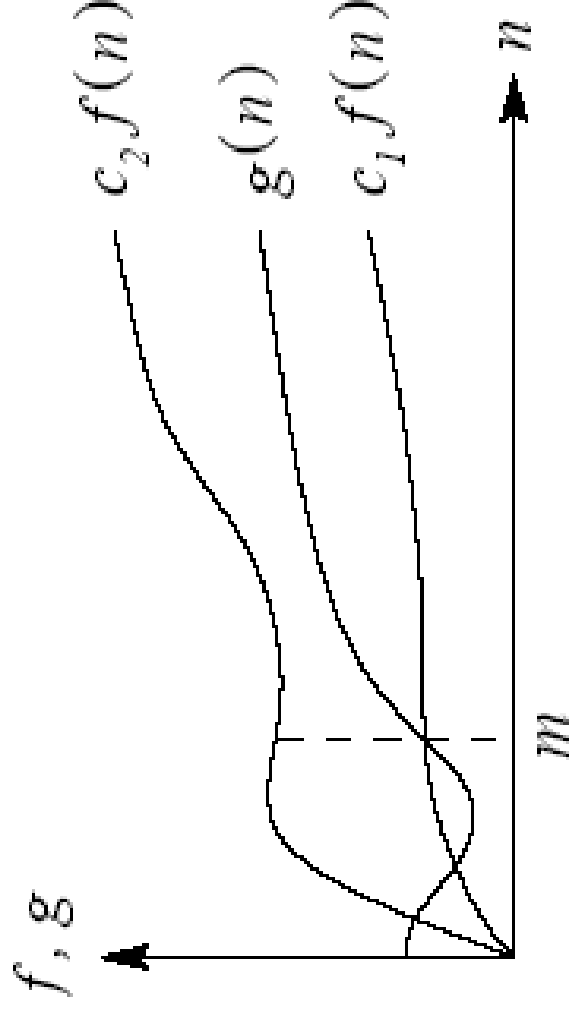
- Especifica um limite inferior para $g(n)$.
- **Definição:** Uma função $g(n)$ é $(f(n))$ se existirem duas constantes c e m tais que $g(n) \geq cf(n)$, para todo $n \geq m$.
- **Exemplo:** Para mostrar que $g(n) = 3n^3 + 2n^2$ é $\Omega(n^3)$ basta fazer $c = 1$, e então $3n^3 + 2n^2 \geq n^3$ para $n \geq 0$.
- Exemplo gráfico para a notação:



- Para todos os valores à direita de m , o valor de $g(n)$ está sobre ou acima do valor de $cf(n)$.

Notação Θ

- **Definição:** Uma função $g(n)$ é $\Theta(f(n))$ se existirem constantes positivas c_1 , c_2 e m tais que $0 \leq c_1 f(n) \leq g(n) \leq c_2 f(n)$, para todo $n \geq m$.
- Exemplo gráfico para a notação:



Notação Θ

- Dizemos que $g(n) = \Theta(f(n))$ se existirem constantes c_1 , c_2 e m tais que, para todo $n \geq m$, o valor de $g(n)$ está sobre ou acima de $c_1 f(n)$ e sobre ou abaixo de $c_2 f(n)$.
- Isto é, para todo $n \geq m$, a função $g(n)$ é igual a $f(n)$ a menos de uma constante.
- Neste caso, $f(n)$ é um **limite assintótico firme**.

Notação o

- Usada para definir um limite superior que não é assintoticamente firme.
- **Definição:** Uma função $g(n)$ é $o(f(n))$ se, para qualquer constante $c > 0$, então $0 \leq g(n) < cf(n)$ para todo $n \geq m$.
- **Exemplo:** $2n = o(n^2)$, mas $2n^2 \neq o(n^2)$.

Notação o

- Em $g(n) = O(f(n))$, a expressão $0 \leq g(n) \leq cf(n)$ é válida para alguma constante $c > 0$, mas em $g(n) = o(f(n))$, a expressão $0 \leq g(n) < cf(n)$ é válida para todas as constantes $c > 0$.
- Na notação o , a função $g(n)$ tem um crescimento muito menor que $f(n)$ quando n tende para infinito.
- Alguns autores usam $\lim_{n \rightarrow \infty} \frac{g(n)}{f(n)} = 0$ para a definição da notação o .

Notação ω

- Por analogia, a notação ω está relacionada com a notação Ω da mesma forma que a notação o está relacionada com a notação O .
- **Definição:** Uma função $g(n)$ é $\omega(f(n))$ se, para qualquer constante $c > 0$, então $0 <= cf(n) < g(n)$ para todo $n >= m$.
- **Exemplo:** $\frac{n^2}{2} = \omega(n)$, mas $\frac{n^2}{2} \neq \omega(n^2)$.
- A relação $g(n) = \omega(f(n))$ implica $\lim_{n \rightarrow \infty} \frac{g(n)}{f(n)} = \infty$, se o limite existir.

Classes de Comportamento Assintótico

- Se f é uma **função de complexidade** para um algoritmo F , então $O(f)$ é considerada a **complexidade assintótica** ou o comportamento assintótico do algoritmo F .
- A relação de dominação assintótica permite comparar funções de complexidade.
- Entretanto, se as funções f e g dominam assintoticamente uma a outra, então os algoritmos associados são equivalentes.
- Nestes casos, o comportamento assintótico não serve para comparar os algoritmos.

Classes de Comportamento Assintótico

- Por exemplo, considere dois algoritmos F e G aplicados à mesma classe de problemas, sendo que F leva três vezes o tempo de G ao serem executados, isto é, $f(n) = 3g(n)$, sendo que $O(f(n)) = O(g(n))$.
- Logo, o comportamento assintótico não serve para comparar os algoritmos F e G, porque eles diferem apenas por uma constante.

Comparação de Programas

- Podemos avaliar programas comparando as funções de complexidade, negligenciando as constantes de proporcionalidade.
- Um programa com tempo de execução $O(n)$ é melhor que outro com tempo $O(n^2)$.
- Porém, as constantes de proporcionalidade podem alterar esta consideração.

Comparação de Programas

- Exemplo: um programa leva $100n$ unidades de tempo para ser executado e outro leva $2n^2$.
- Qual dos dois programas é melhor?
 - depende do tamanho do problema.
 - Para $n < 50$, o programa com tempo $2n^2$ é melhor do que o que possui tempo $100n$.
 - Para problemas com entrada de dados pequena é preferível usar o programa cujo tempo de execução é $O(n^2)$.
 - Entretanto, quando n cresce, o programa com tempo de execução $O(n^2)$ leva muito mais tempo que o programa $O(n)$.

Principais Classes de Problemas

- $f(n) = O(1)$.
 - Algoritmos de complexidade $O(1)$ são ditos de **complexidade constante**.
 - Uso do algoritmo independe de n .
 - As instruções do algoritmo são executadas um número fixo de vezes.

Principais Classes de Problemas

- $f(n) = O(\log n)$.
 - Um algoritmo de complexidade $O(\log n)$ é dito ter **complexidade logarítmica**.
 - Típico em algoritmos que transformam um problema em outros menores.
 - Pode-se considerar o tempo de execução como menor que uma constante grande.
 - Quando n é mil, $\log_2 n \approx 10$, quando n é 1 milhão, $\log_2 n \approx 20$.
 - Para dobrar o valor de $\log n$ temos de considerar o quadrado de n .
 - A base do logaritmo muda pouco estes valores: quando n é 1 milhão, o $\log_2 n$ é 20 e o $\log_{10} n$ é 6.

Principais Classes de Problemas

- $f(n) = O(n)$.
 - Um algoritmo de complexidade $O(n)$ é dito ter **complexidade lineal**
 - Em geral, um pequeno trabalho é realizado sobre cada elemento de entrada.
 - É a melhor situação possível para um algoritmo que tem de processar/produzir n elementos de entrada/saída.
 - Cada vez que n dobra de tamanho, o tempo de execução dobra.

Principais Classes de Problemas

- $f(n) = O(n \log n)$.
 - Típico em algoritmos que quebram um problema em outros menores, resolvem cada um deles independentemente e ajuntando as soluções depois.
 - Quando n é 1 milhão, $n \log_2 n$ é cerca de 20 milhões.
 - Quando n é 2 milhões, $n \log_2 n$ é cerca de 42 milhões, pouco mais do que o dobro.

Principais Classes de Problemas

- $f(n) = O(n^2)$.
 - Um algoritmo de complexidade $O(n^2)$ é dito ter **complexidade quadrática**.
 - Ocorrem quando os itens de dados são processados aos pares, muitas vezes em um anel dentro de outro.
 - Quando n é mil, o número de operações é da ordem de 1 milhão.
 - Sempre que n dobra, o tempo de execução é multiplicado por 4.
 - Úteis para resolver problemas de tamanhos relativamente pequenos.
- $f(n) = O(n^3)$.
 - Um algoritmo de complexidade $O(n^3)$ é dito ter **complexidade cúbica**.
 - Úteis apenas para resolver pequenos problemas.
 - Quando n é 100, o número de operações é da ordem de 1 milhão.
 - Sempre que n dobra, o tempo de execução fica multiplicado por 8.

Principais Classes de Problemas

- $f(n) = O(2^n)$.
 - Um algoritmo de complexidade $O(2^n)$ é dito ter **complexidade exponencial**.
 - Geralmente não são úteis sob o ponto de vista prático.
 - Ocorrem na solução de problemas quando se usa **força bruta** para resolvê-los.
 - Quando n é 20, o tempo de execução é cerca de 1 milhão. Quando n dobra, o tempo fica elevado ao quadrado.
- $f(n) = O(n!)$.
 - Um algoritmo de complexidade $O(n!)$ é dito ter complexidade exponencial, apesar de $O(n!)$ ter comportamento muito pior do que $O(2^n)$.
 - Geralmente ocorrem quando se usa **força bruta** para na solução do problema.
 - $n = 20 \Rightarrow 20! = 2432902008176640000$, um número com 19 dígitos.
 - $n = 40 \Rightarrow$ um número com 48 dígitos.

Comparação de Funções de Complexidade

Função de custo	Tamanho n					
	10	20	30	40	50	60
n	0,00001 s	0,00002 s	0,00003 s	0,00004 s	0,00005 s	0,00006 s
n^2	0,0001 s	0,0004 s	0,0009 s	0,0016 s	0,0,35 s	0,0036 s
n^3	0,001 s	0,008 s	0,027 s	0,64 s	0,125 s	0.316 s
n^5	0,1 s	3,2 s	24,3 s	1,7 min	5,2 min	13 min
2^n	0,001 s	1 s	17,9 min	12,7 dias	35,7 anos	366 séc.
3^n	0,059 s	58 min	6,5 anos	3855 séc.	10^8 séc.	10^{13} séc.

Algoritmos Polinomiais

- **Algoritmo exponencial** no tempo de execução tem função de complexidade $O(c^n)$; $c > 1$.
- **Algoritmo polinomial** no tempo de execução tem função de complexidade $O(p(n))$, onde $p(n)$ é um polinômio.
 - A distinção entre estes dois tipos de algoritmos torna-se significativa quando o tamanho do problema a ser resolvido cresce.
 - Por isso, os algoritmos polinomiais são muito mais úteis na prática do que os exponenciais.
- Algoritmos exponenciais são geralmente simples variações de pesquisa exaustiva.

Algoritmos Polinomiais

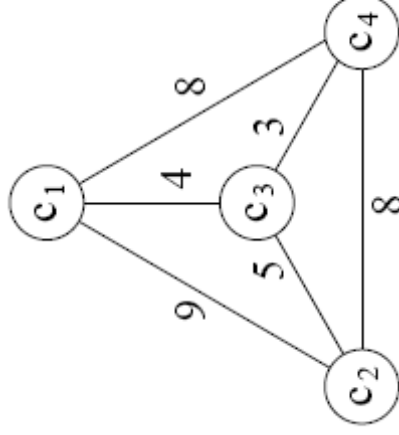
- Algoritmos polinomiais são geralmente obtidos mediante entendimento mais profundo da estrutura do problema.
- Um problema é considerado:
 - intratável: se não existe um algoritmo polinomial para resolvê-lo.
 - bem resolvido: quando existe um algoritmo polinomial para resolvê-lo.

Algoritmos Polinomiais x Algoritmos Exponenciais

- A distinção entre algoritmos polinomiais eficientes e algoritmos exponenciais ineficientes possui várias exceções.
- Exemplo: um algoritmo com função de complexidade $f(n) = 2^n$ é mais rápido que um algoritmo $g(n) = n^5$ para valores de n menores ou iguais a 20.
- Também existem algoritmos exponenciais que são muito úteis na prática.
- Exemplo: o algoritmo Simplex para programação linear possui complexidade de tempo exponencial para o pior caso mas executa muito rápido na prática.
- Tais exemplos não ocorrem com frequência na prática, e muitos algoritmos exponenciais conhecidos não são muito úteis.

Exemplo de Algoritmo Exponencial

- Um **caixeiro viajante** deseja visitar n cidades de tal forma que sua viagem inicie e termine em uma mesma cidade, e cada cidade deve ser visitada uma única vez.
- Supondo que sempre há uma estrada entre duas cidades quaisquer, o problema é encontrar a menor rota para a viagem.
- A figura ilustra o exemplo para quatro cidades c_1 , c_2 , c_3 , c_4 , em que os números nos arcos indicam a distância entre duas cidades.



- O percurso $\langle c_1, c_3, c_4, c_2, c_1 \rangle$ é uma solução para o problema, cujo percurso total tem distância 24.

Exemplo de Algoritmo Exponencial

- Um algoritmo simples seria verificar todas as rotas e escolher a menor delas.
- Há $(n - 1)!$ rotas possíveis e a distância total percorrida em cada rota envolve n adições, logo o número total de adições é $n!$.
- No exemplo anterior teríamos 24 adições.
- Suponha agora 50 cidades: o número de adições seria $50! \approx 10^{64}$.
- Em um computador que executa 10^9 adições por segundo, o tempo total para resolver o problema com 50 cidades seria maior do que 10^{45} séculos só para executar as adições.
- O problema do caixeiro viajante aparece com frequência em problemas relacionados com transporte, mas também aplicações importantes relacionadas com otimização de caminho percorrido.

Técnicas de Análise de Algoritmos

- Determinar o tempo de execução de um programa pode ser um problema matemático complexo;
- Determinar a ordem do tempo de execução, sem preocupação com o valor da constante envolvida, pode ser uma tarefa mais simples.
- A análise utiliza técnicas de matemática discreta, envolvendo contagem ou enumeração dos elementos de um conjunto:
 - manipulação de somas,
 - produtos,
 - permutações,
 - fatoriais,
 - coeficientes binomiais,
 - solução de **equações de recorrência**.

Análise do Tempo de Execução

- Comando de atribuição, de leitura ou de escrita: $O(1)$.
- Sequência de comandos: determinado pelo maior tempo de execução de qualquer comando da sequência.
- Comando de decisão: tempo dos comandos dentro do comando condicional, mais tempo para avaliar a condição, que é $O(1)$.
- Anel: soma do tempo de execução do corpo do anel mais o tempo de avaliar a condição para terminação (geralmente $O(1)$), multiplicado pelo número de iterações.

Análise do Tempo de Execução

- **Procedimentos não recursivos:** cada um deve ser computado separadamente um a um, iniciando com os que não chamam outro procedimentos. Avalia-se então os que chamam os já avaliados (utilizando os tempos desses). O processo é repetido até chegar no programa principal.
- **Procedimentos recursivos:** associada uma função de complexidade $f(n)$ desconhecida, onde n mede o tamanho dos argumentos.

Procedimento não Recursivo

Algoritmo para ordenar os n elementos de um conjunto A em ordem ascendente.

```
void Ordena(Vetor A)
{ /*ordena o vetor A em ordem ascendente*/
  int i, j, min,x;
  for (i = 1; i < n; i++)
    { min = i;
      for (j = i + 1; j <= n; j++)
        if ( A[j - 1] < A[min - 1] )
          min = j;
        /*troca A[min] e A[i]*/
        x = A[min - 1];
        A[min - 1] = A[i - 1];
        A[i - 1] = x;
      }
    }
}
```

Procedimento não Recursivo

- Seleciona o menor elemento do conjunto.
- Troca este com o primeiro elemento $A[1]$.
- Repita as duas operações acima com os $n - 1$ elementos restantes, depois com os $n - 2$, até que reste apenas um.

Análise do Procedimento não Recursivo

Anel Interno

- Contém um comando de decisão, com um comando apenas de atribuição. Ambos levam tempo constante para serem executados.
- Quanto ao corpo do comando de decisão, devemos considerar o pior caso, assumindo que será sempre executado.
- O tempo para incrementar o índice do anel e avaliar sua condição de terminação é $O(1)$.
- O tempo combinado para executar uma vez o anel é $O(\max(1, 1, 1)) = O(1)$, conforme regra da soma para a notação O
- □ Como o número de iterações é $n - i$, o tempo gasto no anel é $O((n - i) \times 1) = O(n - i)$, conforme regra do produto para a notação O .

Análise do Procedimento não Recursivo

Anel Externo

- Contém, além do anel interno, quatro comandos de atribuição. $O(\max(1, (n - i), 1, 1, 1)) = O(n - i)$.
- A linha (1) é executada $n - 1$ vezes, e o tempo total para executar o programa está limitado ao produto de uma constante pelo **somatório** de $(n - i)$:

$$\sum_{i=1}^{n-1} (n - i) = \frac{n(n-1)}{2} = \frac{n^2}{2} - \frac{n}{2} = O(n^2)$$

- Se **considerarmos o número de comparações** como a medida de custo relevante, o programa faz $(n^2)/2 - n/2$ comparações para ordenar n elementos.
- Se considerarmos o número de trocas, o programa realiza exatamente $n - 1$ trocas.

Algoritmos Recursivos

Conceito de Recursividade

- Fundamental em Matemática e Ciência da Computação
 - Um programa recursivo é um programa que chama a si mesmo
 - Uma função recursiva é definida em termos dela mesma
- Exemplos
 - Números naturais, Função fatorial
- Conceito poderoso
 - Define conjuntos infinitos com *comandos* finitos

Definições

- Condição necessária e suficiente para codificar programas recursivos
 - Procedimentos ou sub-rotinas
- Procedimento diretamente recursivo
 - Chama a si mesmo
- Procedimento indiretamente recursivo
 - **A** chama **B** que chama **A**

Condição de terminação

- Nenhum programa nem função pode ser exclusivamente definido por si
 - Um programa seria um loop infinito
 - Uma função teria definição circular
- Condição de terminação
 - Permite que o procedimento pare de executar
 - $F(x) > 0$ onde x é decrescente

Implementação de Recursividade

- Usa-se uma **pilha para armazenar os dados** usados em cada chamada de um procedimento que ainda não terminou.
- Todos os dados não globais vão para a pilha, registrando o estado corrente da computação.
- Quando uma ativação anterior prossegue, os dados da pilha são recuperados.

Sumário

- Exemplos simples de recorrência matemática
 - Utilização não prática
- Uso prático
 - Dividir Para Conquistar!
- Remoção da recursividade
 - Utilização de pilha explícita

Função fatorial

- Função fatorial

- $N! = N \times (N - 1)!$ $N > 0, 0! = 1$

```
int fatorial(int N)
{
    if (N == 0) return 1;
    else return N * fatorial(N - 1);
}
```

Análise da função fatorial

- Complexidade de tempo
 - $O(n)$
- Complexidade de espaço
 - $O(n)!!!$

```
int fatorial(int N)
{
    int i, fat;
    fat = 1;
    for (i = 2; i <= N; i++) fat = fat * i;
    return fat;
}
```

Sequência de Fibonacci

■ Definição

- $F_n = F_{n-1} + F_{n-2}$ $n > 2, F_0 = F_1 = 1$
- 1, 1, 2, 3, 5, 8, 13, 21, 34, 55, 89...

```
int fibonacci(int N)
{
    if (N < 2) return 1;
    else return fibonacci(N - 1) + fibonacci(N - 2);
}
```

Análise da função Fibonacci

- Exemplo ainda menos *convincente*
 - Não use recursividade cegamente
- Ineficiência em Fibonacci
 - Termos F_{n-1} e F_{n-2} são computados independentemente
 - Custo para cálculo de F_n
 - $O(\phi^n)$ onde $\phi = (1 + \sqrt{5})/2 = 1,61803\dots$
 - *Golden ratio*
 - Exponencial!!!

Alternativa para fibonacci

```
int fibonacci(int N)
{
    int t1, t2, cnt, aux;
    if (N < 2) return 1;
    else {
        t1 = 1; t2 = 1; cnt = 2;
        while (cnt < N) {
            aux = t1 + t2;
            t2 = t1; t1 = aux; cnt = cnt + 1;
        }
        return t1;
    }
}
```


Versão iterativa do Cálculo de Fibonacci

- O programa tem complexidade de tempo $O(n)$ e complexidade de espaço $O(1)$.
- Devemos evitar uso de recursividade quando existe solução óbvia por iteração.
- Comparação versões recursiva e iterativa:

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

Quando Não Usar Recursividade

- Nem todo problema de natureza recursiva deve ser resolvido com um algoritmo recursivo.
- Estes podem ser caracterizados pelo esquema

$P \equiv \text{if } B \text{ then } (S; P)$

- Tais programas são facilmente transformáveis em uma versão não recursiva

$P \equiv (x := x0; \text{while } B \text{ do } S)$

Problemas com recursividade

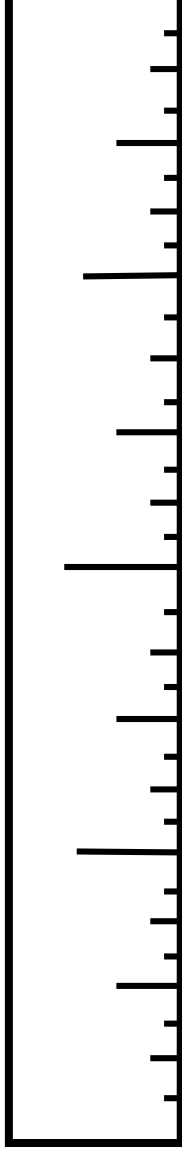
- Programa recursivo x Função definida recursivamente
 - Relação mais filosófica do que prática
- Problemas de implementação
 - Não com o conceito de recursividade

Dividir para Conquistar

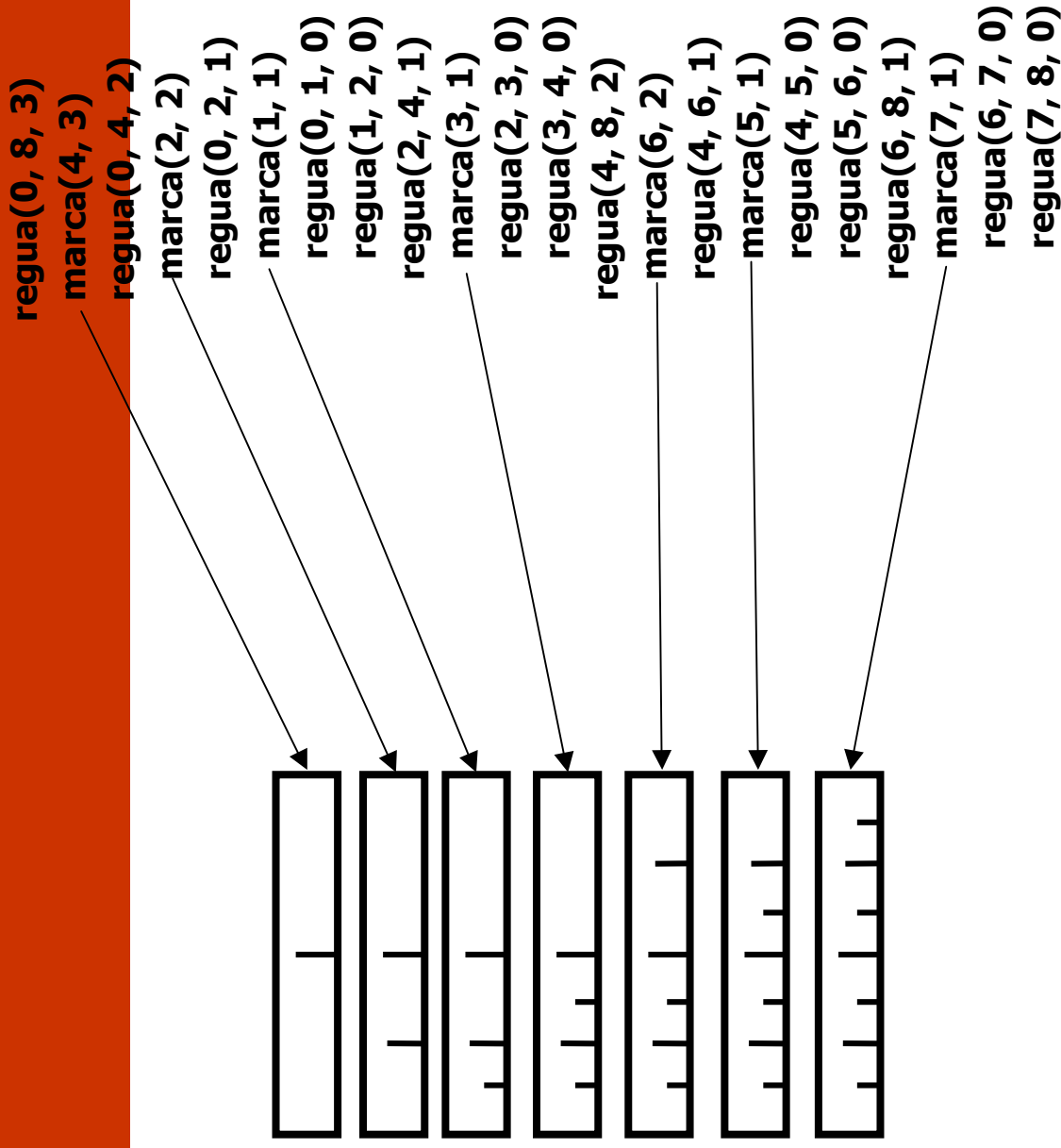
- Duas chamadas recursivas
 - Cada uma resolvendo a metade do problema
- Muito usado na prática
 - Solução eficiente de problemas
 - Decomposição
- Não se reduz trivialmente como fatorial
 - Duas chamadas recursivas
- Não produz recomputação excessiva como fibonacci
 - Porções diferentes do problema

Exemplo simples: régua

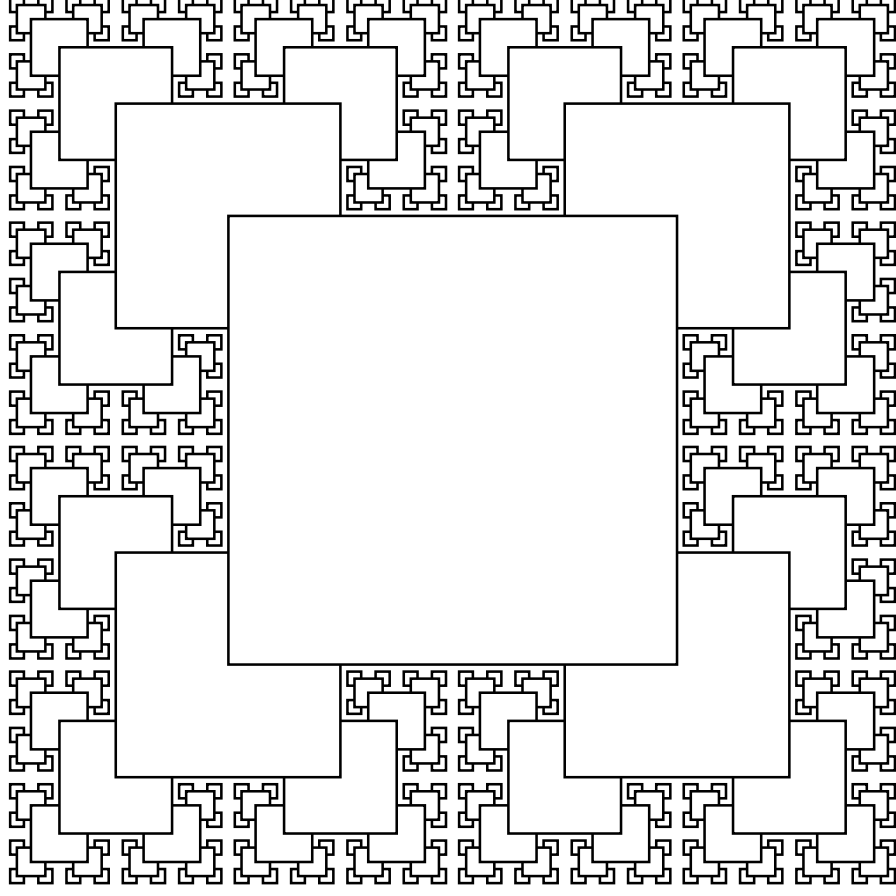
```
void regua(int l, int r, int h)
{
    int m;
    if (h > 0) {
        m = (int) ((l + r) / 2);
        marca(m, h);
        regua(l, m, h - 1);
        regua(m, r, h - 1);
    }
}
```



Execução: régua



Outros exemplos de recursividade

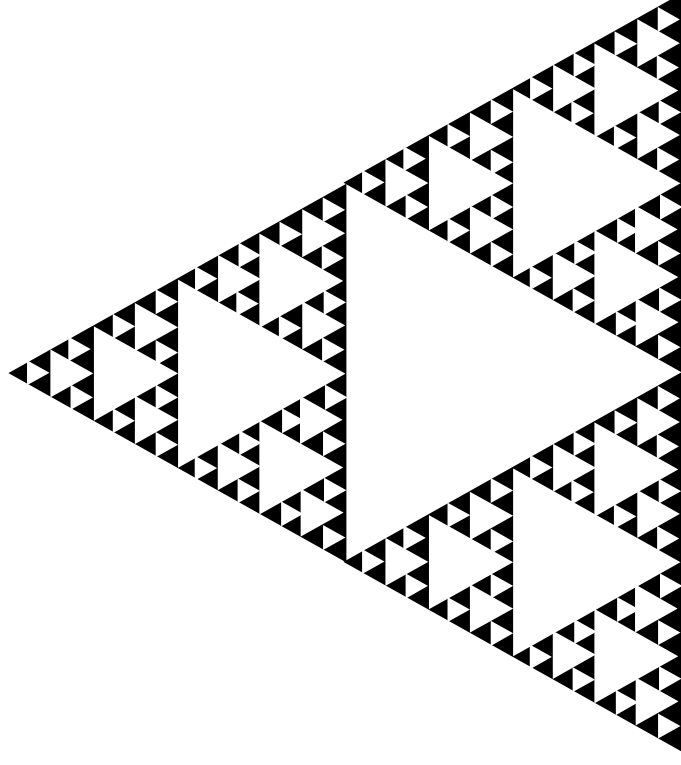
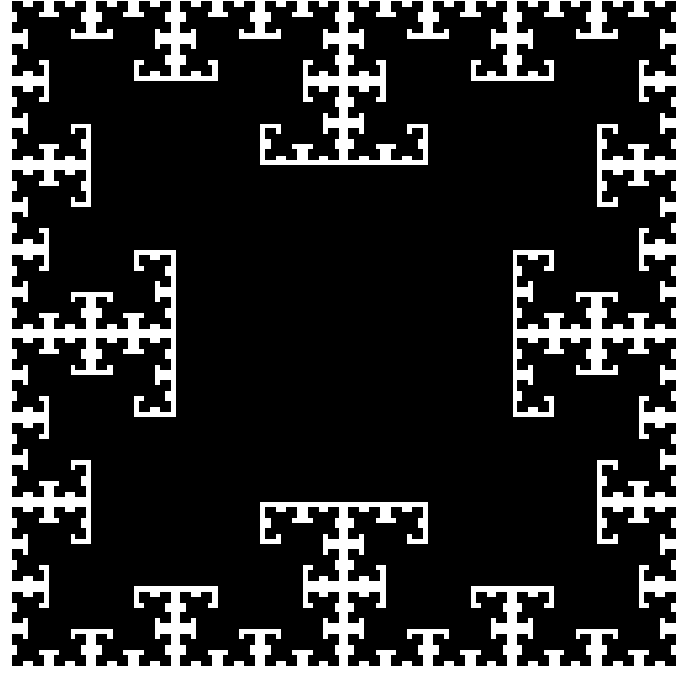


```
void estrela(int x, y, r)
{
    if (r > 0) {
        estrela(x-r, y+r, r / 2);
        estrela(x+r, y+r, r / 2);
        estrela(x-r, y-r, r / 2);
        estrela(x+r, y-r, r / 2);
        box(x, y, r);
    }
}
```

Fractais

- Recursividade simples pode levar a computações aparentemente muito complexas
- Padrões geométricos definidos recursivamente
 - *Fractais*
- Padrões surpreendentemente diversificados podem ser obtidos
 - Primitivas de desenho mais sofisticadas
 - Funções recursivamente definidas com reais e no plano complexo

Outros exemplos: fractais



Finalizando

- Recursividade é um tópico fundamental
- Algoritmos recursivos aparecem na prática muito comumente
- Dividir e conquistar é uma técnica naturalmente recursiva para solução de problemas
- Mais recursividade no nosso futuro... ;-)

Análise de Complexidade de Procedimento Recursivo

```
Pesquisa(n) {  
  (1)  if (n < 1) {  
  (2)    'inspecione elemento' e termine;  
        }  
    else {  
  (3)    para cada um dos n elementos 'inspecione  
          elemento';  
        }  
  (4)  Pesquisa(n/3);  
}
```

Procedimento Recursivo

- Para cada procedimento recursivo é associada uma função de complexidade $f(n)$ desconhecida, onde n mede o tamanho dos argumentos para o procedimento.
- Obtemos uma equação de recorrência para $f(n)$.
- **Equação de recorrência:** maneira de definir uma função por uma expressão envolvendo a mesma função.

Análise do Procedimento Recursivo

- Seja $T(n)$ uma função de complexidade que represente o número de inspeções nos n elementos do conjunto.
- O custo de execução das linhas (1) e (2) é $O(1)$ e o da linha (3) é exatamente n .
- Usa-se uma **equação de recorrência** para determinar o n° de chamadas recursivas.
- O termo $T(n)$ é especificado em função dos termos anteriores $T(1)$, $T(2)$, ..., $T(n - 1)$.

Análise do Procedimento Recursivo

- $T(n) = n + T(n/3)$;
- $T(1) = 1$ (para $n = 1$ fazemos uma inspeção)
- Por exemplo:
 - $T(3) = T(3/3) + 3 = 4$,
 - $T(9) = T(9/3) + 9 = 13$,
 - e assim por diante.
- Para calcular o valor da função seguindo a definição são necessários $k - 1$ passos para computar o valor de $T(3^k)$.

Exemplo de Resolução de Equação de Recorrência

- Substitui-se os termos $T(k)$, $k < n$, até que todos os termos $T(k)$, $k > 1$, tenham sido substituídos por fórmulas contendo apenas $T(1)$.

$$T(n) = n + T(n/3)$$

$$T(n/3) = n/3 + T(n/3/3)$$

$$T(n/3/3) = n/3/3 + T(n/3/3/3)$$

⋮
⋮

$$T(n/3/3 \cdots /3) = n/3/3 \cdots /3 + T(n/3 \cdots /3)$$

Exemplo de Resolução de Equação de Recorrência

- **Adicionando lado a lado, temos**

$$T(n) = n + n(1/3) + n(1/3^2) + n(1/3^3) + \dots + T(n/3/3\dots/3)$$

que representa a soma de uma série geométrica de razão 1/3, multiplicada por n, e adicionada de $T(n/3/3\dots/3)$, que é menor ou igual a 1.

Exemplo de Resolução de Equação de Recorrência

$$T(n) = n + n \cdot (1/3) + n \cdot (1/3^2) + n \cdot (1/3^3) + \dots + (n/3/3 \dots /3)$$

- Se desprezarmos o termo $T(n/3/3 \dots /3)$, quando n tende para infinito, então

$$T(n) = n \sum_{i=0}^{\infty} (1/3)^i = n \left(\frac{1}{1 - \frac{1}{3}} \right) = \frac{3n}{2}$$

- Se considerarmos o termo $T(n/3/3/3 \dots /3)$ e denominarmos x o número de subdivisões por 3 do tamanho do problema, então $n/3^x = 1$, e $n = 3^x$. Logo $x = \log_3 n$

Exemplo de Resolução de Equação de Recorrência

- Lembrando que $T(1) = 1$ temos

$$T(n) = \sum_{i=0}^{x-1} \frac{n}{3^i} + T\left(\frac{n}{3^x}\right) = n \sum_{i=0}^{x-1} (1/3)^i + 1 = \frac{n(1-(\frac{1}{3})^x)}{(1-\frac{1}{3})} + 1 = \frac{3n}{2} - \frac{1}{2}.$$

- Logo, o programa do exemplo é $O(n)$.

Exemplo 1

```
void Pesquisa(Vetor A, int esq, int dir, Chave ch)
{
    int m;
    if (esq < dir) {
        m = (esq + dir)/2;
        if (A[m].chave == ch) printf("Achou elemento na pos %d!\n",m);
        else {
            if (A[m].chave > ch) Pesquisa(A,esq,m-1,ch);
            else Pesquisa (A,m+1,dir,ch);
        }
    }
    else if (A[esq].chave == ch)
        printf("Achou elemento na pos %d!\n",esq);
}
```

Exemplo 2

```
void sort(Vetor A, int i,j)
{
    int k;
    if (i < j) {
        k = ( (j - i) + 1) / 3;
        sort(A, i, i+k-1);
        sort(A, i+k, i+2k-1);
        sort(A, i+2k, j);
        merge(A, i, i+k, i+2k, j);
        // Merge intercala subvetores a custo  $5n/3 - 2$ 
    }
}
```

Exemplo 3

```
void Misterio (int n; Vetor A)      void visita (int i, Vetor A)
{
    int i;                          {
    i= 1;                             int j;
    while i <= n) {                   if (i > 0) {
        visita(i, A);                 for (j=1; j<= i; j++)
        i = i+1;                       A[j]:=TRUE;
    }                                   visita(i-1,A);
}                                       }
}
```