

# Branch-and-bound

Prof. Alexandre Salles da Cunha

Universidade Federal de Minas Gerais  
Departamento de Ciência da Computação  
Belo Horizonte, Brasil

[acunha@dcc.ufmg.br](mailto:acunha@dcc.ufmg.br)

Setembro 2020



UNIVERSIDADE FEDERAL  
DE MINAS GERAIS



## Relativas à esta apresentação

- ① L. Wolsey. Integer Programming, Wiley, 1998. [Capítulo 7]
- ② D. Bertsimas e J. N. Tsitsiklis. Introduction to Linear Optimization, Athena Scientific, 1997. [Seção 11.2]
- ③ R. J. Vanderbei. Linear Programming: Foundations and Extensions, Springer, 4a. Edição, 2014. [Seção 23.5]

Dado o problema

$$z = \max\{c^T x : x \in S\}$$

como podemos fazer para dividi-lo em um conjunto de problemas menores, possivelmente mais fáceis de serem resolvidos e reunir a informação obtida com a solução de cada um dos subproblemas de forma a resolver o problema original ?

## Proposição

Seja  $S = S_1 \cup \dots \cup S_K$  a decomposição de  $S$  em  $K$  subconjuntos menores e seja  $z^k = \max\{c^T x : x \in S_k\}$ ,  $k = 1, \dots, K$ . Então  $z = \max_{k=1, \dots, K} \{z^k\}$ .

Observe que esta idéia é geral, não restrita à Programação Linear Inteira (ou inteira mista).

Uma maneira de representar a abordagem de Dividir e Conquistar é através de uma árvore de enumeração. No caso onde, por exemplo,  $S = \mathbb{B}^3$  podemos subdividir através de uma árvore de enumeração binária.

- Na árvore de enumeração binária anterior existem 3 níveis, cada qual associado a uma decisão de fixar uma variável em 0 ou em 1.
- Cada folha da árvore de enumeração corresponde a uma solução que deveria ser avaliada, caso se deseje resolver um problema de otimização definido em  $S$ , através de enumeração completa.
- Nesta árvore existem  $2^n$  ( $n = 3$ ) folhas.

Considere que  $S$  denota o conjunto de tours em 4 cidades. Uma maneira de decompor  $S$  é dado pela árvore abaixo.

- $S_{ij}$  denota o conjunto de tours que selecionam a aresta  $(i,j)$ .
- Existem  $(n - 1)!$  folhas na árvore de enumeração.

- A enumeração total do espaço de soluções (desenvolvendo a árvore de enumeração até que todas as suas folhas sejam avaliadas) é impraticável para problemas de dimensões de interesse.
- Precisamos fazer algo melhor do que simplesmente enumerar o espaço de soluções exaustivamente.

### Uso de limites para podar a árvore

A idéia central consiste em empregar limitantes inferiores e superiores para o valor ótimo  $z^k$  do problema  $S_k$ , de modo que não seja necessário desenvolver a árvore de enumeração abaixo do nó que representa  $S_k$ .

## Proposição

Seja  $S = S_1 \cup \dots \cup S_K$  a decomposição de  $S$  em subconjuntos menores e seja  $z^k = \max\{c^T x : x \in S_k\}$  para  $k = 1, \dots, K$ . Seja  $\bar{z}^k$  um limite superior para  $z^k$  e  $\underline{z}^k$  um limite inferior para  $z^k$ . Então,  $\bar{z} = \max_k \{\bar{z}^k\}$  é um limite superior para  $z$  e  $\underline{z} = \min_k \{\underline{z}^k\}$  é um limite inferior para  $z$ .

E a lista representa as folhas de uma árvore, os subproblemas ainda não investigados....

O que pode ser dito sobre  $z$  considerando os limites superiores e inferiores indicados em cada nó ? Considere uma *fotografia* da árvore dada pela exploração de 3 subproblemas,  $S, S_1, S_2$ , isto é,  $S$  foi decomposto em 2 subproblemas. Para cada um destes subproblemas, limites inferiores e superiores foram avaliados.

Considere a seguinte *fotografia* da árvore dada pela exploração de 3 subproblemas,  $S, S_1, S_2$ .

Desejamos resolver  $\max\{c^T x : x \in S\}$ .

- Suponha que disponhamos de uma solução viável que produz um limite inferior (primal)  $\underline{z}$  válido para o valor ótimo  $z$ , isto é,  $z \geq \underline{z}$ .
- Suponha agora ao invés de resolver o problema  $k$  da árvore de enumeração, encontramos um limite superior (dual)  $\bar{z}^k$  para o valor de  $z^k = \max\{c^T x : x \in S_k\}$ , isto é,  $z^k \leq \bar{z}^k$ .
- O que podemos afirmar se  $\bar{z}^k \leq \underline{z}$  ?

- Vamos analisar o espaço de soluções de um descendente de  $S_k$ , digamos  $S_p$ .
- Claramente temos que  $S_p \subset S_k$ , isto é,  $S_p$  é mais restrito que  $S_k$ . Assim sendo  $z^p \leq z^k$ . Então  $z^p \leq z^k \leq \bar{z}^k < \underline{z}$ .
- Ou seja, neste caso, não precisamos desenvolver a árvore de enumeração completamente a partir de  $S_k$ .

Considere a seguinte *fotografia* da árvore dada pela exploração de 3 subproblemas,  $S, S_1, S_2$ .

## Resumindo

- ① Por inviabilidade. Por exemplo: Se a relaxação é inviável, o IP representado pelo subproblema é inviável.
- ② Por optimidade: se o subproblema foi resolvido à optimidade.
- ③ Por limites (maximização): o limite inferior (valor da função objetivo da melhor solução viável conhecida) iguala ou excede o melhor limite dual associado ao subproblema.

O método Branch-and-bound consiste então na **enumeração inteligente** do espaço de soluções de um Problema de Otimização Inteira. O termo *Branch* diz respeito à partição do domínio enquanto que o termo *Bound* diz respeito ao uso de limites primais e duais para construção de uma prova de optimalidade de forma a evitar a busca exaustiva.

- ① Qualquer problema de optimização em que possamos particionar o domínio e produzir limites primais e duais é um problema que pode ser resolvido através de um algoritmo do tipo Branch-and-bound.
- ② Assim sendo, o Branch-and-bound não é um algoritmo específico, mas sim uma classe geral de algoritmos.

- ① Como escolher relaxações ?
- ② Devemos gerar limites duais *mais fracos* porém *mais baratos* de serem avaliados computacionalmente ou devemos nos concentrar em limites mais fortes e mais caros ? Como equilibrar estes aspectos ?
- ③ Como devemos estabelecer a decomposição  $S = S_1 \cup \dots \cup S_K$  ?  
Idealmente estes conjuntos devem ser disjuntos. Este princípio é no entanto pouco restritivo. O critério de decomposição deve ser fixado a priori ou deve mudar na medida em que novos limites e soluções viáveis são encontrados ao longo da enumeração ?
- ④ Em qual ordem os subproblemas na lista, isto é, os subproblemas ainda não resolvidos, devem ser escolhidos para investigação ?

PI

$$\begin{aligned} z &= \max && 4x_1 - x_2 \\ && 7x_1 - 2x_2 &\leq 14 \\ && x_2 &\leq 3 \\ && 2x_1 - 2x_2 &\leq 3 \\ && x_1, x_2 &\in \mathbb{Z}_+ \end{aligned}$$

Introduzimos variáveis de folga e resolvemos a Relaxação Linear.

Base ótima  $B^* = \{1, 2, 5\}$ 

$$\begin{array}{llllll}
 \bar{z} & = & \max & \frac{59}{7} & -\frac{4}{7}x_3 & -\frac{1}{7}x_4 \\
 & & & x_1 & +\frac{1}{7}x_3 & +\frac{2}{7}x_4 & = & \frac{20}{7} \\
 & & & x_2 & & +x_4 & = & 3 \\
 & & & & -\frac{2}{7}x_3 & +\frac{10}{7}x_4 & +x_5 & = & \frac{23}{7} \\
 & & x_1, & x_2, & x_3, & x_4, & x_5 & \in & \mathbb{Z}_+
 \end{array}$$

- A Relaxação Linear nos fornece  $\bar{z} = \frac{59}{7}$ .
- Assumindo que não dispomos de nenhuma solução viável para o problema, fazemos  $\underline{z} = -\infty$ .
- Uma vez que  $\underline{z} < \bar{z}$ , devemos partitionar o problema.

## Uma opção: Branching em Variáveis

Dado  $x_j \in \mathbb{Z}$  que na relaxação linear é variável básica e valor assume  $\bar{x}_j \notin \mathbb{Z}$ , particionamos  $S$  da seguinte forma:

$$S_1 = S \cap \{x : x_j \leq \lfloor \bar{x}_j \rfloor\}$$

$$S_2 = S \cap \{x : x_j \geq \lceil \bar{x}_j \rceil\}$$

Observe que:

- $S = S_1 \cup S_2$  (condição necessária para garantia de otimalidade);
- Neste caso,  $S_1 \cap S_2 = \emptyset$  (economia);
- A solução ótima  $\bar{x}$  da relaxação linear viola as restrições que determinam o particionamento do domínio. Limites duais mais fortes devem ser encontrados por meio da resolução das Relaxações Lineares dos subproblemas  $S_1$  e  $S_2$ .

## Mais um grau de liberdade

Quando a solução da Relaxação Linear possui mais de uma componente fracionária que deveria ser inteira, em qual variável devemos implementar o Branching ?

Uma vez que  $\bar{x}_1 = \frac{20}{7} \notin \mathbb{Z}$ , fazemos

$$S_1 = S \cap \{x : x_1 \leq 2\}$$

$$S_2 = S \cap \{x : x_1 \geq 3\}.$$

Qual nó em aberto devemos escolher para resolver primeiro ?

Via de regra, podemos adotar estratégias que dão prioridade a:

- ① Obtenção de soluções viáveis mais rapidamente (busca em profundidade - escolhemos o nó mais distante da raiz)
- ② Prova de Optimalidade: escolhemos o nó com a pior estimativa de limite dual, maior  $\bar{z}^k$  (caso obtenhamos uma solução viável através deste nó, melhoramos muito o limite primal)
- ③ Um equilíbrio das duas alterantivas (primeiro em profundidade, depois em limite).

- Isto feito, vamos reotimizar a partir do nó pai. Como podemos poupar tempo para resolver a relaxação linear associada a  $S_2$ , uma vez que já dispomos de  $\bar{x}$ , solução para a relaxação linear de  $S$  ?
- É natural efetuar esta reotimização através do Método Dual Simplex, uma vez que a inserção da restrição  $x_1 \leq 2$  não altera a viabilidade do dual. Isto implica em fazer um número significativamente inferior de operações de pivoteamento (inversões de matrizes) durante o Método Simplex.

## Exemplo - reotimizando

Vamos escolher arbitrariamente o nó  $S_1$  para explorarmos. Inserimos então no modelo a restrição  $x_1 \leq 2$  ou  $x_1 + s = 2, s \geq 0$ :

$$\frac{20}{7} - \frac{1}{7}x_3 - \frac{2}{7}x_4 + s = 2 \text{ ou}$$

$$-\frac{1}{7}x_3 - \frac{2}{7}x_4 + s = -\frac{6}{7}$$

Então temos o programa linear a resolver, via Dual Simplex:

Calculando  $LP(S_1)$

$$\begin{array}{lllllllll} \bar{z}_1 & = & \max & \frac{59}{7} & & & & & \\ & & x_1 & & -\frac{4}{7}x_3 & -\frac{1}{7}x_4 & & & \\ & & & & +\frac{1}{7}x_3 & +\frac{2}{7}x_4 & & & = \frac{20}{7} \\ & & x_2 & & & +x_4 & & & = 3 \\ & & & & -\frac{2}{7}x_3 & +\frac{10}{7}x_4 & +x_5 & & = \frac{23}{7} \\ & & & & -\frac{1}{7}x_3 & -\frac{2}{7}x_4 & & +s & = -\frac{6}{7} \\ & & x_1, & x_2, & x_3, & x_4, & x_5 & s & \in \mathbb{Z}_+ \end{array}$$

$LP(S_1)$  resolvida

$$\begin{array}{lllllll} \bar{z}_1 & = & \max & \frac{15}{2} & & & \\ & & x_1 & -\frac{1}{2}x_5 & -3s & & \\ & & x_2 & +s & = & 2 & \\ & & x_3 & -\frac{1}{2}x_5 & +s & = & \frac{1}{2} \\ & & x_4 & -x_5 & -5s & = & 1 \\ & & & +\frac{1}{2}x_5 & +6s & = & \frac{5}{2} \end{array}$$

- Os limites inferior e superior globais não podem ser atualizados;
- $S_1$  não pode ser podado, então criamos dois novos nós:
  - $S_{11} = S_1 \cap \{x : x_2 \leq 0\}$
  - $S_{12} = S_1 \cap \{x : x_2 \geq 1\}$

Dentre os nós ativos  $\{S_2, S_{11}, S_{12}\}$ , arbitrariamente escolhemos  $S_2$  para explorar.

- Combinando a primeira restrição da Relaxação Linear do modelo com  $x_1 \geq 3$  temos:  $2x_2 \geq 7x_1 - 14 \geq 7$ . Esta desigualdade é incompatível com a restrição  $x_2 \leq 3$ .
- Logo, verificamos que  $LP(S_2)$  é inviável.
- Então  $\bar{z}_2 = -\infty$  e o nó é podado por inviabilidade.
- Os melhores limites inferior e superior globais não podem ser atualizados.

Dentre os nós ativos  $\{S_{11}, S_{12}\}$ , arbitrariamente escolhemos  $S_{12}$  para explorar.

- A solução de  $LP(S_{12})$  é inteira:  $x^{12} = (2, 1)^T$
- Neste caso  $\bar{z}_{12} = 7$  fornece um limite inferior (primal) válido, atualizamos  $\underline{z}$ :  $\underline{z} \leftarrow \max\{\underline{z}, 7\} = \max\{-\infty, 7\} = 7$ .
- O nó  $S_{12}$  pode ser podado por otimalidade.

- A relaxação linear ótima é  $x = (\frac{3}{2}, 0)^T$  e a função objetivo correspondente é  $\bar{z} = 6$ . Como  $\bar{z} = 6 < \underline{z} = 7$ , podemos o nó por limites (bounds).
- A lista de subproblemas a explorar está vazia.
- Logo  $z = 7$  é o valor ótimo da função objetivo e uma solução ótima é dada por  $(2, 1)^T$ .

- ① O que deve ser armazenado.
- ② Como reduzir o tamanho da árvore de enumeração.
- ③ Uso dos algoritmos de Programação Linear.
- ④ Como realizar:
  - Branching.
  - Seleção de nós.
- ⑤ Paralelização.

- Na prática, não se armazena a árvore, mas sim uma lista de nós ativos (cuja investigação futura ainda não foi ser descartada).
- Em cada nó ativo, necessariamente precisamos guardar:
  - O limite dual referente ao pai do nó.
  - Os limites inferiores e superiores associados a cada variável (que podem ser restringidos ao longo da árvore)
- Em algoritmos baseados em PL, usualmente armazena-se também a base ótima associada ao nó pai ou uma base avançada.
- Em algoritmos baseados em Relaxação Lagrangeana, é usual armazenar os melhores multiplicadores de Lagrange obtidos na resolução do nó pai.

## O aspecto central

A redução rápida do gap de dualidade  $\frac{\bar{z} - \underline{z}}{\underline{z}}$ .

Como fazer isto:

- Aspectos ligados à representação do problema em estudo:
  - Adotando formulações mais fortes.
  - Empregando cortes (Branch-and-cut) para fortalecer as formulações.
  - Convexificando parte do domínio (Geração de colunas, Branch-and-price, Relaxação Lagrangeana)
  - Pré-processamento do problema
- Obtendo soluções viáveis de melhor qualidade, por exemplo, encasulando o uso de heurísticas primais ao longo da árvore (baseadas em informação de PL).
- Escolhas de implementação: uso de *boas* regras de seleção e de Branching.

- Branching em variáveis: fáceis de implementar, comuns na maioria dos pacotes comerciais. Entretanto, podem gerar árvores desbalanceadas e via de regra é desejável estabelecer prioridade de branching entre as variáveis.
- Branching em restrições: mais específicas, dependentes do problema e assim sendo, podem produzir resultados muito melhores para alguns problemas específicos.

### Critério simples - privilegia violação da integralidade

Escolha a variável inteira cuja parte fracionária na relaxação linear é mais próxima de  $\frac{1}{2}$ .

### Um critério um pouco mais sofisticado e mais caro

Estimar a deterioração do limite dual ocasionada pela fixação de cada variável candidata a branching nos limites que definem o branching.  
Esta deterioração pode ser feita:

- De forma exata, implementando tantas quantas operações de pivoteamento (dual) quanto forem necessárias.
- De forma aproximada, seja estimando a degradação através do preço (variável dual) associado à restrições:  $x_j \leq u_j$  e  $x_j \geq l_j$  ou implementando algumas poucas operações de pivoteamento.

## Definição

Consiste em efetuar a avaliação da degradação de forma exata, realizando tantas quantas operações de pivoteamento no dual Simplex quanto forem necessárias, para um conjunto restrito  $C$  de variáveis candidatas a branching.

## Implementando

Se  $C$  denota o conjunto restrito de variáveis básicas candidatas, fazemos o branching na variável

$$j^* \in \arg \min_{j \in C} \{ \max\{\bar{z}_j^D, \bar{z}_j^U\} \},$$

onde  $\bar{z}_j^D$  ( $\bar{z}_j^U$ ) denota o limite dual obtido após impor  $x_j \leq \lfloor \bar{x}_j \rfloor$  ( $x_j \geq \lceil \bar{x}_j \rceil$ )

## Uncapacitated Facility Location

$$\min \sum_{i \in M} \sum_{j \in N} c_{ij} x_{ij} + \sum_{j \in N} f_j y_j$$

$$\sum_{j=1}^n x_{ij} = 1, \quad i = 1, \dots, m$$

$$x_{ij} \leq y_j, \quad i = 1, \dots, m, \quad j = 1, \dots, n$$

$$x \in \mathbb{B}^{n \times m}, y \in \mathbb{B}^n$$

## Questão

Todas as variáveis binárias possuem a mesma relevância para o branching ?

### Variáveis com papéis muito diferentes

Observe que fixar uma facilidade  $j \in N$  (ou  $y_j$ ) em 0 ou em 1 altera muito mais a natureza da solução que, dado  $j : y_j \neq 0$ , fixar  $x_{ij} = 0$  ou  $x_{ij} = 1$  para algum  $i \in M$ .

### Alternativa

Assim sendo, muitos pacotes de Programação Inteira permitem estabelecer prioridades de Branching para as variáveis inteiras. No caso do UFL, as variáveis binárias  $y$  possuem maior prioridade de branching que as variáveis  $x$ .

Considere o problema do caixeiro viajante e as desigualdades

$$x(\delta(U)) \geq 2k, \quad \forall U \subseteq V, \text{ para algum } k \in \mathbb{Z}_+.$$

Suponha que  $\bar{x}(\delta(U)) = 2.5$  para algum  $U$ .

Podemos então particionar o domínio criando dois nós:

- $x(\delta(U)) = 2$
- $x(\delta(U)) \geq 4$

Dilema: Soluções viáveis mais rápido vs melhorar o limite dual.

- Por um lado, o número de nós ativos cresce mais rapidamente se o nó a ser explorado é sempre escolhido dentre aqueles mais próximos da raiz da árvore. Tipicamente, os limites duais melhoram mais rapidamente neste caso.
- Por outro lado, ao escolher nós mais distantes da raiz, os limites duais globais melhoram muito pouco. Esta estratégia permite encontrar soluções viáveis mais rapidamente.

### Uma solução de compromisso

Primeiro implementar uma busca em profundidade, procurando uma solução viável inicial. Em seguida, alternar busca em largura com busca em profundidade.