

# Métodos de Apoio à Decisão

## Pesquisa em árvore

João Pedro Pedroso

2023/2024

- *Aula passada:*
  - Programação inteira pura/mista
  - Relaxação linear
  - Aplicações:
    - seleção de projetos
    - problemas com custos fixos
    - restrições ou não exclusivo
    - restrições se ... então
- *Aula de hoje:*
  - Método da pesquisa em árvore (**branch and bound**)
  - Problemas de localização

# Problema de programação inteira

$$\begin{aligned} \max z = & \quad c_1x_1 + c_2x_2 + \dots + c_nx_n \\ \text{sujeito a} & \quad a_{11}x_1 + a_{12}x_2 + \dots + a_{1n}x_n \leq b_1 \\ & \quad a_{21}x_1 + a_{22}x_2 + \dots + a_{2n}x_n \leq b_2 \\ & \quad \dots \\ & \quad a_{m1}x_1 + a_{m2}x_2 + \dots + a_{mn}x_n \leq b_m \\ & \quad x_1, x_2, \dots, x_n \in \mathbb{Z}^+ \end{aligned}$$

Recordemos:

- **Programação inteira pura** — todas as variáveis são inteiras.
- **Programação inteira mista** — apenas algumas das variáveis têm de ser inteiras.
- **Relaxação linear** — problema linear em que se omitem todas as restrições de integralidade das variáveis.

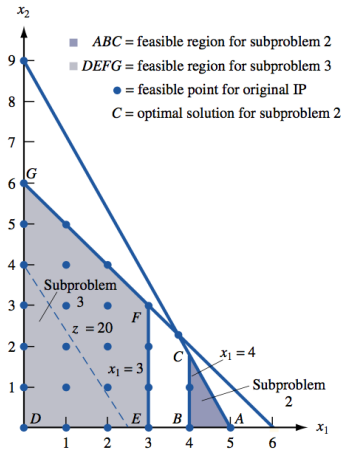
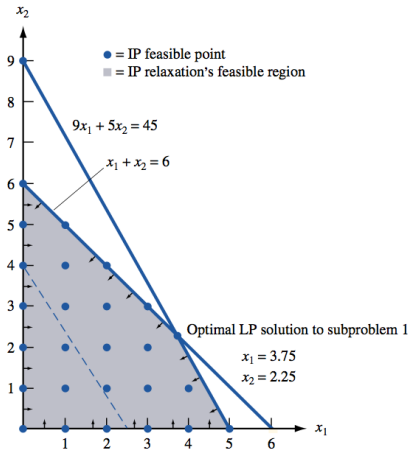
Em inglês: **Branch-and-bound**

- Resolver a relaxação linear (obtendo  $x^{LP}, z^{LP}$ )
- Repartir a região admissível por forma a remover a solução anterior, e.g.:
  - escolher variável  $x_i^{LP}$  com valor fracionário
  - criar dois subproblemas:
    - SP com restrição  $x_i \leq \lfloor x_i^{LP} \rfloor$
    - SP com restrição  $x_i \geq \lceil x_i^{LP} \rceil$
- Repetir, enquanto houver variáveis fracionárias

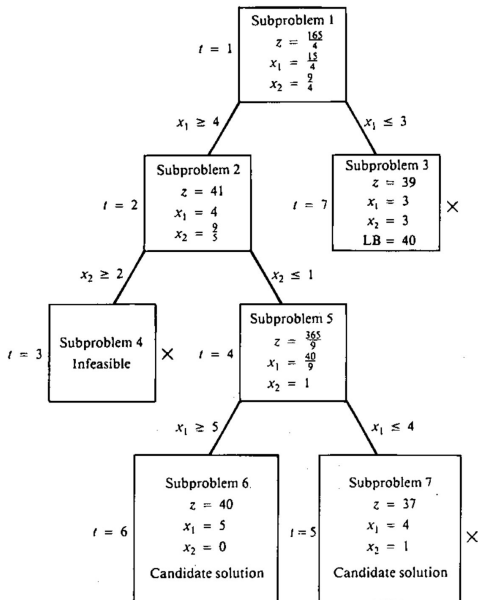
# Pesquisa em árvore: exemplo

$$\begin{aligned} \text{maximizar } z &= && 8x_1 + 5x_2 \\ \text{sujeito a : } &&& x_1 + x_2 \leq 6 \\ &&& 9x_1 + 5x_2 \leq 45 \\ &&& x_1, x_2 \in \mathbb{Z}^+ \end{aligned}$$

# Pesquisa em árvore: exemplo



# Pesquisa em árvore: exemplo



- Pesquisa não-informada:
  - em profundidade (depth-first search, DFS → usada atrás)
  - em largura (breadth-first search, BFS)
- Pesquisa informada:
  - best-first search



- 1 Resolver a relaxação linear (obtendo  $x^{LP}, z^{LP}$ )
  - 1 se na solução todas as variáveis forem inteiras: a solução é ótima para o problema original
  - 2 caso contrário:  $z^{LP}$  fornece um majorante para  $z^*$  (em maximização)
    - em minimização é um minorante
- 2 Repartir a região admissível, criando 2 subproblemas:
  - 1 escolher uma variável fracionária
  - 2 adicionar restrições que impeçam a variável de voltar a ter esse valor
- 3 Escolher um dos subproblemas
- 4 Repetir a partir de 2.
  - terminar quando não houver nenhum subproblema por explorar

- Árvore:
  - Nós → subproblemas → resolvidos com relaxação linear
  - Arestas → decisões → reduzir o domínio de variáveis
  - Folhas:
    - se admissíveis → **solução candidata**
    - caso contrário podem ser descartadas
- Melhor candidata encontrada até ao momento → **incumbent solution**
- **Bounding:**
  - descartar nós cujo *bound* (majorante/minorante) é inferior à *incumbent*
- Quando não há mais nós para expandir: → ***incumbent é ótima***

*Ordem de visita é importante para tentar manter árvore pequena*

Pontos em que são necessárias decisões:

- Escolha do nó da árvore de pesquisa a seleccionar:
  - pesquisa não-informada:
    - em profundidade (depth-first search, DFS)
    - em largura (breadth-first search, BFS)
  - pesquisa informada:
    - best-first search: o nó com melhor majorante/minorante
    - ...
- Escolha da variável para ramificar
  - Frequentemente: a mais fracionária, embora haja muitas heurísticas alternativas.

# Problemas de localização

- Problema de otimização clássico para **determinar os locais** de fábricas e armazéns
  - escolher o melhor entre os sites potenciais
  - sujeito a restrições de *satisfação da procura* (encomendas) de clientes
  - objetivo: selecionar locais para instalações, de forma a **minimizar os custos totais**
- Estrutura de custos típica:
  - parte proporcional a **distâncias** dos pontos de procura às instalações de atendimento
  - parte relacionada à **abertura de instalações**
- As instalações podem ter capacidades limitadas
  - FLP capacitado
  - FLP não capacitado
- Veremos várias formulações e seu desempenho

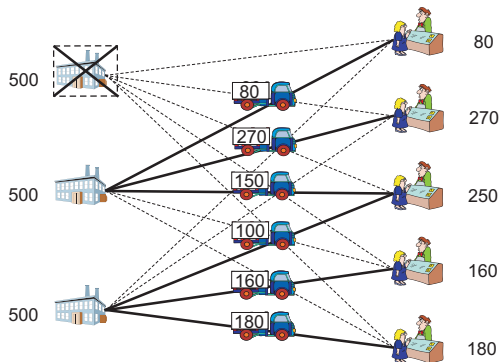
- a procura total que cada instalação pode satisfazer é limitada
- modelagem:
  - satisfação da procura
  - restrições de capacidade

# Exemplo

- Uma empresa tem 3 locais onde pode instalar os seus armazéns e 5 pontos de procura
- Cada local  $j$  tem um **custo de ativação** anual  $f_j$ 
  - e.g., custo de *leasing* anual se a empresa o usar
  - independente do volume que serve
- Volume limitado a um máximo anual  $M_j$
- Custo de transporte  $c_{ij}$  por unidade servida do local  $j$  ao ponto de procura  $i$

Cliente $i$	1	2	3	4	5		
Procura anual $d_i$	80	270	250	160	180		
Local $j$	custo $c_{ij}$					$f_j$	$M_j$
1	4	5	6	8	10	1000	500
2	6	4	3	5	8	1000	500
3	9	7	4	3	4	1000	500

# Exemplo



Cliente $i$	1	2	3	4	5		
Procura anual $d_i$	80	270	250	160	180		
Local $j$	custo $c_{ij}$					$f_j$	$M_j$
1	4	5	6	8	10	1000	500
2	6	4	3	5	8	1000	500
3	9	7	4	3	4	1000	500



# Formulação

- Clientes  $i \in I = \{1, 2, \dots, n\}$
- Locais para instalações  $j \in J = \{1, 2, \dots, m\}$
- Variáveis:
  - $x_{ij} \geq 0 \rightarrow$  quantidade enviada da instalação  $j$  ao cliente  $i$
  - $y_j = 1$  se se abrir instalação no local  $j$ ,  $y_j = 0$  c.c.

$$\text{minimizar} \quad \sum_{j \in J} f_j y_j + \sum_{i \in I} \sum_{j \in J} c_{ij} x_{ij}$$

$$\text{sujeito a:} \quad \sum_{j \in J} x_{ij} = d_i \quad \forall i \in I$$

$$\sum_{i=1}^n x_{ij} \leq M_j y_j \quad \forall j \in J$$

$$x_{ij} \geq 0 \quad \forall i \in I, j \in J$$

$$y_j \in \{0, 1\} \quad \forall j \in J$$

- Objetivo: minimizar custos de ativação + custos de transporte
- Primeiras restrições: satisfação de procura de clientes
- Segundas restrições: quant. máxima servida por cada local
  - 0 se não for ativado
  - capacidade das instalações se forem ativadas

$$\text{minimizar} \quad \sum_{j \in J} f_j y_j + \sum_{i \in I} \sum_{j \in J} c_{ij} x_{ij}$$

$$\text{sujeito a:} \quad \sum_{j \in J} x_{ij} = d_i \quad \forall i \in I$$

$$\sum_{i=1}^n x_{ij} \leq M_j y_j \quad \forall j \in J$$

$$x_{ij} \geq 0 \quad \forall i \in I, j \in J$$

$$y_j \in \{0, 1\} \quad \forall j \in J$$

```
set I;
set J;
param f {J};
param c {I, J};
param d {I};
param M {J};

var x {I, J} >=0;
var y {J} binary;

subject to
Demand {i in I}: sum {j in J} x[i,j] = d[i];
Supply {j in J}: sum {i in I} x[i,j] <= M[j] * y[j];

minimize cost: sum {j in J} f[j] * y[j] +
               sum {i in I, j in J} c[i,j] * x[i,j];
```

```
data;
param: J: M    f := # defines set "J" and param "M" and "f"
      1 500 1000
      2 500 1000
      3 500 1000 ;
param: I: d := # defines set "I" and param "d"
      1 80
      2 270
      3 250
      4 160
      5 180;
param c (tr) : # (tr) --> transposed
      1 2 3 4 5 :=
1      4 5 6 8 10
2      6 4 3 5 8
3      9 7 4 3 4 ;
```

# Formulação para o caso **capacitado**

- Clientes  $i \in I = \{1, 2, \dots, n\}$
- Locais para instalações  $j \in J = \{1, 2, \dots, m\}$
- Variáveis:
  - $x_{ij} \geq 0 \rightarrow$  quantidade enviada da instalação  $j$  ao cliente  $i$
  - $y_j = 1$  se se abrir instalação no local  $j$ ,  $y_j = 0$  c.c.

$$\text{minimizar} \quad \sum_{j \in J} f_j y_j + \sum_{i \in I} \sum_{j \in J} c_{ij} x_{ij}$$

$$\text{sujeito a:} \quad \sum_{j \in J} x_{ij} = d_i \quad \forall i \in I$$

$$\sum_{i=1}^n x_{ij} \leq M_j y_j \quad \forall j \in J$$

$$x_{ij} \geq 0 \quad \forall i \in I, j \in J$$

$$y_j \in \{0, 1\} \quad \forall j \in J$$

# Caso sem limite na capacidade

*Uncapacitated facility location*

Problema: restrição

$$\sum_{i=1}^n x_{ij} \leq My_j \quad \forall j \in J$$

- Como decidir valor de  $M$ ?

# Caso sem limite na capacidade

## *Uncapacitated facility location*

Problema: restrição

$$\sum_{i=1}^n x_{ij} \leq My_j \quad \forall j \in J$$

- Como decidir valor de  $M$ ?
- Formulação "correta":  $M = \text{valor da procura total}$

# Caso sem limite na capacidade

## *Uncapacitated facility location*

Problema: restrição

$$\sum_{i=1}^n x_{ij} \leq M y_j \quad \forall j \in J$$

- Como decidir valor de  $M$ ?
- Formulação "correta":  $M = \text{valor da procura total}$
- Mas podemos melhorar a formulação adicionando

$$x_{ij} \leq d_i y_j \quad \forall i \in I, j \in J$$

- majorantes nos valores das variáveis (*variable upper bounds*)
- válida também no caso capacitado
  - redundantes, mas tornam a relaxação mais justa (*tight*)





## Median problem

*Escolher um dado número de instalações de um conjunto de pontos possíveis num grafo, de tal forma que a soma das distâncias de cada cliente para a instalação mais próxima é minimizada*

- Normalmente, o número  $k$  de instalações a escolher é predeterminado
- Problema  $k$ -median:
  - variante do problema de localização sem capacidades
  - determina a localização de  $k$  instalações sem considerar custos fixos
  - cada ponto de procura (cliente) é servido por exatamente uma instalação
  - **objectivo:** servir todos os pontos de procura com o custo total mínimo

- Notação:

- distancia do cliente  $i$  à instalação  $j \rightarrow c_{ij}$
- conjunto de clientes  $\rightarrow \{1, \dots, n\}$
- conjunto de locais potenciais para instalações  $\rightarrow \{1, \dots, m\}$
- (frequentemente, instalações e clientes são o mesmo conjunto de pontos; e.g., cidades num país)

- Variáveis:

$$x_{ij} = \begin{cases} 1 & \text{quando a procura do cliente } i \text{ é satisfeita pela instalação } j \\ 0 & \text{caso contrário} \end{cases}$$

$$y_j = \begin{cases} 1 & \text{se instalação } j \text{ for aberta} \\ 0 & \text{c.c.} \end{cases}$$

# The k-Median problem

minimizar 
$$\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m c_{ij} x_{ij}$$

sujeito a: 
$$\sum_{j=1}^m x_{ij} = 1 \text{ para } i = 1, \dots, n$$

$$\sum_{j=1}^m y_j = k$$

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

$$x_{ij} \in \{0, 1\} \text{ para } i = 1, \dots, n; j = 1, \dots, m$$

$$y_j \in \{0, 1\} \text{ para } j = 1, \dots, m$$

- cada cliente  $i$  é atribuído a exatamente uma instalação  $j$

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

- são abertas exatamente  $k$  instalações

$$\sum_{j=1}^m y_j = k$$

- obrigar instalação  $j$  a abrir se servir algum ponto de procura  $i$

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

- formulação mais fraca se substituirmos estas  $nm$  restrições pelas  $n$  seguintes

$$\sum_{i=1}^n x_{ij} \leq y_j, \text{ for } j = 1, \dots, m$$

→ piores valores para a relaxação linear

# AMPL model

---

```
param n; # number of customers
param m; # number of facilities
param c {1..n, 1..m};
param k;

var x {1..n, 1..m} binary;
var y {1..m} binary;

minimize cost: sum {i in 1..n, j in 1..m} c[i,j] * x[i,j];

subject to
Serve {i in 1..n}: sum {j in 1..m} x[i,j] = 1;
Kfacil: sum {j in 1..m} y[j] = k;
Activate {i in 1..n, j in 1..m}: x[i,j] <= y[j];
```

---

---

```
data;  
param n := 5;  
param m := 3;  
param k := 2;  
param c (tr) : # (tr) --> transposed  
           1 2 3 4 5 :=  
1         4 5 6 8 10  
2         6 4 3 5 8  
3         9 7 4 3 4 ;
```

---





## Center problem

*Escolher um dado número de instalações de conjunto de pontos possíveis num grafo, de tal forma que a **distância máxima** de um cliente para a instalação mais próxima é minimizada.*

- variante do problema *k-median*
- escolher subconjunto de vértices como locais para instalações
  - objetivo: deixar cada cliente “próximo” de uma instalação
- número de instalações  $k$  predeterminado

- Notação (como para *k-median*):
  - distancia do cliente  $i$  à instalação  $j \rightarrow c_{ij}$
  - conjunto de clientes  $\rightarrow \{1, \dots, n\}$
  - conjunto de locais potenciais para instalações  $\rightarrow \{1, \dots, m\}$
- Variáveis:

$$x_{ij} = \begin{cases} 1 & \text{quando a procura do cliente } i \text{ é satisfeita pela instalação } j \\ 0 & \text{caso contrário} \end{cases}$$

$$y_j = \begin{cases} 1 & \text{se instalação } j \text{ for aberta} \\ 0 & \text{c.c.} \end{cases}$$

- Distância/custo para o cliente **mais distante** de uma instalação ativada
  - variável contínua adicional  $z$

minimizar  $z$

sujeito a:  $\sum_{j=1}^m x_{ij} = 1$  para  $i = 1, \dots, n$

$$\sum_{j=1}^m y_j = k$$

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

$$\sum_{j=1}^m c_{ij} x_{ij} \leq z \quad \text{para } i = 1, \dots, n$$

$$x_{ij} \in \{0, 1\} \quad \text{para } i = 1, \dots, n; j = 1, \dots, m$$

$$y_j \in \{0, 1\} \quad \text{para } j = 1, \dots, m$$

- Nova restrição:

$$\sum_{j=1}^m c_{ij}x_{ij} \leq z \quad \text{for } i = 1, \dots, n$$

- Determinar  $z$  de forma a ter **pele menos** o valor  $c_{ij}$ 
  - para todas as instalações  $j$  e todos os clientes  $i$  atribuídos a  $j$
  - versão mais fraca (mas talvez mais natural):

$$c_{ij}x_{ij} \leq z, \quad \text{for } i = 1, \dots, n; j = 1, \dots, m$$

- intuição: na formulação forte estamos a adicionar mais termos ao lado esquerdo  $\rightarrow$  região admissível mais estreita
- Novo objetivo:  $z$ 
  - minimizar o valor máximo  $\rightarrow$  objetivo **min-max**
  - tipo de problemas em que resolutores para otimização matemática tipicamente têm desempenho inferior
  - vem substituir o objetivo de *k-median*

$$\text{minimize} \quad \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m c_{ij}x_{ij}$$

---

```
param n; # number of customers
param m; # number of facilities
param c {1..n, 1..m};
param k;

var x {1..n, 1..m} binary;
var y {1..m} binary;
var z >= 0;

minimize maxcost: z;

subject to
Serve {i in 1..n}: sum {j in 1..m} x[i,j] = 1;
Kfacil: sum {j in 1..m} y[j] = k;
Activate {i in 1..n, j in 1..m}: x[i,j] <= y[j];
MinZ {i in 1..n}: sum {j in 1..m} c[i,j] * x[i,j] <= z;
```

---

# Programação: semelhante ao k-median

- Observe diferenças no desempenho
- Observe diferenças na solução

- "Minimização do valor máximo" pode ser reduzido a otimização linear *standard*
  - criar nova variável
  - fazer essa variável pelo menos tão grande como cada um dos valores a minimizar
- Assumindo que queremos **minimizar o valor máximo de duas expressões lineares**
  - $3x_1 + 4x_2$
  - $2x_1 + 7x_2$ .
  - minimizar nova variável  $z$  sujeita a:

$$3x_1 + 4x_2 \leq z$$

$$2x_1 + 7x_2 \leq z$$

## Minimização do valor absoluto $|x|$ de uma variável real $x$ :

- Expressão não linear
- Para a linearizar: adicionar variáveis não negativas  $y$  e  $z$ 
  - $x = y - z \rightarrow$  valor de  $x$  em termos de  $y$  e  $z$
  - $|x|$  pode ser escrito como  $y + z$
- Assim:
  - ocorrências de  $x$  na formulação  $\rightarrow$  substituídas por  $y - z$
  - $|x|$  na função objetivo  $\rightarrow$  substituído por  $y + z$ .
- Outra possibilidade:
  - adicionar variável  $z$
  - impor  $z \geq x$  e  $z \geq -x$
  - $z$  substitui  $|x|$  na função objetivo



Se possível, deve-se evitar uma função objetivo que minimiza o máximo de valores.

- Otimização inteira  $\rightarrow$  resolução com *branch-and-bound*
- Se o objetivo minimizar o máximo valor de um conjunto de variáveis:
  - tendência a ter valores elevados para a diferença entre o minorante e o majorante do objetivo (**duality gap**)
  - tempo de resolução aumenta
  - se interrompermos *branch-and-bound*, solução *incumbent* costuma ser fraca

# Formulações fortes e fracas

- Consideremos o caso **sem capacidades**
  - qualquer quantidade pode ser servida de qualquer instalação
  - **problema de localização sem capacidades**
- Uma forma de modelar: arbitrar  **$M$  muito elevado** em

$$\sum_{i \in I} x_{ij} \leq M_j y_j \quad \forall j \in J$$

- Se removermos as restrições redundantes  $x_{ij} \leq d_i y_j, \quad \forall i \in I, j \in J$ 
  - problema fica difícil de resolver
    - em especial quando  $M$  aumenta
    - **big  $M$  pitfall**

$$\sum_{i \in I} x_{ij} \leq M_j y_j \quad \forall j \in J$$

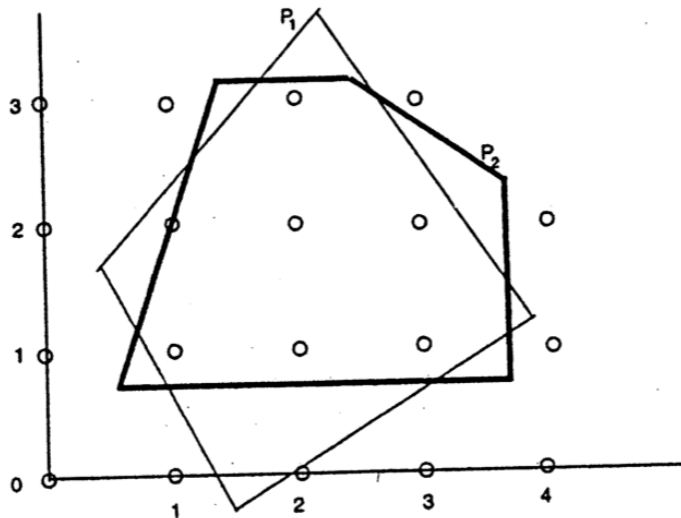
- Ideia: modelar "se não ativarmos instalação, não podemos transportar nada de lá"
- Parametro  $M$  representa um valor **suficientemente grande**
  - restrição deve ser limitante se  $y_j = 0$
  - não deve ser limitante no caso contrário

# Definição: formulações fortes e fracas

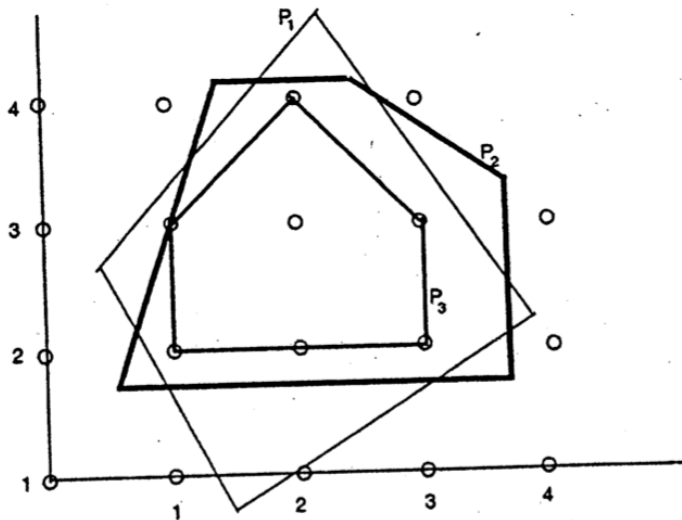
- Para um mesmo problema: duas formulações  $A$  e  $B$
- Relaxação linear:
  - excluir restrições de integralidade
- Sejam as regiões admissíveis correspondentes  $P_A$  e  $P_B$
- Se  $P_A \subset P_B \rightarrow$  formulação  $A$  é mais forte do que  $B$ 
  - $B$  é mais fraca do que  $A$

*Intuitivamente, se  $P_A$  é mais justa do que  $P_B$ , o majorante/minorante dado pela relaxação linear fica mais próximo do ótimo do problema inteiro*

# Formulações diferentes



# Formulação ideal



- Considere as formulações:
  - $A \rightarrow$  com restrições  $x_{ij} \leq d_i y_j$
  - $B \rightarrow$  usando apenas  $\sum_{i=1}^n x_{ij} \leq (\sum_{i=1}^n d_i) y_j$
- $A$  é mais forte do que  $B$
- Como verificamos:
  - $P_A, P_B \rightarrow$  regiões admissíveis de  $A$  e  $B$
  - restrições de  $B$  obtêm-se adicionando as de  $A$
  - isso implica que  $P_A \subseteq P_B$



- Para mostrarmos que formulação é mais forte:
  - $P_A \subset P_B$ , ou
  - verificar que a solução da relaxação linear de  $B$  não está incluída em  $P_A$
- "É sempre preferível usar uma formulação mais forte?"
  - não há uma resposta teórica
  - parte da arte de modelação matemática

# Percepção dos efeitos de uma formulação mais forte

- Geralmente, formulação mais forte têm **mais restrições e variáveis**
  - exemplo anterior:
    - formulação forte:  $nm$  restrições
    - fraca: apenas  $n$  restrições
- Tempo para resolver a relaxação linear:
  - depende do número de restrições e variáveis
  - provavelmente, mais longo para a formulação mais forte
- **Trade-off** entre
  - tempos mais curtos para solução das relaxações, em formulações fracas
  - maior número de nós na árvore de pesquisa (branch-and-bound)

**Guideline:** *como o tamanho da árvore de enumeração aumenta muito rapidamente quando a escala do problema aumenta, mesmo com mais variáveis e restrições as formulações **mais fortes** são geralmente preferíveis*

- Mais exemplos
  - otimização inteira
  - localização sem capacidades
  - qualidade das formulações