# Tratamento de Problemas NP-Difíces Branch-and-Bound

Cid C. Souza Eduardo C. Xavier

Instituto de Computação/Unicamp

12 de maio de 2011

#### Introdução

- Aplicado a problemas onde se quer otimizar uma função objetivo.
- Exploração do espaço de estados: todos os filhos de um nó da árvore de espaço de estados são gerados ao mesmo tempo.
- Em cada nó da árvore, a função classificadora estima o melhor valor da função objetivo no subespaço das soluções representadas por aquele nó.
- Os nós são amadurecidos por:
  - inviabilidade (não satisfazer as restrições implícitas);
  - <u>limitante</u> (função classificadora indica que ótimo não pode ser atingido naquela subárvore)
  - otimalidade (ótimo da subárvore já foi encontrado).

Inicialmente assumimos problemas de minimização.

- Uma estrutura de dados é utilizada para armazenar nós ativos:
  - ▶ ADD(X): Adiciona o nó X na estrutura.
  - NEXT(): Retorna o próximo nó da estrutura ou indicação de que está vazia.
- Dado um nó X a função de custo z deste nó é:
  - ▶ Se X é uma solução inviável  $z(X) = \infty$ .
  - ▶ Se X é uma solução viável z(X) é igual ao custo da solução.
  - Se X é parte de uma solução z(X) é igual ao custo da melhor solução que pode ser gerada a partir de X.

- A função z é difícil de ser calculada.
- Na estratégia BaB utilizamos uma função z que aproxima z.
  - ▶ Para qualquer nó X temos que z(X) < z(X).
  - ▶ z é um **limitante inferior** para z.
  - ▶ Se X é uma solução completa então  $\underline{z}(X) = z(X)$ .
- Também é utilizada uma função z
  - $ightharpoonup \overline{z}(X)$ : valor máximo que uma solução tendo a parte X terá.
  - → Z é um limitante superior.
  - $\triangleright$   $z(X) < \overline{z}(X)$ .
- Denotamos por U o menor valor de  $\overline{z}(X)$  dentre nós ativos X.

Bound (considerando problemas de minimização):

- Um nó ativo X será avaliado somente se  $\underline{z}(X) \leq U$ .
- Caso contrário o nó é amadurecido (descartado).
- Quando um nó corrente é tal que  $\overline{z}(X) < U$ , atualizamos o valor de U.

## Considerando problemas de minimização.

```
BAB(T)
    NósAtivos.ADD(T); MelhorSol \leftarrow {}; U \leftarrow \infty;
    Enquanto (NósAtivos não está vazia) faca
         E \leftarrow \mathsf{N\acute{o}sAtivos.NEXT()};
         Para cada filho X de E faça
             Se X é uma solução viável: \underline{z}(X) = \overline{z}(X) = z(X)
             Se X é inviável: \underline{z}(X) = \overline{z}(X) = \infty
             Se X é solução parcial calcula \underline{z}(X) e \overline{z}(X)
                         por heurísticas.
             Se z(X) \le U então
                  Se X é uma solução completa então
                       MelhorSol \leftarrow X
                       U \leftarrow z(X)
                  Senão
                       NósAtivos.ADD(X) e U \leftarrow \min\{U, \overline{z}(X)\}
    Fim-Enquanto
```

- Se a estrutura NósAtivos for uma Fila, a busca se dará em largura.
- Se a estrutura NósAtivos for uma Pilha, a busca se dará em profundidade.
- É também comum implementar a estrutura como um Heap de mínimo.
  - Estratégia do melhor limitante (best bound).
  - Uma busca gulosa pelos nós mais promissores.
  - No caso de minimização escolher nó com menor  $\underline{z}(X)$ .
- Vamos assumir o uso de um Heap com estratégia best bound.

Considerando problema de minimização .

```
Bab-Best (T)
    NósAtivos.ADD(T); U \leftarrow \infty;
    Enquanto (NósAtivos não está vazia) faça
        E \leftarrow \mathsf{N\acute{o}sAtivos.NEXT()}:
        Se E for uma solução completa então retorne E
        Para cada filho X de E faça
            Se X é uma solução viável: z(X) = \overline{z}(X) = z(X)
            Se X é inviável: z(X) = \overline{z}(X) = \infty
             Se X é solução parcial calcula \underline{z}(X) e \overline{z}(X)
                        por heurísticas.
            Se z(X) \leq U então
                          NósAtivos.ADD(X) e U \leftarrow \min\{U, \overline{z}(X)\}
    Fim-Enguanto
```

#### **Teorema**

A solução retornada por BAB-BEST é uma solução ótima.

*Prova.* Seja E o nó retornado pelo algoritmo. Todos os nós descartados possuem custo maior que U e portanto maior do que E.

No instante que E é retornado da estrutura temos que  $z(E) = \underline{z}(E) \leq \underline{z}(X)$  para qualquer nó ativo X. Para qualquer nó Y que ainda será gerado como descendente de algum nó X temos  $z(Y) \geq \underline{z}(X) \geq \underline{z}(E)$ .

Portanto E é uma solução ótima.

- Temos *n* tarefas  $(p_1, d_1, t_1), (p_2, d_2, t_2), \dots, (p_n, d_n, t_n)$ .
  - ▶  $p_i$ : Penalidade se a tarefa não for executada até o tempo  $d_i$ .
  - ▶ t<sub>i</sub>: Tempo de processamento da tarefa.
- Um subconjunto J de tarefas deve ser escolhido para ser processado sem sofrer penalidades.
- O custo da solução é a penalidade incorrida das tarefas não pertencentes a J.
- Vamos assumir que existe um algoritmo que checa se um conjunto J de tarefas podem ser executadas sem penalidade.

- Representaremos um nó por uma tupla  $X = (x_1, \dots, x_n)$ .
  - ▶  $x_i \in \{0,1\}$  indica se tarefa i faz ou não parte de J.
- O conjunto selecionado no nó X é  $J_X$ .
- Podemos usar a função classificadora  $\underline{z}(X)$  como:
  - ▶ Seja m o maior índice na tupla X já foi setado.

$$\underline{z}(X) = \sum_{j < m \text{ e } j \notin J_X} p_J$$

• Note que  $\underline{z}(X) \leq z(X)$ .

• Podemos calcular o limite superior  $\overline{z}(X)$  como:

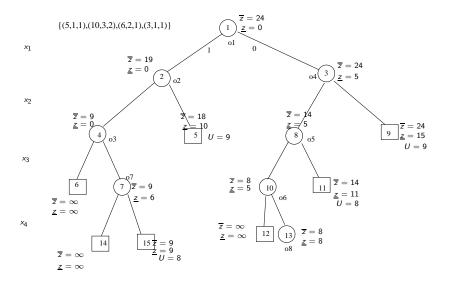
$$\overline{z}(X) = \sum_{j \notin J_X} p_J$$

Se X representar uma solução completa então temos:

$$z(X) = \underline{z}(X) = \overline{z}(X) = \sum_{j \notin J_X} p_J$$

• No slide seguinte temos a árvore gerado considerando a instância:

$$\{(5,1,1),(10,3,2),(6,2,1),(3,1,1)\}$$



- Temos um grafo não direcionado G = (V, E) com custos positivos nas arestas.
- Achar um ciclo de custo mínimo passando por todos os vértices.
- Custos dados por uma matriz de adjacência.

- Representaremos um nó por uma tupla  $X = (x_1 = 1, x_2, \dots, x_n)$ .
  - ▶  $x_i \in \{2, 3, ..., n\}$  indica quem é o *i*-ésimo vértice no ciclo.
- O ciclo parcial no nó X é  $C_X = (x_1 = 1, x_2 = v_2, ..., x_k = v_k)$ .
- Podemos usar a função classificadora z(X) como:
  - ▶ Para cada  $v \in V \setminus V(C_X)$  ache duas arestas incidentes de peso mínimo  $e^1$ . e  $e^2$ .
  - Ache aresta de peso mínimo  $e_1$  incidente a 1 e  $e_k$  incidente a  $v_k$ .
  - $\underline{z}(X) = \sum_{e \in E(C_X)} c(e) + \frac{e_1 + e_k + \sum_{v \in V \setminus V(C_X)} (e_v^1 + e_v^2)}{2}$

Considere a matriz de custos:  $\begin{pmatrix} 0 & 7 & 12 & 8 & 11 \\ 7 & 0 & 13 & 7 & 10 \\ 12 & 13 & 0 & 9 & 12 \\ 8 & 7 & 9 & 0 & 10 \\ 11 & 10 & 12 & 10 & 0 \end{pmatrix}$ 

Inicialmente:

$$\underline{z}(1) = [(7+8)+(7+7)+(9+12)+(7+8)+(10+10)]/2 = 84/2 = 42.5$$

Após inserir o vértice 2:

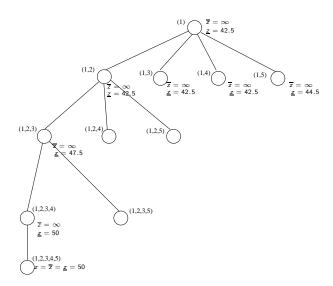
$$\underline{z}(1,2) = 7 + [8 + 7 + (9 + 12) + (7 + 8) + (10 + 10)]/2 = 42.5$$

Após inserir o vértice 5:

$$\underline{z}(1,2,5) = 7 + 10 + [8 + 10 + (9 + 12) + (7 + 8)]/2 = 44$$

mas note que no vértice 4 o custo mínimo de 7 é para o vértice 2 (é inviável). Podemos melhorar para

$$\underline{z}(1,2,5) = 7 + 10 + [8 + 10 + (9 + 12) + (9 + 8)]/2 = 45$$



- Podemos calcular  $\overline{z}(X)$  com um idéia parecida:
  - Para cada vértice ache as duas arestas de maior peso incidente.
  - Ache a aresta de maior peso incidente em 1 e em  $v_k$ .
  - ▶ Some os custos destas arestas e divida por 2 e some ao custo de  $C_X$ .
- Assim como antes deve-se considerar apenas arestas válidas, ou seja, que não incidam em vértices no "meio" de  $C_X$ .

Podemos alterar o algoritmo para considerar problemas de maximização:

- Se X é inviável então  $z(X) = -\infty$ .
- Para todo X teremos  $\overline{z}(X) \ge z(X) \ge \underline{z}(X)$ .
- L terá o maior valor dentre  $\underline{z}(X)$ .
  - ▶ Existe um nó que vai gerar uma solução com valor pelo menos L.
- Um nó ativo X será avaliado somente se  $\overline{z}(X) \geq L$ .
- Caso contrário o nó é amadurecido (descartado).
- Quando um nó corrente é tal que  $\underline{z}(X) > L$ , atualizamos o valor de L.

Considerando problemas de maximização .

```
BAB(T)
    NósAtivos.ADD(T); MelhorSol \leftarrow {}; L \leftarrow -\infty;
    Enquanto (NósAtivos não está vazia) faca
         E \leftarrow \mathsf{N\'osAtivos.NEXT}();
         Para cada filho X de E faça
             Se X é uma solução viável: \underline{z}(X) = \overline{z}(X) = z(X)
             Se X é inviável: \underline{z}(X) = \overline{z}(X) = -\infty
             Se X é solução parcial calcula \underline{z}(X) e \overline{z}(X)
                         por heurísticas.
             Se \overline{z}(X) > L então
                  Se X é uma solução completa então
                       MelhorSol \leftarrow X
                       L \leftarrow z(X)
                  Senão
                       NósAtivos.ADD(X) e L \leftarrow \max\{L, z(X)\}
```

Considerando a estratégia best-bound para maximização.

```
Bab-Best (T)
    NósAtivos.ADD(T); L \leftarrow -\infty;
    Enquanto (NósAtivos não está vazia) faça
        E \leftarrow \mathsf{N\acute{o}sAtivos.NEXT()}:
        Se E for uma solução completa então retorne E
        Para cada filho X de E faça
            Se X é uma solução viável: z(X) = \overline{z}(X) = z(X)
            Se X é inviável: z(X) = \overline{z}(X) = -\infty
            Se X é solução parcial calcula z(X) e \overline{z}(X)
                       por heurísticas.
            Se \overline{z}(X) \geq L então
                         NósAtivos.ADD(X) e L \leftarrow \max\{L, z(X)\}
    Fim-Enquanto
```

- Dados n itens com pesos positivos  $w_1, \ldots, w_n$  e valores positivos  $c_1, \ldots, c_n$ , encontrar um subconjunto de itens de **valor máximo** e cujo peso não exceda a capacidade da mochila dada por um valor positivo W.
- Função classificadora: como estimar o valor da função objetivo?
- Relaxação: posso levar qualquer fração de um item.
- Algoritmo para o problema relaxado quando os itens estão ordenados de forma que  $\frac{c_1}{w_1} \ge \frac{c_2}{w_2} \ge \ldots \ge \frac{c_n}{w_n}$ .
- Por quê funciona ?

```
CALCULA-\overline{z} (W, C, k)(* função classificadora para BKP *)
    i \leftarrow k + 1;
     W' \leftarrow W:
     C' \leftarrow C:
     Enquanto W' \neq 0 faça
         x_j \leftarrow \min\{\frac{W'}{w_i}, 1\};
          W' \leftarrow W' - w_i x_i;
          C' \leftarrow C' + c_i x_i;
         i \leftarrow i + 1:
     enquanto
     Retornar C';
fim
```

Exemplo:

$$\max \quad 12x_1 + 16x_2 + 20x_3 + 8x_4 4x_1 + 7x_2 + 9x_3 + 6x_4 \le 10 x_i \in \{0, 1\}, i = 1, \dots, n.$$

- Parte explorada da árvore de espaço de estados (próxima transparência).
- Legenda:  $(W', \underline{z}_{n_i}, \overline{z}_{n_i})$  onde W' é a capacidade restante na mochila,  $\underline{z}_{n_i}$  é o custo da solução parcial correspondente ao nó e  $\overline{z}_{n_i}$  é o valor do limitante obtido pela função classificadora no nó.

