Paradigmas de Projeto de Algoritmos*

Última alteração: 2 de Setembro de 2010

*Transparências elaboradas por Charles Ornelas Almeida, Israel Guerra e Nivio Ziviani

Conteúdo do Capítulo

2.1 Indução

2.2 Recursividade

2.2.1 Como Implementar Recursividade

2.2.2 Quando Não Usar Recursividade

2.3 Algoritmos Tentativa e Erro

2.4 Divisão e Conquista

2.5 Balanceamento

2.6 Programação Dinâmica

2.7 Algoritmos Gulosos

2.8 Algoritmos Aproximados

Indução Matemática

- É útil para provar asserções sobre a correção e a eficiência de algoritmos.
- Consiste em inferir uma lei geral a partir de instâncias particulares.
- Seja T um teorema que tenha como parâmetro um número natural n Provando que T é válido para todos os valores de n, provamos que:
  1. T é válido para $n = 1$;
  2. Para todo $n > 1$, se T é válido para $n - 1$, então T é válido para n.
- A condição 1 é chamada de **passo base**.
- Provar a condição 2 é geralmente mais fácil que provar o teorema diretamente (podemos usar a asserção de que T é válido para $n - 1$).
- Esta afirmativa é a **hipótese de indução** ou **passo indutivo**.
- As condições 1 e 2 implicam T válido para $n = 2$, o que junto com a condição 2 implica T também válido para $n = 3$, e assim por diante.

Exemplo de Indução Matemática

$S(n) = 1 + 2 + \cdots + n = n(n + 1)/2$

- Para $n = 1$ a asserção é verdadeira, pois $S(1) = 1 = 1 \times (1 + 1)/2$ (passo base).
- Assumimos que a soma dos primeiros n números naturais $S(n)$ é $n(n + 1)/2$ (hipótese de indução).
- Pela definição de $S(n)$ sabemos que $S(n + 1) = S(n) + n + 1$.
- Usando a hipótese de indução, $S(n + 1) = n(n + 1)/2 + n + 1 = (n + 1)(n + 2)/2$, que é exatamente o que queremos provar.

Limite Superior de Equações de Recorrência

- A solução de uma equação de recorrência pode ser difícil de ser obtida.
- Nestes casos, pode ser mais fácil tentar advinhar a solução ou obter um limite superior para a ordem de complexidade.
- Advinhar a solução funciona bem quando estamos interessados apenas em um limite superior, ao invés da solução exata.
- Mostrar que um certo limite existe é mais fácil do que obter o limite.
- Ex.: $T(2n) \leq 2T(n) + 2n - 1, \;\; T(2) = 1$, definida para valores de n que são potências de 2.
  - O objetivo é encontrar um limite superior na notação O, onde o lado direito da desigualdade representa o pior caso.

Indução Matemática para Resolver Equação de Recorrência

$T(2n) \leq 2T(n) + 2n - 1, \;\; T(2) = 1$ quando n é potência de 2.

- Procuramos $f(n)$ tal que $T(n) \leq O(f(n))$, mas fazendo com que $f(n)$ seja o mais próximo possível da solução real para $T(n)$.
- Vamos considerar o palpite $f(n) = n^2$.
- Queremos provar que $T(n) = O(f(n))$ por indução matemática em n.
- Passo base: $T(2) = 1 \leq f(2) = 4$.
- Passo de indução: provar que $T(n) \leq f(n)$ implica $T(2n) \leq f(2n)$.

$$\begin{aligned} T(2n) &\leq 2T(n) + 2n - 1, && \text{(def. da recorrência)} \\ &\leq 2n^2 + 2n - 1, && \text{(hipótese de indução)} \\ &< (2n)^2, \end{aligned}$$

que é exatamente o que queremos provar. Logo, $T(n) = O(n^2)$.

Indução Matemática para Resolver Equação de Recorrência

- Vamos tentar um palpite menor, $f(n) = cn$, para alguma constante c.
- Queremos provar que $T(n) \leq cn$ implica em $T(2n) \leq c2n$. Assim:

$$\begin{aligned} T(2n) &\leq 2T(n) + 2n - 1, && \text{(def. da recorrência)} \\ &\leq 2cn + 2n - 1, && \text{(hipótese de indução)} \\ &> c2n. \end{aligned}$$

- cn cresce mais lentamente que $T(n)$, pois $c2n = 2cn$ e não existe espaço para o valor $2n - 1$.
- Logo, $T(n)$ está entre cn e n^2.

Indução Matemática para Resolver Equação de Recorrência

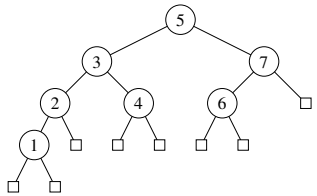
- Vamos então tentar $f(n) = n \log n$.
- Passo base: $T(2) < 2 \log 2$.
- Passo de indução: vamos assumir que $T(n) \leq n \log n$.
- Queremos mostrar que $T(2n) \leq 2n \log 2n$. Assim:

$$\begin{aligned} T(2n) &\leq 2T(n) + 2n - 1, && \text{(def. da recorrência)} \\ &\leq 2n \log n + 2n - 1, && \text{(hipótese de indução)} \\ &< 2n \log 2n, \end{aligned}$$

- A diferença entre as fórmulas agora é de apenas 1.
- De fato, $T(n) = n \log n - n + 1$ é a solução exata de $T(n) = 2T(n/2) + n - 1, \;\; T(1) = 0$, que descreve o comportamento do algoritmo de ordenação *Mergesort*.

Recursividade

- Um procedimento que chama a si mesmo é dito ser **recursivo**.
- Recursividade permite descrever algoritmos de forma mais clara e concisa, especialmente problemas recursivos ou que utilizam estruturas recursivas.
- Ex.: árvore binária de pesquisa:
  - Registros com chaves menores estão na subárvore esquerda;
  - Registros com chaves maiores estão na subárvore direita.




```
typedef struct TipoRegistro {
  int Chave;
}TipoRegistro;
typedef struct TipoNo* TipoApontador;
typedef struct TipoNo {
  TipoRegistro  Reg;
  TipoApontador Esq, Dir;
}TipoNo;
```


Recursividade

- Algoritmo para percorrer todos os registros em ordem de **caminhamento central**:
  1. caminha na subárvore esquerda na ordem central;
  2. visita a raiz;
  3. caminha na subárvore direita na ordem central.
- Os nós são visitados em ordem lexicográfica das chaves.

```
void Central(TipoApontador p)
{ if (p == NULL)
  return;
  Central(p -> Esq);
  printf("%ld\n", p -> Reg.Chave);
  Central(p -> Dir);
}
```


Implementação de Recursividade

- Usa 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.
- No caso do caminhamento central:
  - para cada chamada recursiva, o valor de p e o endereço de retorno da chamada recursiva são armazenados na pilha.
  - Quando encontra p=nil o procedimento retorna para quem chamou utilizando o endereço de retorno que está no topo da pilha.

Problema de Terminação em Procedimentos Recursivos

- Procedimentos recursivos introduzem a possibilidade de iterações que podem não terminar: existe a necessidade de considerar o problema de **terminação**.
- É fundamental que a chamada recursiva a um procedimento P esteja sujeita a uma condição B, a qual se torna não-satisfeita em algum momento da computação.
- Esquema para procedimentos recursivos: composição $\mathcal{C}$ de comandos S_i e P: $P \equiv$ **if** B **then** $\mathcal{C}[S_i, P]$
- Para demonstrar que uma repetição termina, define-se uma função $f(x)$, sendo x o conjunto de variáveis do programa, tal que:
  1. $f(x) \leq 0$ implica na condição de terminação;
  2. $f(x)$ é decrementada a cada iteração.

Problema de Terminação em Procedimentos Recursivos

- Uma forma simples de garantir terminação é associar um parâmetro n para P (no caso **por valor**) e chamar P recursivamente com $n-1$.
- A substituição da condição B por $n > 0$ garante terminação.
  $P \equiv$ **if** $n > 0$ **then** $\mathcal{P}[S_i, P(n-1)]$
- É necessário mostrar que o nível mais profundo de recursão é finito, e também possa ser mantido pequeno, pois cada ativação recursiva usa uma parcela de memória para acomodar as variáveis.

Quando Não Usar Recursividade

- Nem todo problema de natureza recursiva deve ser resolvido com um algoritmo recursivo.
- Estes podem ser caracterizados pelo esquema $P \equiv$ **if** B **then** (S, P)
- Tais programas são facilmente transformáveis em uma versão não recursiva $P \equiv (x := x_0;$ **while** B **do** $S)$

Exemplo de Quando Não Usar Recursividade (1)

- Cálculo dos **números de Fibonacci**
  $f_0 = 0, f_1 = 1,$
  $f_n = f_{n-1} + f_{n-2}$para$n \geq 2$
- Solução: $f_n = \frac{1}{\sqrt{5}}[\Phi^n - (-\Phi)^{-n}]$, onde $\Phi = (1+\sqrt{5})/2 \approx 1,618$ é a **razão de ouro**.
- O procedimento recursivo obtido diretamente da equação é o seguinte:

```
unsigned int FibRec(unsigned int n)
{ if (n < 2)
    return n;
    else return (FibRec(n − 1) + FibRec(n − 2));
}
```


Exemplo de Quando Não Usar Recursividade (2)

- É extremamente ineficiente porque recalcula o mesmo valor várias vezes.
- Considerando que a medida de complexidade de tempo $f(n)$ é o número de adições, então $f(n) = O(\Phi^n)$.
- A complexidade de espaço para calcular f_n é $O(n)$, pois apesar do número de chamadas ser $O(\Phi^n)$, o tamanho da pilha equivale a um caminho na árvore de recursividade, que é equivalente a altura da árvore, isto é, $O(\log \Phi^n) = O(n)$.

Versão iterativa do Cálculo de Fibonacci

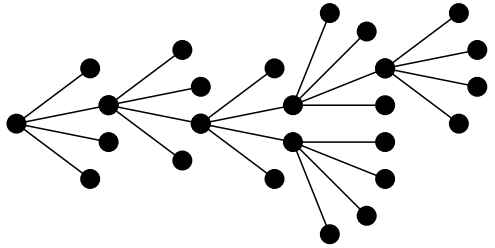
```
unsigned int FibIter(unsigned int n)
{ unsigned int i = 1, k, F = 0;
  for (k = 1; k <= n; k++)
    {
      F += i;
      i = F - i;
    }
  return F;
}
```

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

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

Algoritmos Tentativa e Erro (*Backtracking*) (1)

- **Tentativa e erro**: decompor o processo em um número finito de subtarefas parciais que devem ser exploradas exaustivamente.
- O processo de tentativa gradualmente constrói e percorre uma árvore de subtarefas.



Algoritmos Tentativa e Erro (*Backtracking*) (2)

- Algoritmos tentativa e erro não seguem regra fixa de computação:
  - Passos em direção à solução final são tentados e registrados;
  - Caso esses passos tomados não levem à solução final, eles podem ser retirados e apagados do registro.
- Quando a pesquisa na árvore de soluções cresce rapidamente é necessário usar **algoritmos aproximados** ou **heurísticas** que não garantem a solução ótima mas são rápidas.

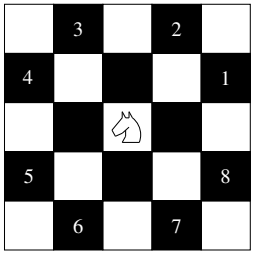
Backtracking: Passeio do Cavalo

```
void Tenta()
{ inicializa selecao de movimentos;
  do
    { seleciona proximo candidato ao movimento;
      if (aceitavel)
      { registra movimento;
        if (tabuleiro nao esta cheio)
        { tenta novo movimento;
          if (nao sucedido)
              apaga registro anterior;
        }
      }
    } while( !((movimento bem sucedido)
                  ou (acabaram-
se os candidatos a movimento)));
}
```

- Tabuleiro com $n \times n$ posições: cavalo se movimenta segundo regras do xadrez.
- Problema: a partir de (x_0, y_0), encontrar, se existir, um passeio do cavalo que visita todos os pontos do tabuleiro uma única vez.

Exemplo de Backtracking - Passeio do Cavalo

- O tabuleiro pode ser representado por uma matriz $n \times n$.
- A situação de cada posição pode ser representada por um inteiro para recordar o histórico das ocupações:
  - t[x,y] = 0, campo $< x, y >$ não visitado,
  - t[x,y] = i, campo $< x, y >$ visitado no i-ésimo movimento, $1 \leq i \leq n^2$.
- Regras do xadrez para os movimentos do cavalo:



Implementação do Passeio do Cavalo

```
#define N 8   /* Tamanho do lado do tabuleiro */
#define FALSE 0
#define TRUE 1
int i, j, t[N][N], a[N], b[N];
short q;
int main(int argc, char *argv[]){ /* programa principal */
  a[0] = 2;  a[1] = 1;  a[2] = -1; a[3] = -2;
  b[0] = 1;  b[1] = 2;  b[2] = 2;  b[3] = 1;
  a[4] = -2; a[5] = -1; a[6] = 1;  a[7] = 2;
  b[4] = -1; b[5] = -2; b[6] = -2; b[7] = -1;
  for (i = 0; i < N; i++) for (j = 0; j < N; j++) t[i][j] = 0;
  t[0][0] = 1;   /* escolhemos uma casa do tabuleiro */
  Tenta(2, 0, 0, &q);
  if (!q) { printf("Sem solucao\n"); return 0; }
  for (i = 0; i < N; i++)
    { for (j = 0; j < N; j++) printf("%4d", t[i][j]); putchar('\n'); }
  return 0;
}
```


Implementação do Passeio do Cavalo

```
void Tenta(int i, int x, int y, short *q)
{ int u, v;  int k = -1;  short q1;
  /* inicializa selecao de movimentos */
  do { ++k;  q1 = FALSE;
       u = x + a[k];  v = y + b[k];
       if (u >= 0 && u < N  &&  v >= 0 && v < N)
       if (t[u][v] == 0)
       { t[u][v] = i;
         if (i < N * N) { /* tabuleiro nao esta cheio */
           Tenta(i + 1, u, v, &q1);   /* tenta novo movimento */
           if (!q1)
           t[u][v] = 0;   /* nao sucedido apaga registro anterior */
         }
         else q1 = TRUE;
       }
     } while (!(q1 || k == 7));
  *q = q1;
}
```


Divisão e Conquista (1)

- Consiste em dividir o problema em partes menores, encontrar soluções para as partes, e combiná-las em uma solução global.
- Exemplo: encontrar o maior e o menor elemento de um vetor de inteiros, $A[1..n]$, $n \geq 1$.
- Cada chamada de MaxMin4 atribui à Max e Min o maior e o menor elemento em $A[\text{Linf}], A[\text{Linf}+1], \cdots, A[\text{Lsup}]$, respectivamente.

Divisão e Conquista (2)

```
void MaxMin4(int Linf, int Lsup, int *Max, int *Min)
{ int Max1, Max2, Min1, Min2, Meio;
  if (Lsup - Linf <= 1)
  { if (A[Linf - 1] < A[Lsup - 1])
    { *Max = A[Lsup - 1]; *Min = A[Linf - 1]; }
    else { *Max = A[Linf - 1]; *Min = A[Lsup - 1]; }
    return;
  }
  Meio = (Linf + Lsup) / 2;
  MaxMin4(Linf, Meio, &Max1, &Min1);
  MaxMin4(Meio + 1, Lsup, &Max2, &Min2);
  if (Max1 > Max2) *Max = Max1; else *Max = Max2;
  if (Min1 < Min2) *Min = Min1; else *Min = Min2;
}
```


Divisão e Conquista - Análise do Exemplo

- Seja $f(n)$ o número de comparações entre os elementos de A.

$$f(n) = 1, \qquad \text{para } n \leq 2,$$
$$f(n) = f(\lfloor n/2 \rfloor) + f(\lceil n/2 \rceil) + 2, \quad \text{para } n > 2.$$

- Quando $n = 2^i$ para algum inteiro positivo i:

$$\begin{aligned} f(n) &= 2f(n/2) + 2 \\ 2f(n/2) &= 4f(n/4) + 2 \times 2 \\ &\vdots \quad\quad \vdots \\ 2^{i-2}f(n/2^{i-2}) &= 2^{i-1}f(n/2^{i-1}) + 2^{i-1} \end{aligned}$$

- Adicionando lado a lado, obtemos:

$$\begin{aligned} f(n) &= 2^{i-1}f(n/2^{i-1}) + \textstyle\sum_{k=1}^{i-1} 2^k \\ &= 2^{i-1}f(2) + 2^i - 2 \\ &= 2^{i-1} + 2^i - 2 \\ &= \tfrac{3n}{2} - 2. \end{aligned}$$

- Logo, $f(n) = 3n/2 - 2$ para o melhor caso, pior caso e caso médio.

Divisão e Conquista - Análise do Exemplo

- Conforme mostrado no Capítulo 1, o algoritmo dado neste exemplo é **ótimo**.
- Entretanto, ele pode ser pior do que os apresentados no Capítulo 1, pois, a cada chamada recursiva, salva Linf, Lsup, Max e Min, além do endereço de retorno da chamada para o procedimento.
- Além disso, uma comparação adicional é necessária a cada chamada recursiva para verificar se Lsup $-$ Linf ≤ 1.
- $n + 1$ deve ser menor do que a metade do maior inteiro que pode ser representado pelo compilador, para não provocar *overflow* na operação Linf $+$ Lsup.

Divisão e Conquista - Teorema Mestre

- **Teorema Mestre:** Sejam $a \geq 1$ e $b > 1$ constantes, $f(n)$ uma função assintoticamente positiva e $T(n)$ uma medida de complexidade definida sobre os inteiros. A solução da equação de recorrência:

$$T(n) = aT(n/b) + f(n),$$

para b uma potência de n é:

1. $T(n) = \Theta(n^{\log_b a})$, se $f(n) = O(n^{\log_b a - \epsilon})$ para alguma constante $\epsilon > 0$,
2. $T(n) = \Theta(n^{\log_b a} \log n)$, se $f(n) = \Theta(n^{\log_b a})$,
3. $T(n) = \Theta(f(n))$, se $f(n) = \Omega(n^{\log_b a + \epsilon})$ para alguma constante $\epsilon > 0$, e se $af(n/b) \leq cf(n)$ para alguma constante $c < 1$ e todo n a partir de um valor suficientemente grande.

- O problema é dividido em a subproblemas de tamanho n/b cada um sendo resolvidos recursivamente em tempo $T(n/b)$ cada.
- A função $f(n)$ descreve o custo de dividir o problema em subproblemas e de combinar os resultados de cada subproblema.

Teorema Mestre: O Que Diz o Teorema

- Em cada um dos três casos a função $f(n)$ é comparada com a função $n^{\log_b a}$ e a solução de $T(n)$ é determinada pela maior das duas funções:
  - No caso 1, $f(n)$ tem de ser polinomialmente menor do que $n^{\log_b a}$.
  - No caso 2, se as duas funções são iguais, então $T(n) = \Theta(n^{\log_b a} \log n) = \Theta(f(n) \log n)$.
  - No caso 3, $f(n)$ tem de ser polinomialmente maior do que $n^{\log_b a}$ e, além disso, satisfazer a condição de que $af(n/b) \leq cf(n)$.

Teorema Mestre: Outros Aspectos

- No caso 1, $f(n)$ tem de ser polinomialmente menor do que $n^{\log_b a}$, isto é, $f(n)$ tem de ser assintoticamente menor do que $n^{\log_b a}$ por um fator de n^{ϵ}, para alguma constante $\epsilon > 0$.
- No caso 3, $f(n)$ tem de ser polinomialmente maior do que $n^{\log_b a}$ e, além disso, satisfazer a condição de que $af(n/b) \leq cf(n)$.
- Logo, os três casos não cobrem todas as funções $f(n)$ que poderemos encontrar. Existem algumas poucas aplicações práticas que ficam entre os casos 1 e 2 (quando $f(n)$ é menor do que $n^{\log_b a}$, mas não polinomialmente menor) e entre os casos 2 e 3 (quando $f(n)$ é maior do que $n^{\log_b a}$, mas não polinomialmente maior). Assim, se a função $f(n)$ cai em um desses intervalos ou se a condição $af(n/b) \leq cf(n)$ não é satisfeita, então o Teorema Mestre não pode ser aplicado.

Teorema Mestre

- A prova para o caso em que $f(n) = cn^k$, onde $c > 0$ e $k \geq 0$ são duas constantes inteiras, é tratada no Exercício 2.13.
- A prova desse teorema não precisa ser entendida para ser aplicado, conforme veremos em exemptrados a seguir.

Teorema Mestre: Exemplos do Uso

- Considere a equação de recorrência: $T(n) = 4T(n/2) + n$, onde $a = 4$, $b = 2$, $f(n) = n$ e $n^{\log_b a} = n^{\log_2 4} = \Theta(n^2)$.
  O caso 1 se aplica porque $f(n) = O(n^{\log_b a - \epsilon}) = O(n)$, onde $\epsilon = 1$, e a solução é $T(n) = \Theta(n^2)$.
- Considere a equação de recorrência: $T(n) = 2T(n/2) + n - 1$, onde $a = 2$, $b = 2$, $f(n) = n - 1$ e $n^{\log_b a} = n^{\log_2 2} = \Theta(n)$.
  O caso 2 se aplica porque $f(n) = \Theta(n^{\log_b a}) = \Theta(n)$, e a solução é $T(n) = \Theta(n \log n)$.
- Considere a equação de recorrência: $T(n) = T(2n/3) + n$, onde $a = 1$, $b = 3/2$, $f(n) = n$ e $n^{\log_b a} = n^{\log_{3/2} 1} = n^0 = 1$.
  O caso 3 se aplica porque $f(n) = \Omega(n^{\log_{3/2} 1 + \epsilon})$, onde $\epsilon = 1$ e $af(n/b) = 2n/3 \leq cf(n) = 2n/3$, para $c = 2/3$ e $n \geq 0$. Logo, a solução é $T(n) = \Theta(f(n)) = \Theta(n)$.

Teorema Mestre: Exemplos do Uso

- Considere a equação de recorrência: $T(n) = 3T(n/4) + n \log n$,
  onde $a = 3$, $b = 4$, $f(n) = n \log n$ e $n^{\log_b a} = n^{\log_3 4} = n^{0.793}$.
  O caso 3 se aplica porque $f(n) = \Omega(n^{\log_3 4 + \epsilon})$, onde $\epsilon \approx 0.207$ e $af(n/b) = 3(n/4)\log(n/4) \leq cf(n) = (3/4)n \log n$, para $c = 3/4$ e n suficientemente grande.
- O Teorema Mestre não se aplica à equação de recorrência: $T(n) = 3T(n/3) + n \log n$,
  onde $a = 3$, $b = 3$, $f(n) = n \log n$ e $n^{\log_b a} = n^{\log_3 3} = n$.
  O caso 3 não se aplica porque, embora $f(n) = n \log n$ seja assintoticamente maior do que $n^{\log_b a} = n$, a função $f(n)$ não é polinomialmente maior: a razão $f(n)/n^{\log_b a} = (n \log n)/n = \log n$ é assintoticamente menor do que n^ϵ para qualquer constante ϵ positiva. Logo, a solução é $T(n) = \Theta(f(n)) = \Theta(n \log n)$.

Balanceamento

- No projeto de algoritmos, é importante procurar sempre manter o **balanceamento** na subdivisão de um problema em partes menores.
- Divisão e conquista não é a única técnica em que balanceamento é útil.

Vamos considerar um exemplo de ordenação

- Seleciona o menor elemento de $A[1..n]$ e troca-o com o primeiro elemento $A[1]$.
- Repete o processo com os $n - 1$ elementos, resultando no segundo maior elemento, o qual é trocado com o segundo elemento $A[2]$.
- Repetindo para $n - 2$, $n - 3$, ..., 2 ordena a seqüência.

Balanceamento - Análise do Exemplo

- Equação de recorrência para comparações entre elementos: $T(n) = T(n-1) + n - 1, \quad T(1) = 0$
- Substituindo:

$$\begin{aligned} T(n) &= T(n-1) + n - 1 \\ T(n-1) &= T(n-2) + n - 2 \\ \vdots &\quad \vdots \\ T(2) &= T(1) + 1 \end{aligned}$$

- Adicionando lado a lado, obtemos: $T(n) = T(1) + 1 + 2 + \cdots + n - 1 = \frac{n(n-1)}{2} = O(n^2)$.
- Embora o algoritmo possa ser visto como uma aplicação recursiva de divisão e conquista, ele não é eficiente para valores grandes de n.
- Para obter eficiência assintotica é necessário **b**alanceamento: dividir em dois subproblemas de tamanhos aproximadamente iguais, ao invés de um de tamanho 1 e o outro de tamanho $n - 1$.

Exemplo de Balanceamento - Mergesort

- **Intercalação**: unir dois arquivos ordenados gerando um terceiro arquivo ordenado (*merge*).
- Colocar no terceiro arquivo o menor elemento entre os menores dos dois arquivos iniciais, desconsiderando este mesmo elemento nos passos posteriores.
- Este processo deve ser repetido até que todos os elementos dos arquivos de entrada sejam escolhidos.
- Algoritmo de ordenação (**Mergesort**):
  - dividir recursivamente o vetor a ser ordenado em dois, até obter n vetores de 1 único elemento.
  - Aplicar a intercalação tendo como entrada 2 vetores de um elemento, formando um vetor ordenado de dois elementos.
  - Repetir este processo formando vetores ordenados cada vez maiores até que todo o vetor esteja ordenado.

Exemplo de Balanceamento - Mergesort

```
void Mergesort(int *A, int i, int j)
{ int m;
  if (i < j)
  { m = (i + j) / 2;
    Mergesort(A, i, m);
    Mergesort(A, m + 1, j);
    Merge(A, i, m, j); i
  }
}
```

- Considere n uma potência de 2.
- *Merge*(A, i, m, j) recebe 2 seqüências ordenadas $A[i..m]$ e $A[(m+1)..j]$ e produz outra seqüência ordenada dos elementos de $A[i..m]$ e $A[m+1..j]$.
- Como $A[i..m]$ e $A[m+1..j]$ estão ordenados, *Merge* requer no máximo $n-1$ comparações.
- *Merge* seleciona repetidamente o menor dentre os menores elementos restantes em $A[i..m]$ e $A[m+1..j]$. Se empatdar retira de qualquer uma delas.

Análise do Mergesort

- Na contagem de comparações, o comportamento do Mergesort pode ser representado por: $T(n) = 2T(n/2) + n - 1, \quad T(1) = 0$
- No caso da equação acima temos:

$$\begin{aligned} T(n) &= 2T(n/2) + n - 1 \\ 2T(n/2) &= 2^2 T(n/2^2) + 2\frac{n}{2} - 2 \times 1 \\ &\vdots \quad\quad \vdots \\ 2^{i-1}T(n/2^{i-1}) &= 2^i T(n/2^i) + 2^{i-1}\frac{n}{2^{i-1}} - 2^{i-1} \end{aligned}$$

- Adicionando lado a lado:

$$T(n) = 2^i T(n/2^i) + \sum_{k=0}^{i-1} n - \sum_{k=0}^{i-1} 2^k = in - \frac{2^{i-1+1}-1}{2-1} = n\log n - n + 1.$$

- Para valores grandes de n, o balanceamento levou a um resultado muito superior, saimos de $O(n^2)$ para $O(n \log n)$.

Programação Dinâmica

- Quando a soma dos tamanhos dos subproblemas é $O(n)$ então é provável que o algoritmo recursivo tenha **complexidade polinomial**.
- Quando a divisão de um problema de tamanho n resulta em n subproblemas de tamanho $n-1$ então é provável que o algoritmo recursivo tenha **complexidade exponencial**.
- Nesse caso, a técnica de programação dinâmica pode levar a um algoritmo mais eficiente.
- A programação dinâmica calcula a solução para todos os subproblemas, partindo dos subproblemas menores para os maiores, armazenando os resultados em uma tabela.
- A vantagem é que uma vez que um subproblema é resolvido, a resposta é armazenada em uma tabela e nunca mais é recalculado.

Programação Dinâmica - Exemplo

Produto de n matrizes

- $M = M_1 \times M_2 \times \cdots \times M_n$, onde cada M_i é uma matriz com d_{i-1} linhas e d_i colunas.
- A ordem da multiplicação pode ter um efeito enorme no número total de operações de adição e multiplicação necessárias para obter M.
- Considere o produto de uma matriz $p \times q$ por outra matriz $q \times r$ cujo algoritmo requer $O(pqr)$ operações.
- Considere o produto $M = M_1[10, 20] \times M_2[20, 50] \times M_3[50, 1] \times M_4[1, 100]$, onde as dimensões de cada matriz está mostrada entre colchetes.
- A avaliação de M na ordem $M = M_1 \times (M_2 \times (M_3 \times M_4))$ requer 125.000 operações, enquanto na ordem $M = (M_1 \times (M_2 \times M_3)) \times M_4$ requer apenas 2.200.

Programação Dinâmica - Exemplo

- Tentar todas as ordens possíveis para minimizar o número de operações $f(n)$ é exponencial em n, onde $f(n) \geq 2^{n-2}$.
- Usando programação dinâmica é possível obter um algoritmo $O(n^3)$.
- Seja m_{ij} menor custo para computar $M_i \times M_{i+1} \times \cdots \times M_j$, para $1 \leq i \leq j \leq n$.
- Nesse caso,

$$m_{ij} = \begin{cases} 0, & \text{se } i = j, \\ \text{Min}_{i \leq k < j} \, (m_{ik} + m_{k+1,j} + d_{i-1} d_k d_j), & \text{se } j > i. \end{cases}$$

- m_{ik} representa o custo mínimo para calcular $M' = M_i \times M_{i+1} \times \cdots \times M_k$
- $m_{k+1,j}$ representa o custo mínimo para calcular $M'' = M_{k+1} \times M_{k+2} \times \cdots \times M_j$.
- $d_{i-1} d_k d_j$ representa o custo de multiplicar $M'[d_{i-1}, d_k]$ por $M''[d_k, d_j]$.
- $m_{ij},\ j > i$ representa o custo mínimo de todos os valores possíveis de k entre i e $j-1$, da soma dos três termos.

Programação Dinâmica - Exemplo

- O enfoque programação dinâmica calcula os valores de m_{ij} na ordem crescente das diferenças nos subscritos.
- O calculo inicia com m_{ii} para todo i, depois $m_{i,i+1}$ para todo i, depois $m_{i,i+2}$, e assim sucessivamente.
- Desta forma, os valores m_{ik} e $m_{k+1,j}$ estarão disponíveis no momento de calcular m_{ij}.
- Isto acontece porque $j - i$ tem que ser estritamente maior do que ambos os valores de $k - i$ e $j - (k+1)$ se k estiver no intervalo $i \leq k < j$.
- Programa para computar a ordem de multiplicação de n matrizes, $M_1 \times M_2 \times \cdots \times M_n$, de forma a obter o menor número possível de operações.

Programação Dinâmica - Implementação

```
#define MAXN 10
int main(int argc, char *argv[])
{ int  i, j, k, h, n, temp, d[MAXN + 1], m[MAXN][MAXN];
  printf("Numero de matrizes n:"); scanf("%d%*[^\n]", &n);
  printf("Dimensoes das matrizes:");
  for (i = 0; i <= n; i++)  scanf("%d", &d[i]);
  for (i = 0; i < n; i++)  m[i][i] = 0;
  for (h = 1; h <= n - 1; h++)
    { for (i = 1; i <= n - h; i++)
      { j = i + h; m[i-1][j-1] = INT_MAX;
        for (k = i; k <= j - 1; k++)
        { temp = m[i-1][k-1] + m[k][j - 1] + d[i - 1] * d[k] * d[j];
          if (temp < m[i-1][j-1])  m[i - 1][j - 1] = temp; }
        printf(" m[ %d, %d]= %d", i - 1, j - 1, m[i - 1][j - 1]);
      }
      putchar('\n');
    }
  return 0; }
```


Programação Dinâmica - Implementação

- A execução do programa obtém o custo mínimo para multiplicar as n matrizes, assumindo que são necessárias pqr operações para multiplicar uma matriz $p \times q$ por outra matriz $q \times r$.
- A execução do programa para as quatro matrizes onde d_0, d_1, d_2, d_3, d_4 são 10, 20, 50, 1, 100, resulta:

$m_{11} = 0$	$m_{22} = 0$	$m_{33} = 0$	$m_{44} = 0$
$m_{12} = 10.000$	$m_{23} = 1.000$	$m_{34} = 5.000$	
$m_{13} = 1.200$	$m_{24} = 3.000$		
$m_{14} = 2.200$			

Programação Dinâmica - Princípio da Otimalidade

- A ordem de multiplicação pode ser obtida registrando o valor de k para cada entrada da tabela que resultou no mínimo.
- Essa solução eficiente está baseada no **princípio da otimalidade**:
  - em uma seqüência ótima de escolhas ou de decisões cada subseqüência deve também ser ótima.
- Cada subseqüência representa o custo mínimo, assim como m_{ij}, $j > i$.
- Assim, todos os valores da tabela representam escolhas ótimas.
- O princípio da otimalidade não pode ser aplicado indiscriminadamente.
- Quando o princípio não se aplica é provável que não se possa resolver o problema com sucesso por meio de programação dinâmica.

Aplicação do Princípio da Otimalidade

- Por exemplo, quando o problema utiliza recursos limitados, quando o total de recursos usados nas subinstâncias é maior do que os recursos disponíveis.
- Se o caminho mais curto entre Belo Horizonte e Curitiba passa por Campinas:
  - o caminho entre Belo Horizonte e Campinas também é o mais curto possível
  - assim como o caminho entre Campinas e Curitiba.
  - Logo, o princípio da otimalidade se aplica.

Não Aplicação do Princípio da Otimalidade

- No problema de encontrar o caminho mais longo entre duas cidades:
  - Um caminho simples nunca visita uma mesma cidade duas vezes.
  - Se o caminho mais longo entre Belo Horizonte e Curitiba passa por Campinas, isso não significa que o caminho possa ser obtido tomando o caminho simples mais longo entre Belo Horizonte e Campinas e depois o caminho simples mais longo entre Campinas e Curitiba.
  - Quando os dois caminhos simples são ajuntados é pouco provável que o caminho resultante também seja simples.
  - Logo, o princípio da otimalidade não se aplica.

Algoritmos Gulosos

- Resolve problemas de otimização.
- Ex: encontrar o menor caminho entre dois vértices de um grafo.
  - Escolhe a aresta que parece mais promissora em qualquer instante;
  - Independente do que possa acontecer, nunca reconsidera a decisão.
- Não necessita avaliar alternativas, ou usar procedimentos sofisticados para desfazer decisões tomadas previamente.
- Problema geral: dado um conjunto C, determine um subconjunto $S \subseteq C$ tal que:
  - S satisfaz uma dada propriedade P, e
  - S é mínimo (ou máximo) em relação a algum critério α.
- O **algoritmo guloso** consiste em um processo iterativo em que S é construído adicionando-se ao mesmo elementos de C um a um.

Características dos Algoritmos Gulosos

- Para construir a solução ótima existe um conjunto ou lista de candidatos.
- São acumulados um conjunto de candidatos considerados e escolhidos, e o outro de candidatos considerados e rejeitados.
- Existe função que verifica se um conjunto particular de candidatos produz uma *solução* (sem considerar otimalidade no momento).
- Outra função verifica se um conjunto de candidatos é *viável* (também sem preocupar com a otimalidade).
- Uma *função de seleção* indica a qualquer momento quais dos candidatos restantes é o mais promissor.
- Uma *função objetivo* fornece o valor da solução encontrada, como o comprimento do caminho construído (não aparece de forma explicita no algoritmo guloso).

Pseudo Código de Algoritmo Guloso

```
Conjunto Guloso(Conjunto C)
/* C: conjunto de candidatos */
{ S = ∅; /* S contem conjunto solucao */
  while((C != ∅) && !( solucao(S)))
    {  x = seleciona (C);
       C = C − x;
       if viavel (S + x) S = S + x;
    }
  if solucao(S) return(S) else return('Nao existe solucao');
}
```

- Inicialmente, o conjunto S de candidatos escolhidos está vazio.
- A cada passo, o melhor candidato restante ainda não tentado é considerado. O critério de escolha é ditado pela função de seleção.
- Se o conjunto aumentado de candidatos se torna inviável, o candidato é rejeitado. Senão, o candidato é adicionado ao conjunto S de escolhidos.
- A cada aumento de S verificamos se S constitui uma solução.

Características da Implementação de Algoritmos Gulosos

- Quando funciona corretamente, a primeira solução encontrada é sempre ótima.
- A função de seleção é geralmente relacionada com a função objetivo.
- Se o objetivo é:
  - maximizar $\Rightarrow$ provavelmente escolherá o candidato restante que proporcione o maior ganho individual.
  - minimizar $\Rightarrow$ então será escolhido o candidato restante de menor custo.
- O algoritmo nunca muda de idéia:
  - Uma vez que um candidato é escolhido e adicionado à solução ele lá permanece para sempre.
  - Uma vez que um candidato é excluído do conjunto solução, ele nunca mais é reconsiderado.

Algoritmos Aproximados

- Problemas que somente possuem algoritmos exponenciais para resolvê-los são considerados “difíceis”.
- Problemas considerados intratáveis ou difíceis são muito comuns.
- Exemplo: **problema do caixeiro viajante** cuja complexidade de tempo é $O(n!)$.
- Diante de um problema difícil é comum remover a exigência de que o algoritmo tenha sempre que obter a solução ótima.
- Neste caso procuramos por algoritmos eficientes que não garantem obter a solução ótima, mas uma que seja a mais próxima possível da solução ótima.

Tipos de Algoritmos Aproximados

- **Heurística**: é um algoritmo que pode produzir um bom resultado, ou até mesmo obter a solução ótima, mas pode também não produzir solução alguma ou uma solução que está distante da solução ótima.
- **Algoritmo aproximado**: é um algoritmo que gera **soluções aproximadas** dentro de um limite para a razão entre a solução ótima e a produzida pelo algoritmo aproximado (comportamento monitorado sob o ponto de vista da qualidade dos resultados).