

Estratégias de Procura Informadas

- Capítulo 3 Secções 5 - 6

Resumo

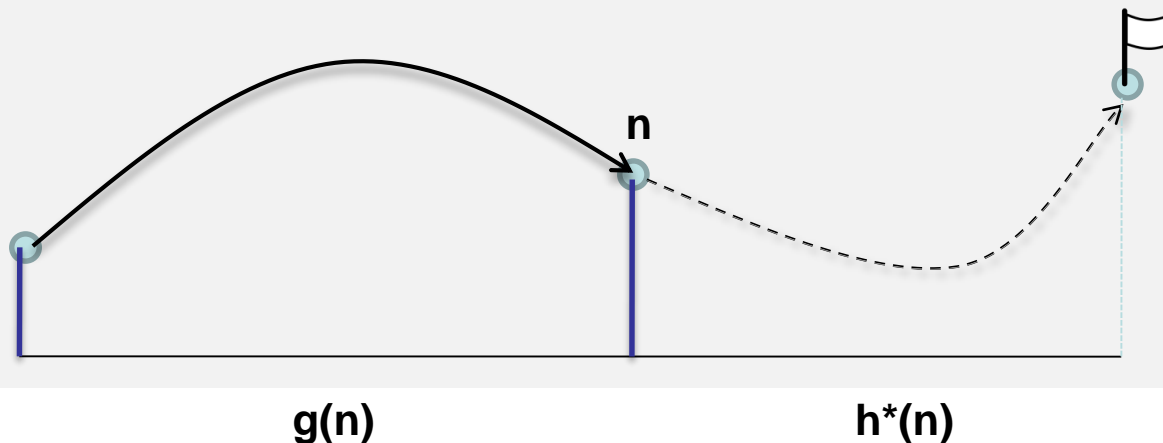
- Estratégias de procura informadas
 - Gananciosa
 - A^*
 - IDA*
 - Melhor Primeiro Recursiva (RBFS)
- Heurísticas

Árvore de Procura

- Uma estratégia de procura determina a **ordem de expansão dos nós**
- As procuras informadas usam **conhecimento específico do problema** para determinar a ordem de expansão dos nós
- Tipicamente este conhecimento é incorporado sob a forma de **heurísticas** (estimativas)

Função Heurística

- $g(n)$ – custo do caminho do estado inicial até o nó n
- $h^*(n)$ – custo do melhor caminho a partir do nó n até um objectivo
- $h(n)$ – **estimativa** do custo do melhor caminho a partir do nó n até um objectivo
- **$h(n) = 0$** , se n = estado objectivo



Procura Melhor Primeiro

- Ideia: usar uma **função de avaliação** $f(n)$ para cada nó
 - $f(n)$ usa conhecimento específico do problema
 - O “melhor” nó é o que tem o menor valor de $f(n)$
 - Expandir primeiro o nó que tem o menor valor de $f(n)$
- Implementação:

Nós na fronteira ordenados por ordem crescente da função de avaliação

 - Fronteira = $\{n_1, n_2, n_3, \dots\} \rightarrow f(n_1) \leq f(n_2) \leq f(n_3) \leq \dots$
- Casos especiais:
 - Procura Gananciosa
 - Procura A^*

Procura Melhor Primeiro

- Algoritmo Procura Melhor Primeiro
 - Igual à Procura Custo Uniforme
 - Fronteira ordenada por $f(n)$ em vez do custo
 - Procura custo uniforme pode ser vista como Procura Melhor Primeiro
 - $f(n) = g(n)$

P. Melhor Primeiro (Árvore)

```
function BEST-FIRST-SEARCH (problem) returns a solution, or failure
  node  $\leftarrow$  a node with State = problem.Initial-State, Path-Cost = 0
  frontier  $\leftarrow$  a priority queue ordered by  $F(\textit{node})$ , with node as the only element

  loop do
    if EMPTY?(frontier) then return failure
    node  $\leftarrow$  POP(frontier)
    if problem.Goal-Test(node.State) then return Solution(node)

    for each action in problem.Actions(node.State) do
      child  $\leftarrow$  CHILD-NODE(problem,node,action)

      frontier  $\leftarrow$  Insert(child,frontier)
```

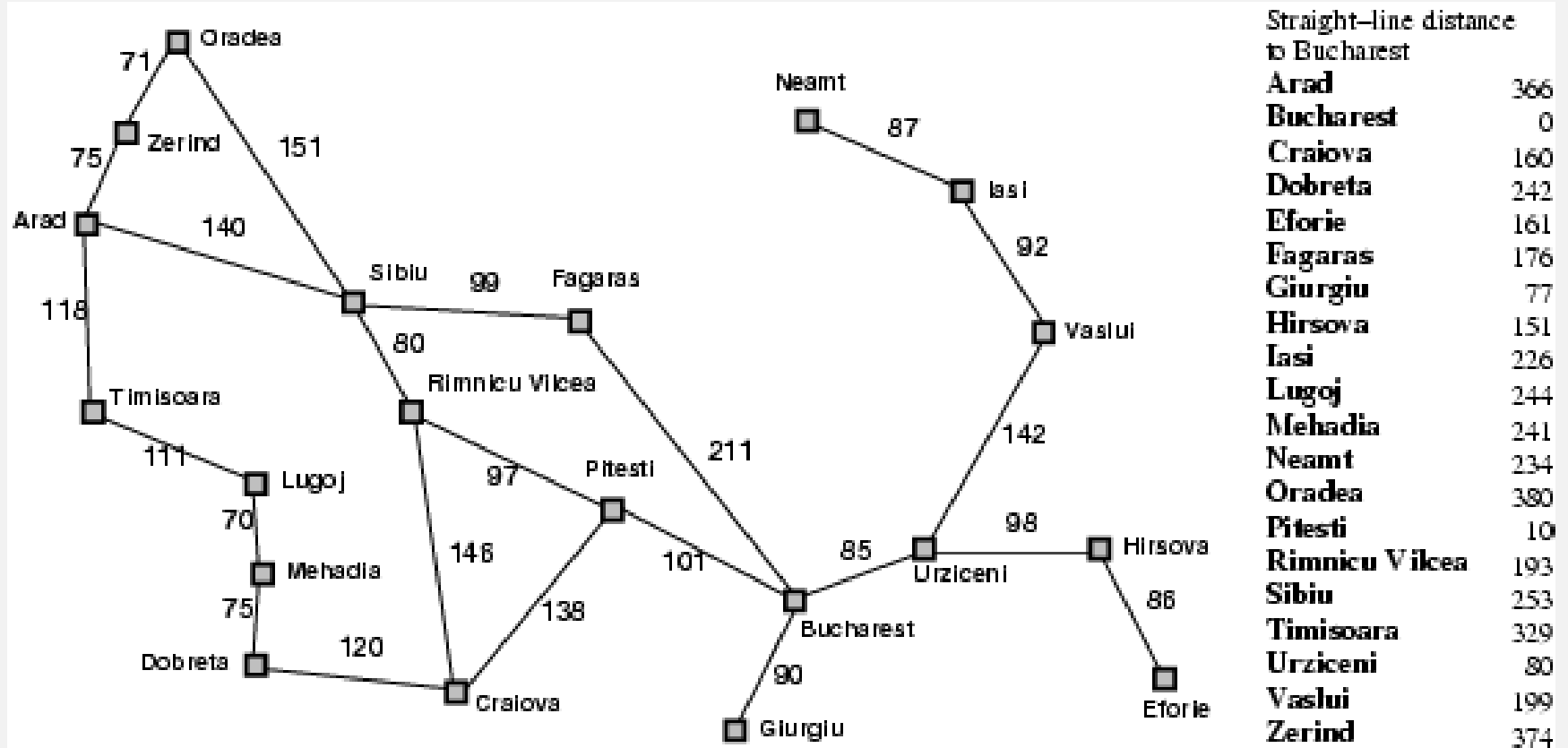

P. Melhor Primeiro(Grafo)

```
function BEST-FIRST-SEARCH (problem) returns a solution, or failure
  node  $\leftarrow$  a node with State = problem.Initial-State, Path-Cost = 0
  frontier  $\leftarrow$  a priority queue ordered by  $F(\textit{node})$ , with node as the only element
  explored  $\leftarrow$  an empty set
  loop do
    if EMPTY?(frontier) then return failure
    node  $\leftarrow$  POP(frontier)
    if problem.Goal-Test(node.State) then return Solution(node)
    add node.State to explored
    for each action in problem.Actions(node.State) do
      child  $\leftarrow$  CHILD-NODE(problem,node,action)
      if child.State is not in explored or frontier then
        frontier  $\leftarrow$  Insert(child,frontier)
      else if child.State is in frontier with higher F-Value then
        replace that frontier node with child
```

Procura gananciosa

- Função de avaliação $f(n) = h(n)$ (**h**eurística)
- = estimativa do custo do caminho desde n até ao objectivo
- e.g., $h_{dlr}(n)$ = distância em linha recta desde n até Bucareste
- Procura gananciosa expande o nó que “**parece**” estar mais próximo do objectivo

Roménia $f(n)$ = distância linha recta (km)



Procura Gananciosa: exemplo



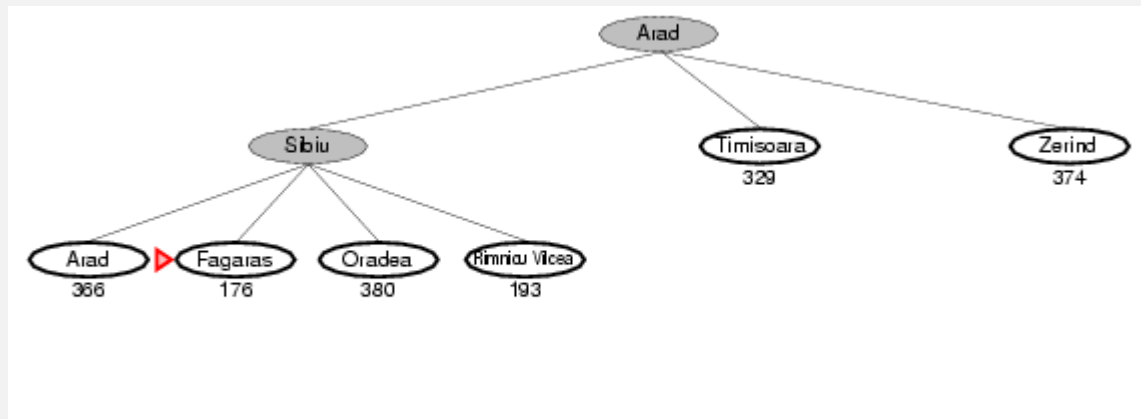
Fronteira = {Arad(366)}

Procura Gananciosa: exemplo



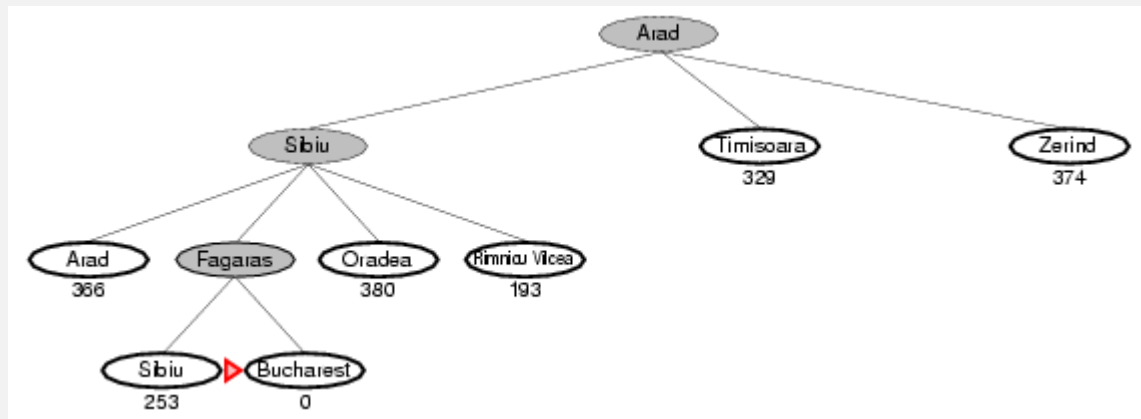
Fronteira = {Sibiu(253), Timisoara(329), Zerind(374)}

Procura Gananciosa: exemplo



**Fronteira = {Fagaras(176), Rimnicu Vilcea(193),
Timisoara(329), Arad(366), Zerind(374), Oradea(380)}**

Procura Gananciosa: exemplo



Fronteira = {Bucharest(0), Rimnicu Vilcea(193), Sibiu(253), Timisoara(329), Arad(366), Zerind(374), Oradea(380)}

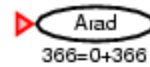
Procura gananciosa: propriedades

- Completa? Não – pode entrar em ciclo ex^0 , lasi
→ Fagaras = lasi, Neamt, lasi, ...
- Tempo? $O(b^m)$ mas uma boa heurística pode reduzi-lo dramaticamente
- Espaço? $O(b^m)$ no pior caso mantém todos os nós em memória
- Óptima? Não
- Semelhante à procura em profundidade, mas mais exigente em memória (como a procura em largura)

Procura A^*

- Ideia: evitar expandir caminhos que já têm um custo muito elevado
- Função de avaliação $f(n) = g(n) + h(n)$
 - $g(n)$ = custo desde o nó inicial até n
 - $h(n)$ = estimativa do custo desde n até um estado objectivo
- $f(n)$ = estimativa do custo total da melhor solução que passa por n
 - caminho desde o estado inicial até estado objectivo (passando por n)

Procura A*: exemplo



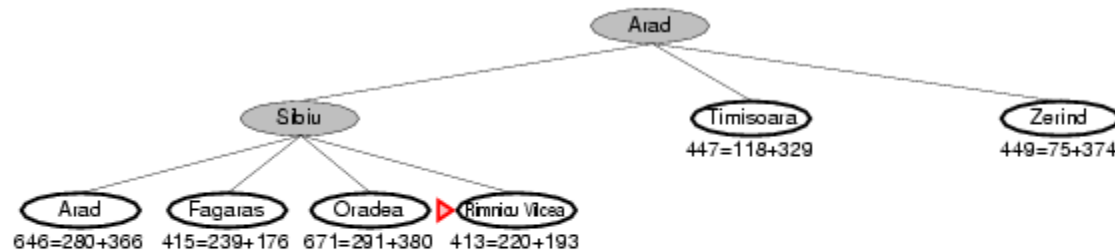
Fronteira = {Arad(366)}

Procura A*: exemplo



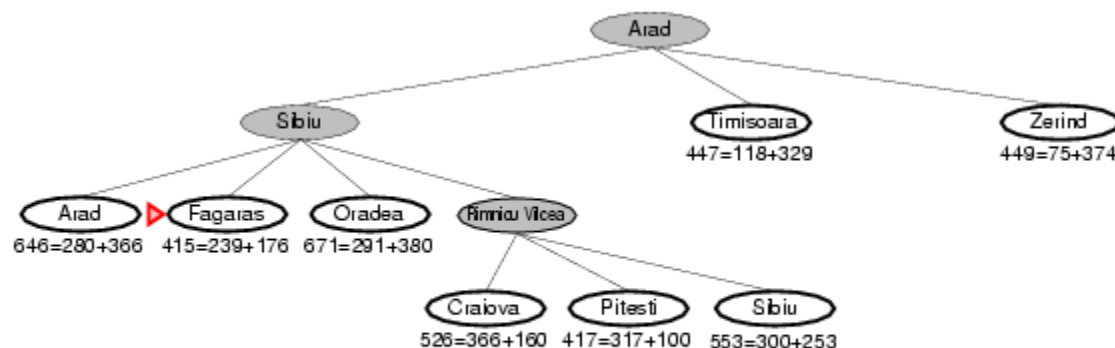
Fronteira = {Sibiu(393), Timisoara(447), Zerind(449)}

Procura A*: exemplo



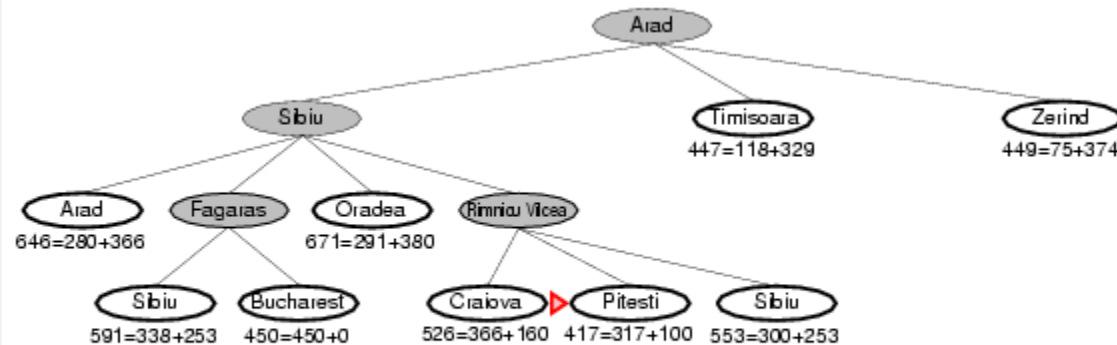
Fronteira = {Rimnicu Vilcea(413), Fagaras(415), Timisoara(447), Zerind(449), Arad(646), Oradea(671)}

Procura A*: exemplo



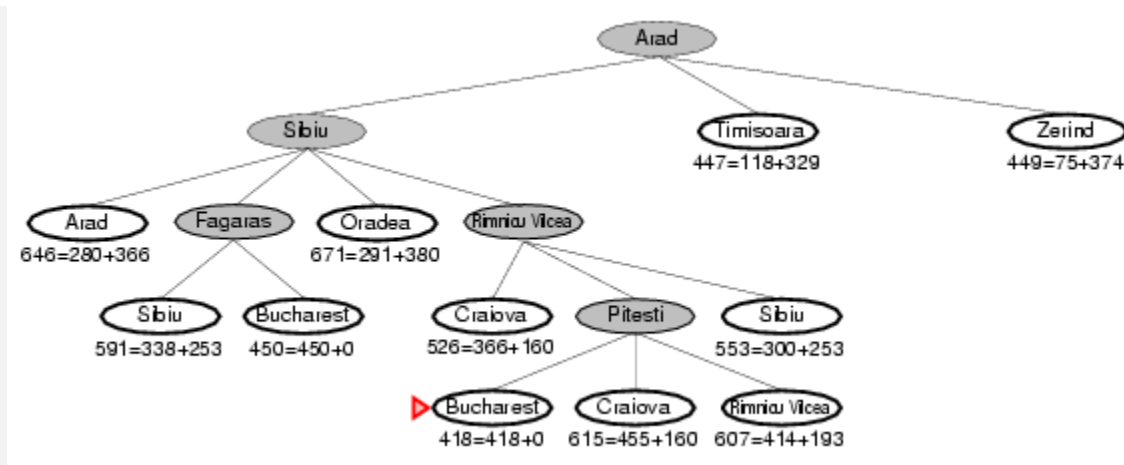
Fronteira = {Fagaras(415), Pitesti(417), Timisoara(447), Zerind(449), Craiova(526), Sibiu(553), Arad(646), Oradea(671)}

Procura A*: exemplo



Fronteira = {Pitesti(417), Bucharest(450), Timisoara(447), Zerind(449), Craiova(526), Sibiu(553), Sibiu(591), Arad(646), Oradea(671)}

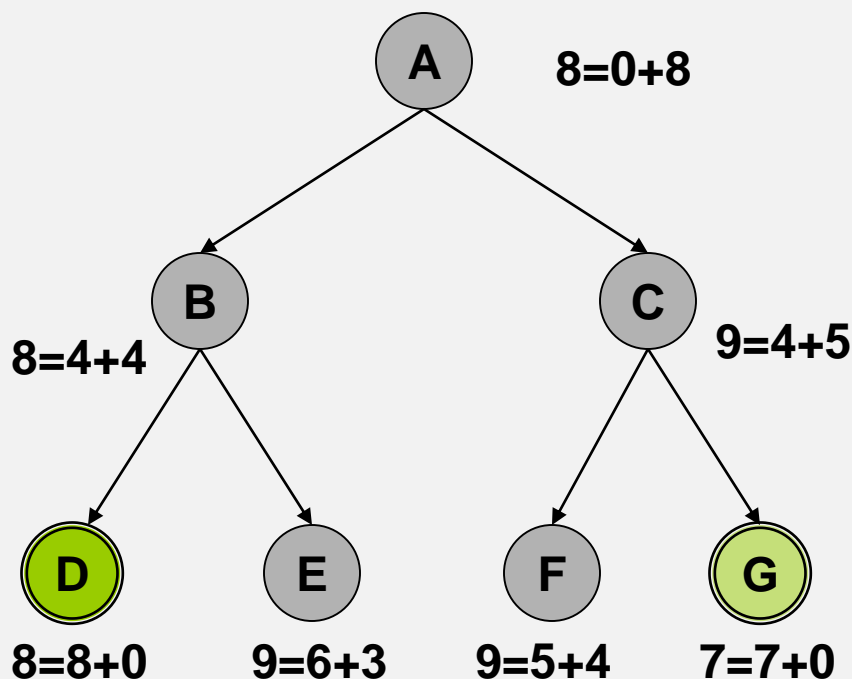
Procura A*: exemplo



Fronteira = {Bucharest(418), Bucharest(450),
Timisoara(447), Zerind(449), Craiova(526), Sibiu(553),
Sibiu(591), Rimnicu Vilcea(607), Craiova(615), Arad(646),
Oradea(671)}

A* é óptima?

- Não! Aqui fica um contra exemplo...



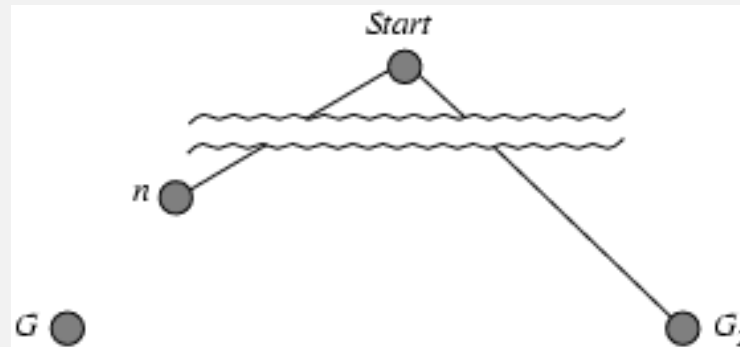
- G é objectivo óptimo mas D é o objectivo encontrado...

Heurísticas admissíveis

- Uma heurística $h(n)$ é **admissível** se para cada nó n se verifica:
 - **$h(n) \leq h^*(n)$**
 - onde $h^*(n)$ é o custo **real** do melhor caminho desde n até ao objectivo.
- Uma heurística admissível **nunca sobrestima** o custo de atingir o objectivo, i.e. é **optimista**
- Exemplo: $h_{dlr}(n)$ (nunca sobrestima a distância real em estrada)
- **Teorema**: se $h(n)$ é admissível, então a procura em árvore A^* é óptima

A^* é Óptima (prova)

- Consideremos um nó objectivo não óptimo G_2 que já foi gerado mas não expandido (nó fronteira). Seja n um nó na fronteira tal que n está no menor caminho para um nó objectivo óptimo G (com custo C^*).



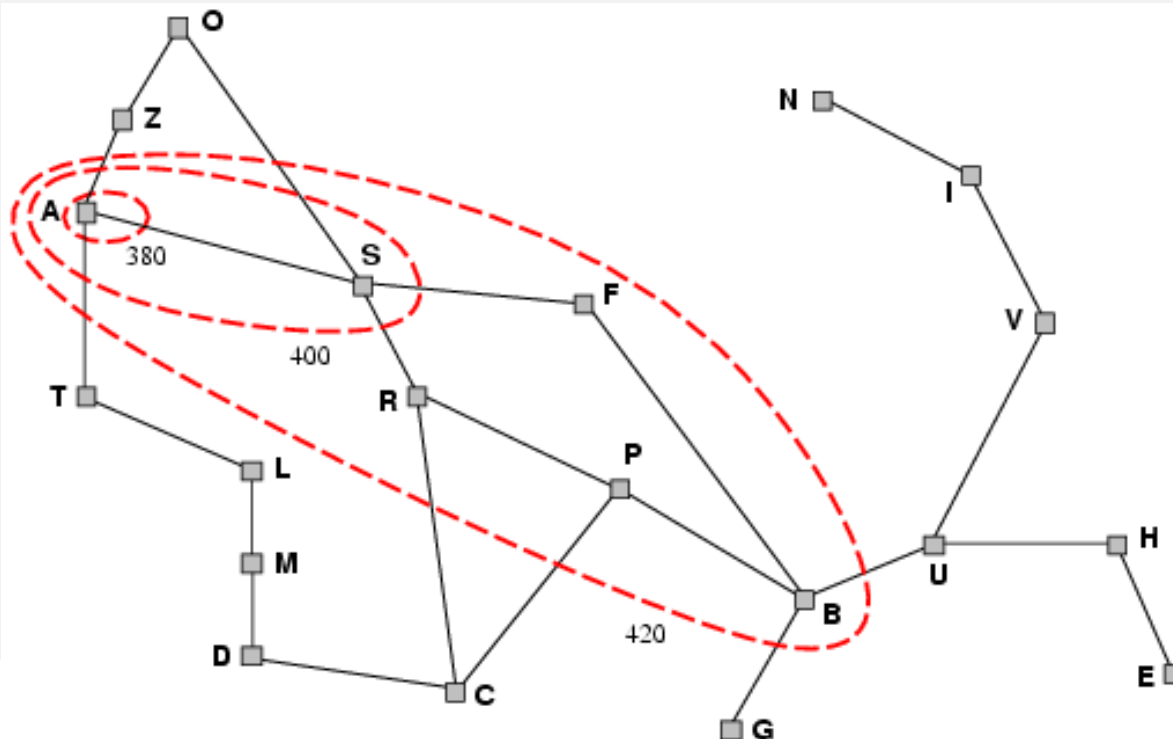
- $h(G_2) = 0$ porque G_2 é objectivo
- $f(G_2) = g(G_2) + h(G_2) = g(G_2) > C^*$ porque G_2 não é óptimo
- $f(n) = g(n) + h(n) \leq C^*$ porque h é admissível
- Logo $f(n) \leq C^* < f(G_2)$ e **G_2 não será analisado antes de n e G**

A^* é Óptima

- Expande todos os nós com
$$f(n) < C^*$$
- Pode depois expandir alguns nós sobre a “curva de nível objectivo” com
$$f(n) = C^*$$
- Antes de seleccionar o estado objectivo

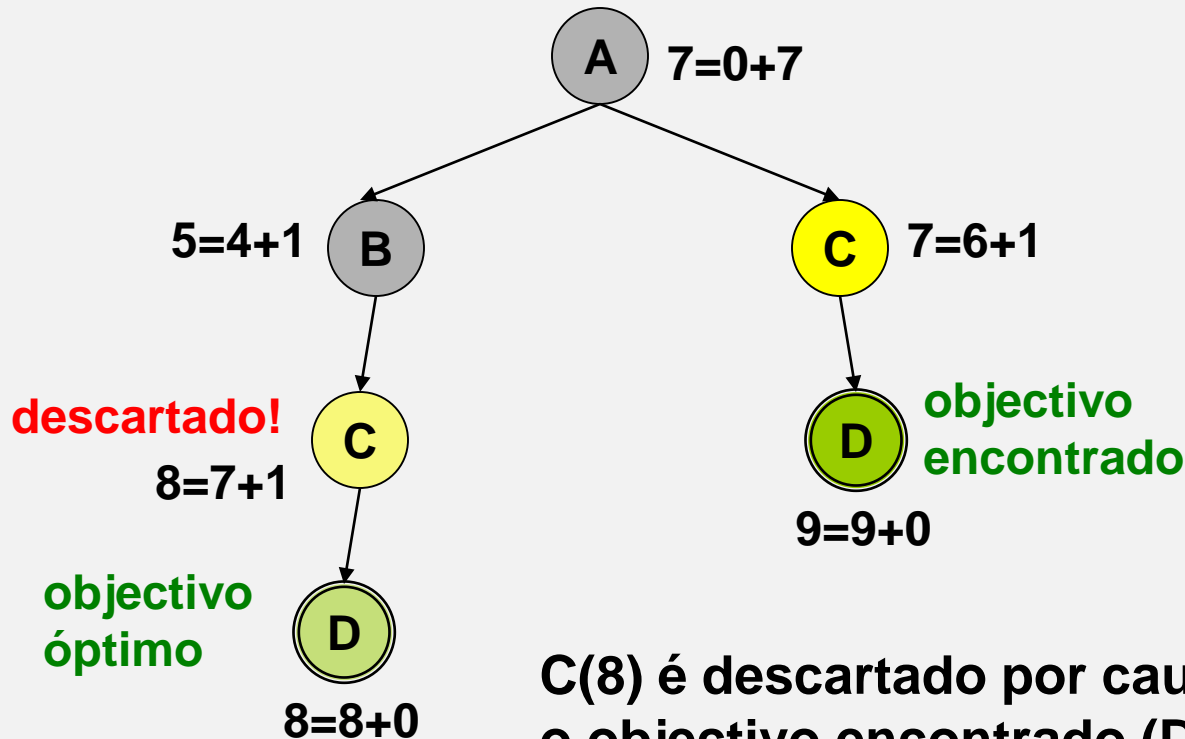
A^* é Óptima

- A^* expande os nós por ordem crescente do valor de f
- Gradualmente adiciona contornos/"*curvas de nível*" (à semelhança dos mapas topográficos) que identificam conjuntos de nós
- Contorno i tem todos os nós com $f \leq f_i$ com $f_i < f_{i+1}$



A* em grafo é óptima?

- Não, mesmo que a heurística seja admissível!
Aqui fica um contra exemplo...



C(8) é descartado por causa de C(7) e o objectivo encontrado (D(9)) não é óptimo...

A* e Procura em Grafo

- A* com procura em grafo não é óptima com heurísticas admissíveis
- Pode ser descartado um nó que está no caminho que leva à solução óptima pelo facto de o mesmo nó já ter sido explorado no passado
- Pode passar a ser óptima se for mantido o registo dos caminhos e do valor de $f(n)$ associados a todos os nós já explorados
 - Um nó/caminho só é descartado se o valor de $f(n)$ for maior do que o valor registado
- Caso contrário... a heurística tem de ser **consistente**!
 - **Teorema**: se $h(n)$ é **consistente**, então A* usando procura em grafo é óptima

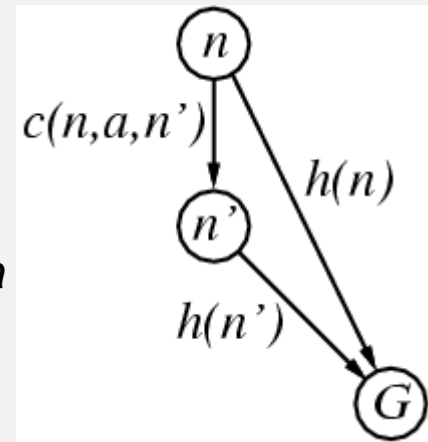
Heurísticas Consistentes

- Uma heurística é **consistente** se para cada nó n , e para cada sucessor n' de n gerado por uma acção a temos,

$$h(n) \leq c(n,a,n') + h(n') \quad \text{desigualdade triangular}$$

um lado de um triângulo não pode ser maior que a soma dos outros dois lados

$c(n,a,n')$ é o custo associado ao caminho de n a n' através de a



- Definição formal, mas não muito intuitiva de consistência

Heurísticas Consistentes

- Garantem que se existirem dois caminhos para chegar ao mesmo objectivo óptimo então o caminho de menor custo é sempre seguido em primeiro lugar

- Se h é consistente, então temos para todo n' sucessor de n

$$f(n') = g(n') + h(n')$$

$$= g(n) + \underline{c(n,a,n')} + h(n')$$

pela definição de consistência $\rightarrow \geq h(n)$

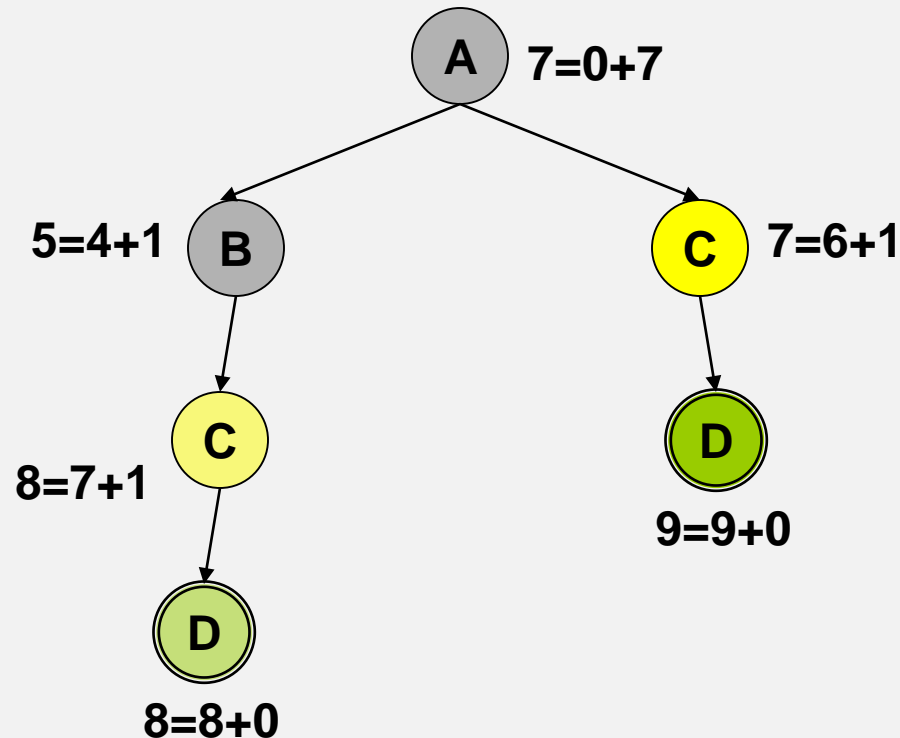
$$f(n') \geq g(n) + h(n)$$

$$f(n') \geq f(n)$$

- Logo, o valor de $f(n)$ nunca decresce/diminui ao longo de um caminho

Heurísticas Consistentes

- Conseguem ver se a heurística usada é consistente ou não?

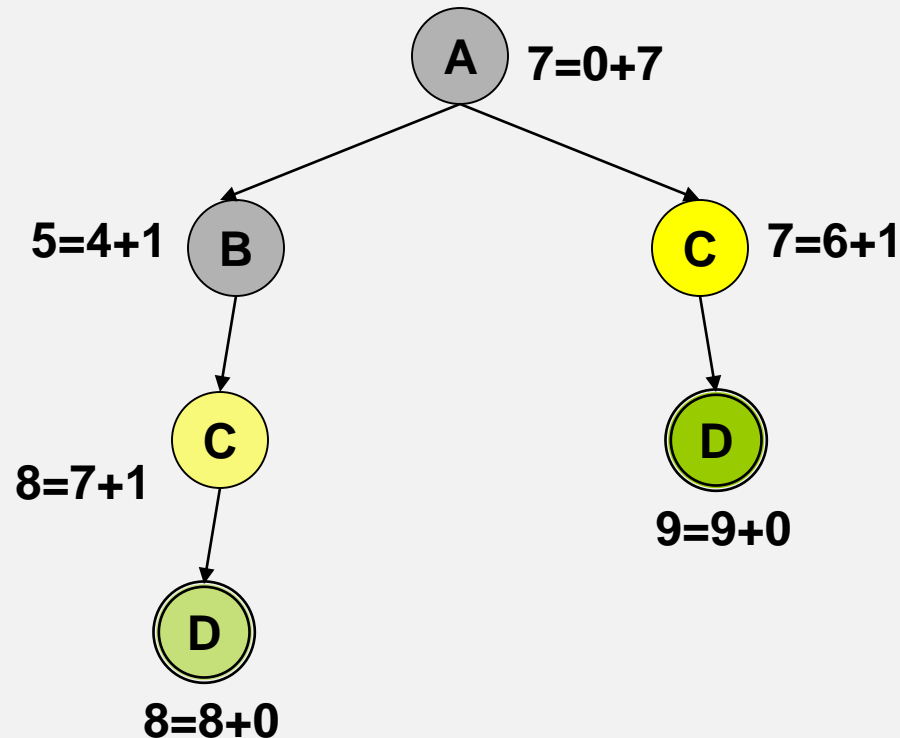


Heurísticas Consistentes

- Prova formal de que não é

$$h(a) \leq c(a,b) + h(b)$$

$$7 \leq 4 + 1$$



Heurísticas Consistentes

- **h consistente \rightarrow h admissível**
 - Deixo a prova para TPC 😊
- **h admissível \nrightarrow h consistente**

Propriedades de A^*

- Completa? Sim (excepto se o número de nós com $f \leq f(G)$ for infinito)
- Tempo? Exponencial
- Espaço? Exponencial: mantém todos os nós em memória (no pior caso)
- Óptima? Sim
- **A^* Óptimalmente eficiente**
 - Para qualquer função heurística, não há qualquer outro algoritmo que expanda menos nós
 - Não expandindo todos os nós com $f(n) < C^*$ corre-se o risco de perder optimalidade

Propriedades A*

- Complexidade exponencial no caso geral, mas muito dependente da qualidade da heurística
 - $\Delta \equiv h^* - h \rightarrow$ erro da heurística
- Se $h(n) = h^*(n)$, $\Delta = 0$
 - A* só expande nós no caminho da solução óptima
- Se $h(n) = 0$, $\Delta =$ máximo possível
 - Heurística é admissível pela definição, mas não dá informação nenhuma
 - A* torna-se na procura de custo uniforme
 - A* vai expandir muitos nós

Propriedades A^*

- Criar heurísticas admissíveis com erro pequeno nem sempre é fácil/possível
 - Se sacrificarmos optimabilidade podemos usar heurística não admissível com um erro menor
 - Tempo de procura diminui substancialmente

Propriedades A^*

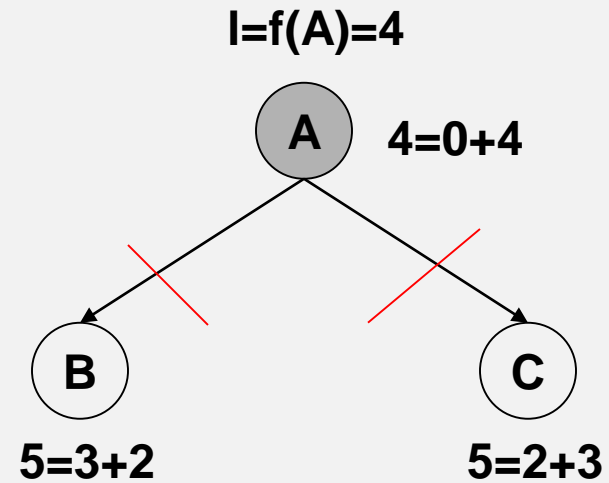
- Principal problema A^*
 - Complexidade espacial exponencial
 - Precisamos de guardar todos os nós em memória
 - Ficamos sem espaço antes de ficar sem paciência
- Ideia: aplicar a procura em profundidade iterativa com o A^*
 - Complexidade espacial – $O(b.d)$

- IDA*: *Iterative Deepening A**
- Versão **iterativa** em profundidade da procura A*
- Critério de corte/Limite:
 - $f(n) = g(n) + h(n)$
 - Em vez da profundidade l
 - Inicializado com $f(\text{estado inicial})$
- Em cada iteração é feita uma **procura em profundidade primeiro** com o seguinte corte:
 - Quando um nó n é gerado, se $f(n) > \text{limite}$ o nó é cortado
- Em cada nova iteração o valor limite é actualizado com o menor valor de $f(n)$ para os nós cortados na iteração anterior

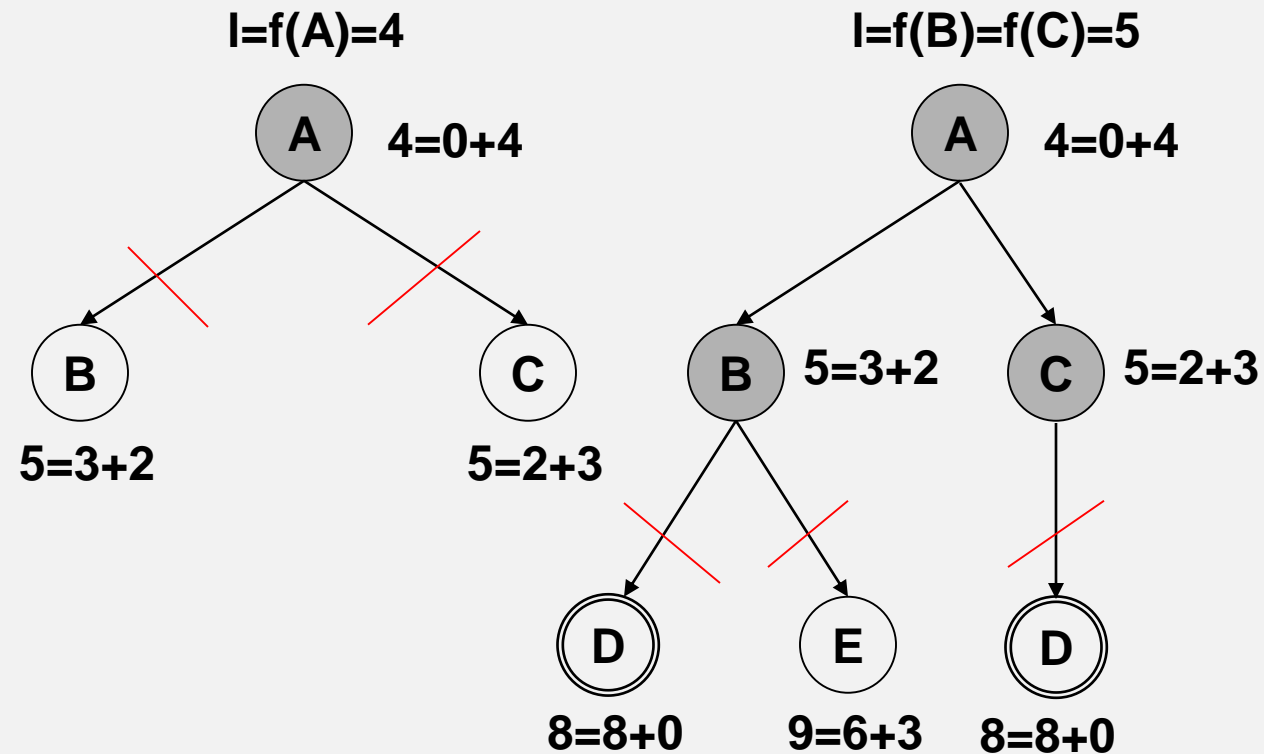
- Todos os anos digo a mesma coisa...
- Em cada iteração é feita uma **procura em profundidade primeiro** com o seguinte corte:
 - Quando um nó n é gerado, se $f(n) > \text{limite}$ o nó é cortado
- E todos os anos vocês se enganam 😞

- Em cada iteração é feita uma **procura em profundidade primeiro**
- Ou seja, ...
- O valor de f de um nó **NÃO É** usado para escolher o próximo nó a expandir
 - Apenas para decidir se é cortado
- Critério de escolha é a **profundidade**

IDA*: exemplo



IDA*: exemplo

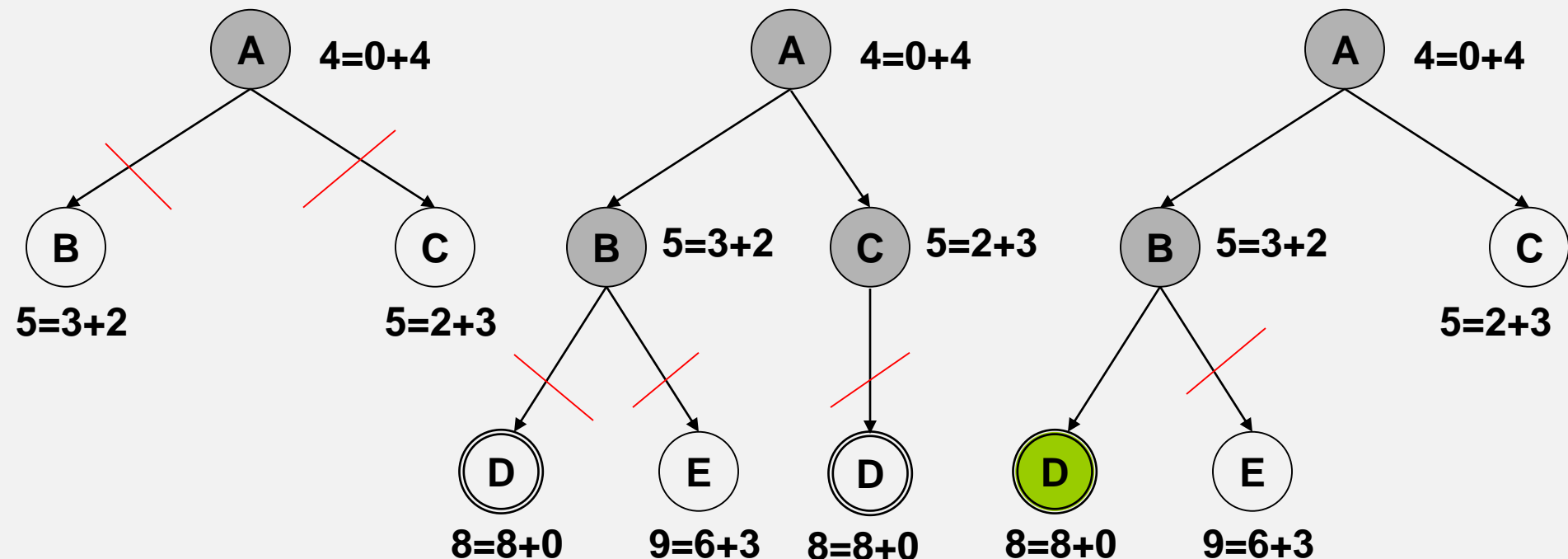


IDA*: exemplo

$l=f(A)=4$

$l=f(B)=f(C)=5$

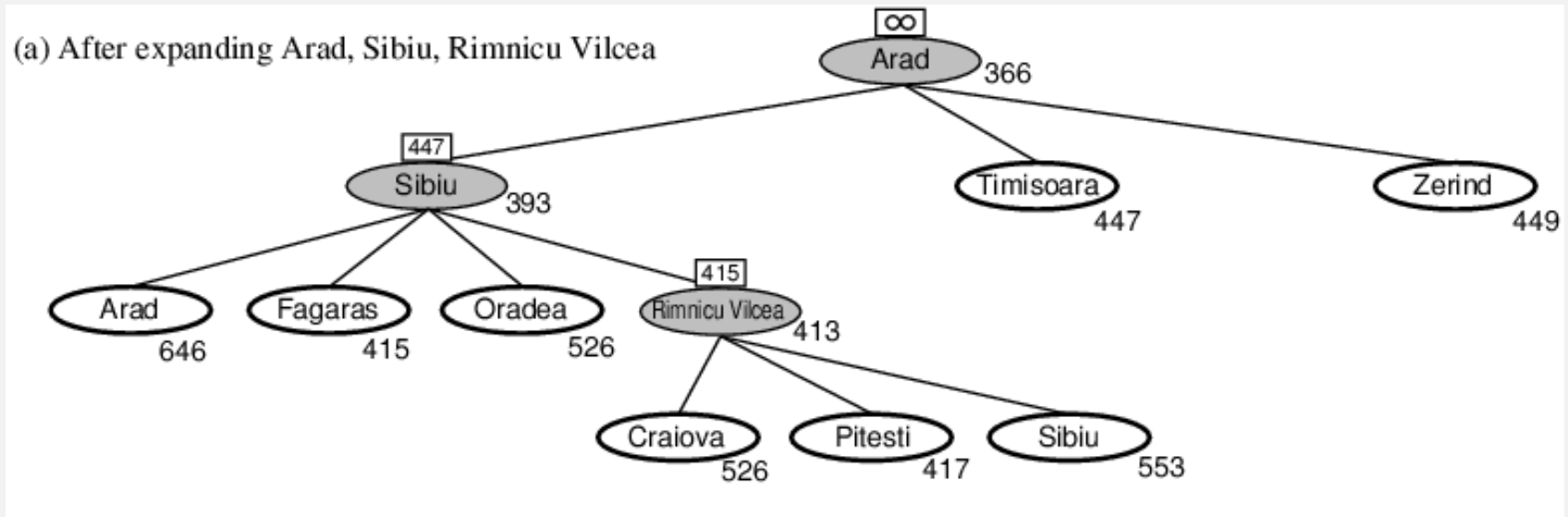
$l=f(D)=8$



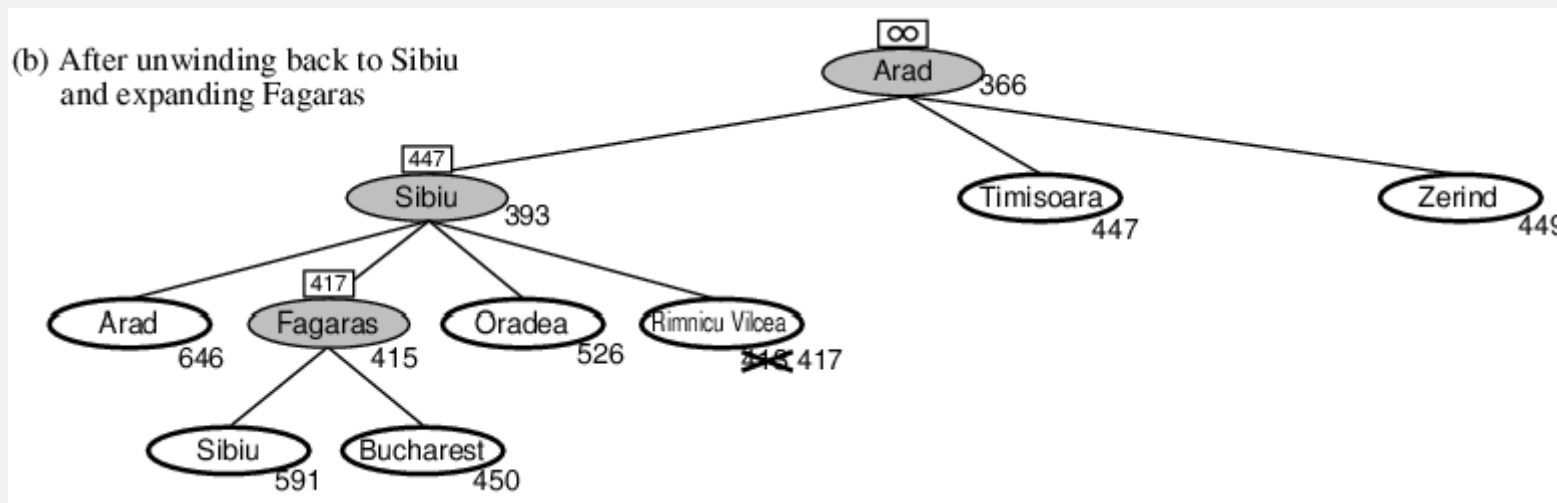
Melhor Primeiro Recursiva (RBFS)

- Melhor primeiro (A^*) com espaço linear (em d)
- Semelhante à procura em profundidade (implementação recursiva)
 - Para cada nó explorado, mantém **registo** do **caminho alternativo** com **menor valor de f**
 - Para **escolher** o próximo nó a expandir olha apenas para **os filhos do nó actual**
 - Se o valor de f para o melhor filho excede o valor em memória, a recursão permite recuperar o melhor caminho alternativo
- Uma alteração corresponde a uma iteração IDA*
- Óptima se $h(n)$ é admissível

Melhor Primeiro Recursiva: exemplo

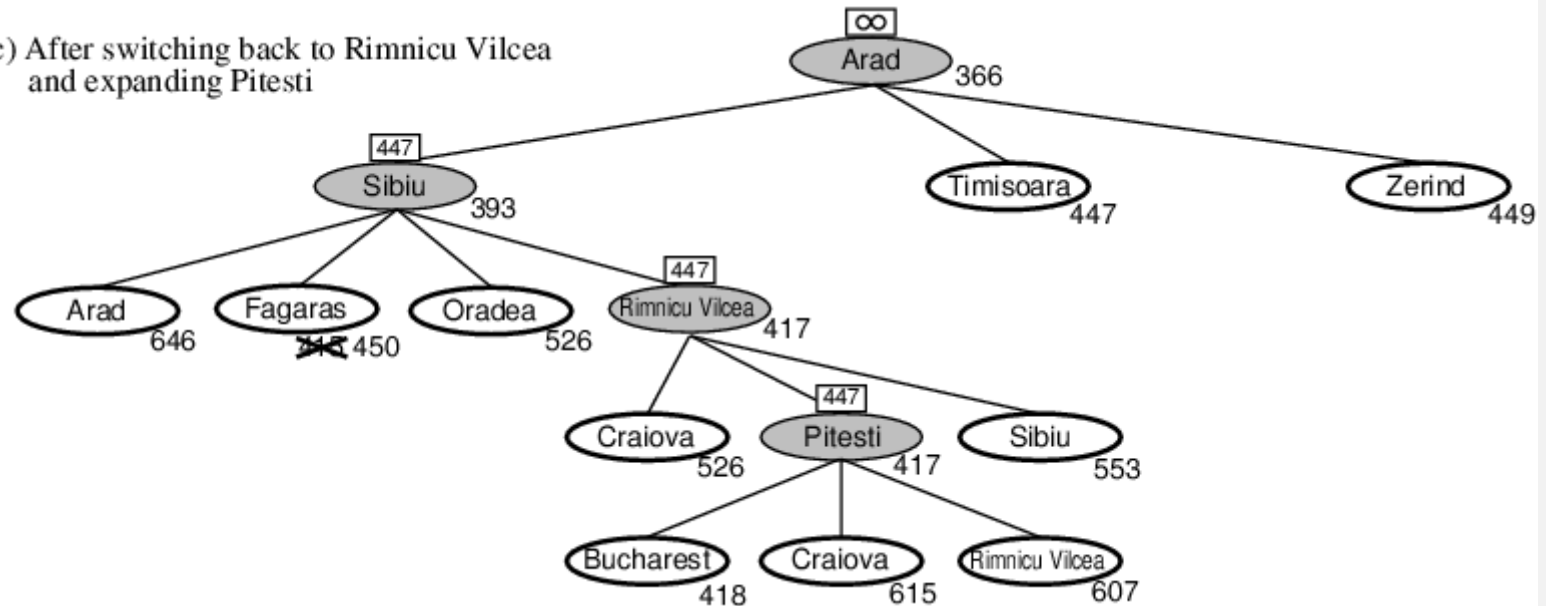


Melhor Primeiro Recursiva: exemplo



Melhor Primeiro Recursiva: exemplo

(c) After switching back to Rimnicu Vilcea
and expanding Pitesti



Melhor Primeiro Recursiva (RBFS)

```
function RECURSIVE-BEST-FIRST-SEARCH (problem) returns a solution, or failure
  return RBFS(problem, Make-Node(problem.Initial-State),  $\infty$ )
```

```
function RBFS(problem, node, f_limit) returns a solution, or failure and a new f-cost limit
```

```
  if problem.Goal-Test(node.State) then return Solution(node)
```

```
  successors  $\leftarrow$  []
```

```
  for each action in problem.Actions(node.State) do
```

```
    add Child-Node(problem, node, action) into successors
```

```
  if successors is empty then return failure,  $\infty$ 
```

```
  for each s in successors do /*update f with value from previous search, if any*/
```

```
    s.f  $\leftarrow$  max(s.g + s.h, node.f)
```

```
  loop do
```

```
    best  $\leftarrow$  the lowest f-value node in successors
```

```
    if best.f > f_limit then return failure, best.f
```

```
    alternative  $\leftarrow$  the second-lowest f-value among successors
```

```
    result, best.f  $\leftarrow$  RBFS(problem, best, min(f_limit, alternative))
```

```
    if result  $\neq$  failure then return result
```

Propriedades RBFS

- Ligeiramente mais eficiente que o IDA*
- Mas ainda sofre de demasiada regeneração de nós
 - De vez em quando, muda de opinião
 - Cada mudança de opinião corresponde a uma iteração do IDA*
 - Muitas re-expansões de nós esquecidos
 - Apenas para recriar o melhor caminho e extendê-lo com mais um nó

Propriedades RBFS

- **Compleitude**
 - Completa, se b finito e custo dos passos $> \varepsilon$
- **Optimalidade**
 - Óptima, se heurística $h(n)$ for admissível
- **Complexidade espacial**
 - $\mathcal{O}(bd)$ - linear
- **Complexidade temporal**
 - Depende de
 - Precisão da heurística
 - Quantas vezes muda o melhor caminho à medida que os nós vão sendo expandidos

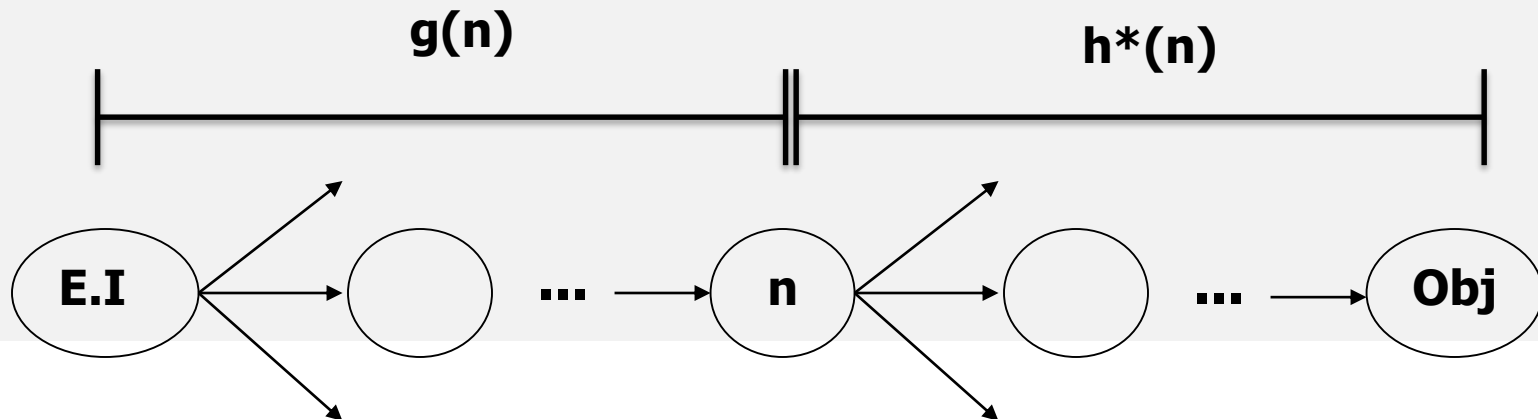
IDA* e RBFS

- Podem ver a complexidade temporal exponencialmente agravada ao procurar em grafos
 - Não podem detectar nós repetidos, a não ser no caminho actual
 - Podem re-expandir o mesmo estado muitas vezes
- Ambos sofrem por usar **demasiado pouca memória**

- Simplified Memory A*
- Procede primeiro como o A*
 - Expande sempre o melhor nó na fronteira
 - Até a memória ficar cheia
- Quando a memória está cheia
 - Esquece o pior nó na fronteira para poder acrescentar outro
 - Mas, tal como o RBFS, regista o valor da nó esquecido no pai
- O nó esquecido pode ser regenerado se todos os caminhos forem piores do que o seu valor

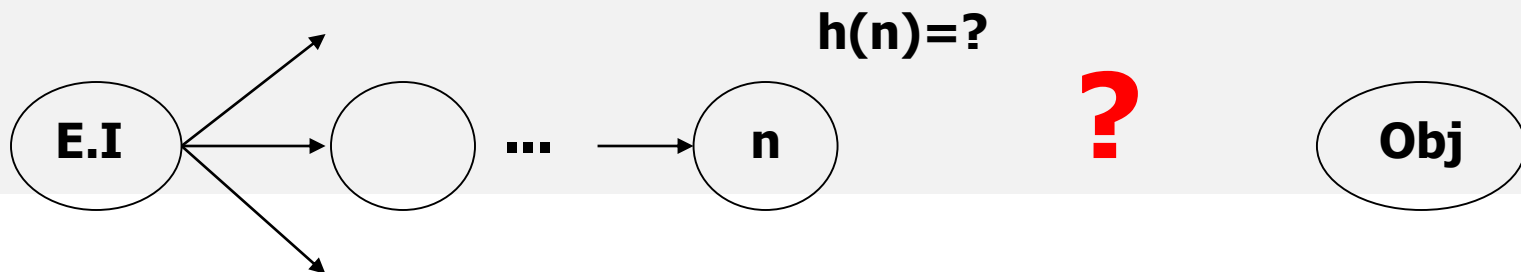
Funções Heurísticas

- $h^*(n)$ – custo do melhor caminho a partir do nó n até um objectivo



Funções Heurísticas

- $h(n)$ – **estimativa** do custo do melhor caminho a partir do nó n até um objectivo
- Mas como estimar $h^*(n)$???
 - Não sabemos o caminho
 - Apenas sabemos qual o estado n e o objectivo



Funções Heurísticas

- Exemplo: Problema 8-puzzle
- Profundidade média solução: 22
- Factor ramificação: ~ 3
- Logo temos que considerar 3^{22} estados
 - Precisamos de uma boa heurística

7	2	4
5		6
8	3	1

Start State

	1	2
3	4	5
6	7	8

Goal State

Funções heurísticas para 8-puzzle

- Qual o número mínimo de passos necessários para ir do estado inicial ao final?
- Só saberemos ao certo depois de resolver o problema
- Mas podemos estimar um valor por baixo

7	2	4
5		6
8	3	1

Start State

	1	2
3	4	5
6	7	8

Goal State

Funções heurísticas para 8-puzzle

- Já agora, são necessários 26 passos para resolver este puzzle
- $h_1(n)$ = número de peças mal colocadas (i.e. fora do sítio)
 - Peça na posição final
 - Não necessita de qualquer deslocação
 - Peça fora da posição final
 - Necessita de apenas um passo para a colocar na posição final (muito optimista!)
 - Heurística admissível
 - Qualquer peça fora de posição precisa de ser movida pelo menos uma vez para chegar à posição final
- $h_1(\text{StartState}) = ?$ 8
 - todas as peças estão fora de posição

7	2	4
5		6
8	3	1

Start State

	1	2
3	4	5
6	7	8

Goal State

Funções heurísticas para 8-puzzle

- $h_2(n)$ = soma da distância de Manhattan (i.e., nº de quadrados até à localização desejada para cada peça)
 - Se a peça está na posição final, não precisamos de mover
 - Se a peça não está na posição final, precisamos de fazer movimentos horizontais e verticais para a colocar na posição final.
 - Heurística admissível – cada jogada só move uma peça uma posição horizontal ou uma posição vertical.
- $h_2(\text{StartState}) = ?$ $3+1+2+2+2+3+3+2 = 18$

7	2	4
5		6
8	3	1

Start State

	1	2
3	4	5
6	7	8

Goal State

Comparar funções heurísticas

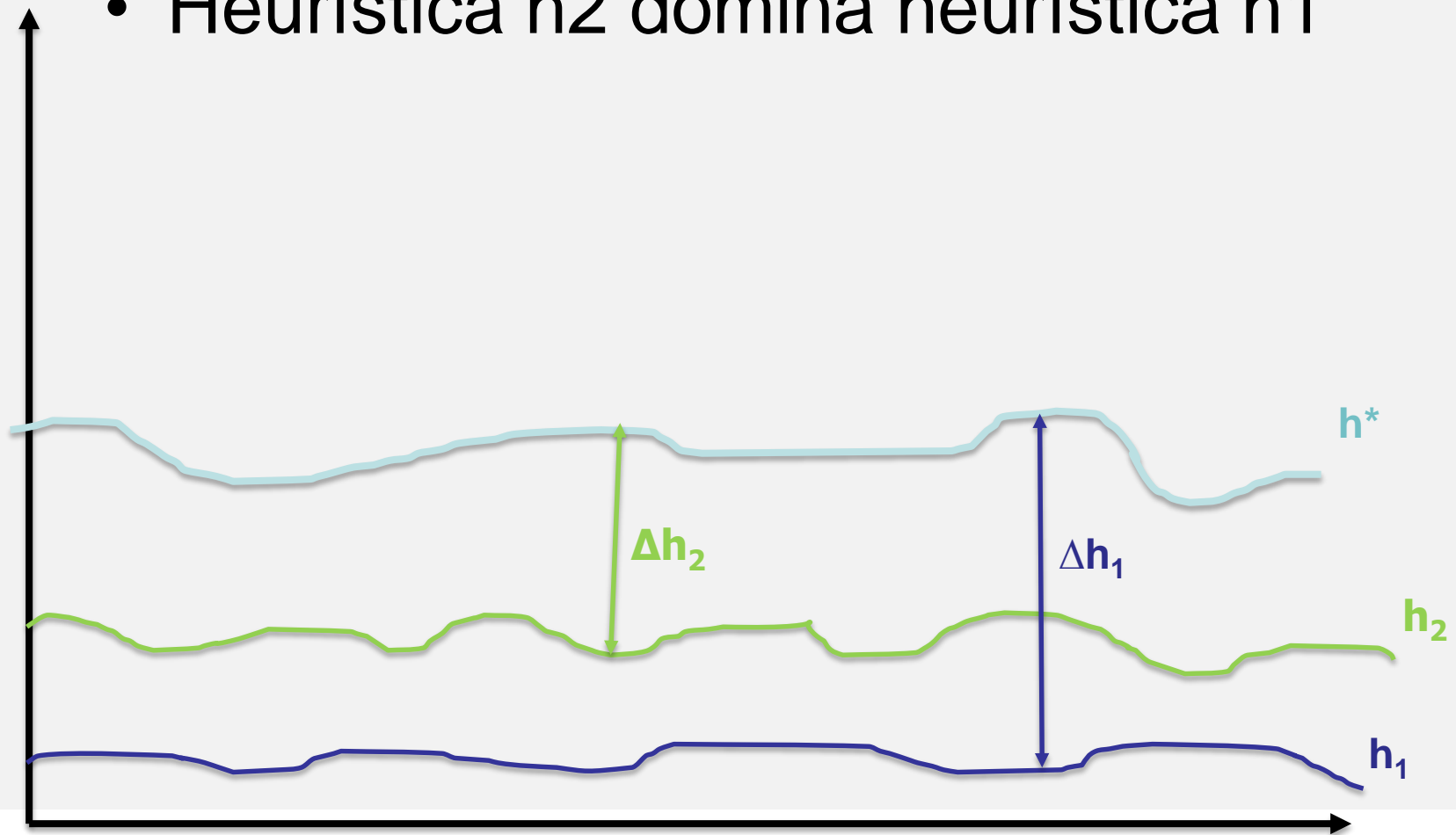
- Qualidade de uma heurística
 - b^* - factor de ramificação efectivo
 - Sendo N , o número de nós gerados por uma procura A^*
 - d – a profundidade da solução
 - b^* - factor de ramificação que uma árvore uniforme de profundidade d teria de ter para conter $N + 1$ nós
 - $N+1=1+b^*+(b^*)^2 + \dots + (b^*)^d$
 - Número de nós gerados variam muito com a profundidade d
 - b^* varia pouco com a profundidade
 - Bom para comparar procuras e heurísticas

Comparar funções heurísticas

	Search Cost (nodes generated)			Effective Branching Factor b^*		
d	IDS	$A^*(h1)$	$A^*(h2)$	IDS	$A^*(h1)$	$A^*(h2)$
2	10	6	6	2.45	1.79	1.79
4	112	13	12	2.87	1.48	1.45
6	680	20	18	2.73	1.34	1.30
8	6384	39	25	2.80	1.33	1.24
10	47127	93	39	2.79	1.38	1.22
12	3644035	227	73	2.78	1.42	1.24
14	-	539	113		1.44	1.23
16	-	1301	211		1.45	1.25
18	-	3056	363		1.46	1.26
20	-	7276	676		1.47	1.27
22	-	18094	1219		1.48	1.28

Comparar funções heurísticas

- Heurística h_2 domina heurística h_1



Dominância

- Se $h_2(n) \geq h_1(n)$ para todos nós n
- então h_2 **domina** h_1
- Dominância \rightarrow Eficiência
 - $A^*(h_2)$ nunca irá expandir mais nós que $A^*(h_1)$
 - Excepto eventualmente para alguns nós com $f(n) = C^*$
- h_2 é melhor para a procura
 - Expande menos nós porque não é tão optimista / tem um erro menor
 - Custo da procura (média do nº de nós expandidos):

$prof=12$ Profundidade Iterativa = 3,644,035 nós

$A^*(h_1)$	= 227 nós
$A^*(h_2)$	= 73 nós

$prof=24$ Profundidade Iterativa = muitos nós...

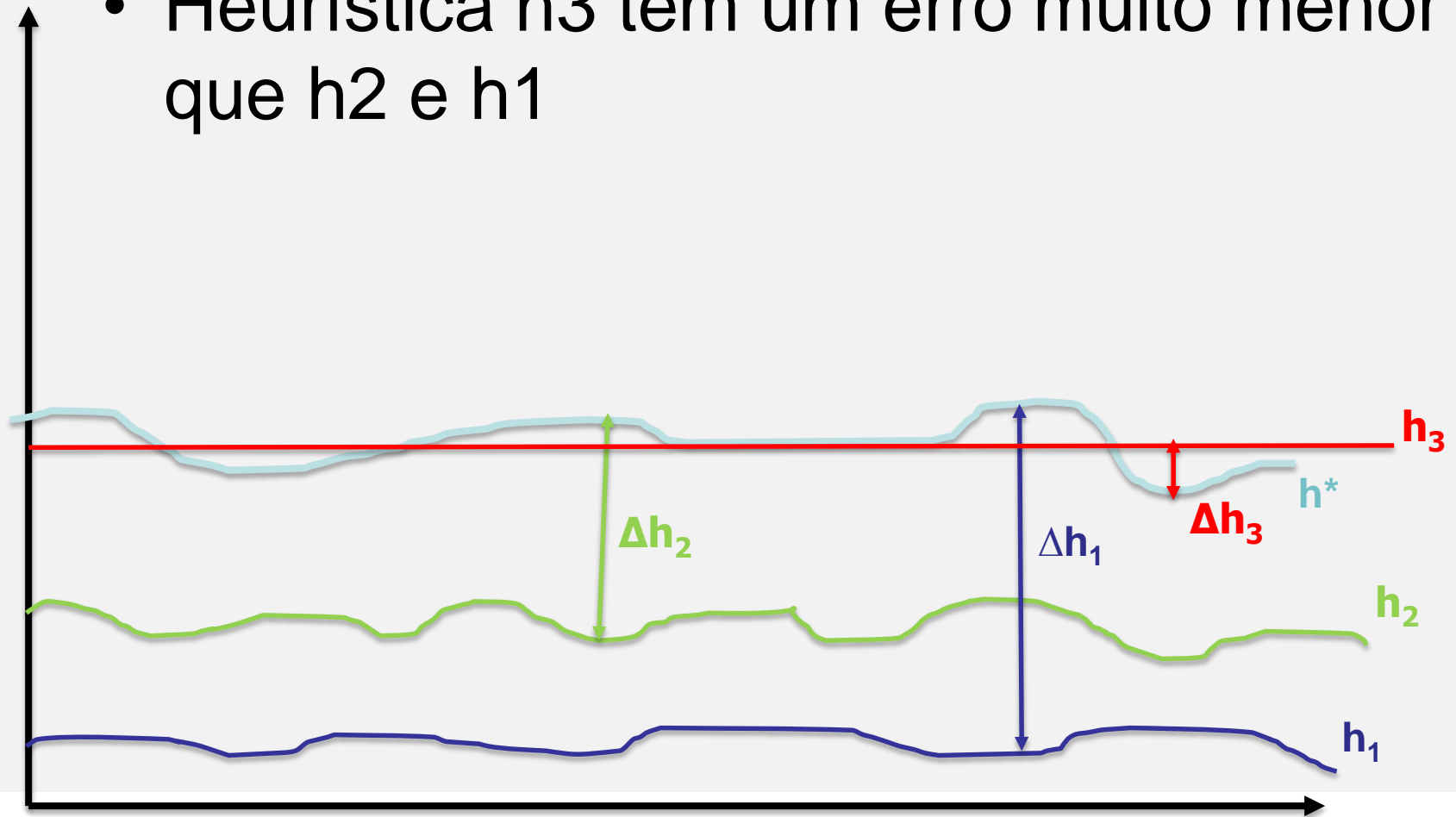
$A^*(h_1)$	= 39,135 nós
$A^*(h_2)$	= 1,641 nós

Heurísticas não admissíveis

- Por vezes, se a solução óptima não for imprescindível
 - Podemos considerar heurísticas não admissíveis
 - Se tiverem um erro baixo são muito eficientes a encontrar uma solução
 - Embora não garantam a solução óptima

Heurísticas não admissíveis

- Heurística h_3 tem um erro muito menor que h_2 e h_1



Heurísticas Admissíveis: como inventá-las?

- Heurísticas h_1 e h_2 do exemplo 8-puzzle são estimativas do custo para o problema
 - Mas são também medidas reais de versões simplificadas do problema
 - Por simplificado, queremos dizer com menos restrições nas acções que podem ser feitas
- Imaginem um “batoteiro” que para resolver o problema, simplesmente tira as peças mal colocadas do jogo, e coloca-as na posição final desejada.
 - Heurística h_1 retorna o custo exacto da melhor solução para o problema: retirar as 8 peças do puzzle e voltar a coloca-las.
- Um problema com menos restrições nas acções consideradas é chamado **problema relaxado**

Heurísticas Admissíveis: como inventá-las?

- O **custo** de uma solução óptima para um **problema relaxado** corresponde a uma **heurística admissível e consistente** para o problema original
- Exemplo do 8-puzzle:
 - Restrições sobre as acções:
 - Uma peça pode mover-se de uma posição A para B se:
 - A é verticalmente ou horizontalmente adjacente a B **(1)** e se
 - B está vazio **(2)**
 - Podemos gerar 3 problemas relaxados:
 - Uma peça pode mover-se de A para B sempre $\rightarrow h_1(n)$
 - Uma peça pode mover-se de A para B se A for adjacente a B $\rightarrow h_2(n)$
 - Uma peça pode mover-se de A para B se B está vazio $\rightarrow ??$

Heurísticas Admissíveis: como inventá-las?

- Problema relaxado:
 - Uma peça pode mover-se de A para B se B está vazio
 - Ideia para nova heurística h_3
- Ideia para heurística problema relaxado
 - Para cada peça
 - Se peça está na posição final
 - Custo 0
 - Se posição final da peça está vazia actualmente
 - Custo 1, basta fazer um salto
 - Se posição final da peça não está vazia
 - Custo 2, temos de fazer dois saltos

Heurísticas Admissíveis: como inventá-las?

- $h_3(\text{start}) = 2 + 2 + 1 + 2 + 2 + 2 + 2 + 2 = 15$

custo 7 custo 2 custo 4 custo 5 custo 6 custo 8 custo 3 custo 1

7	2	4
5		6
8	3	1

Start State

	1	2
3	4	5
6	7	8

Goal State

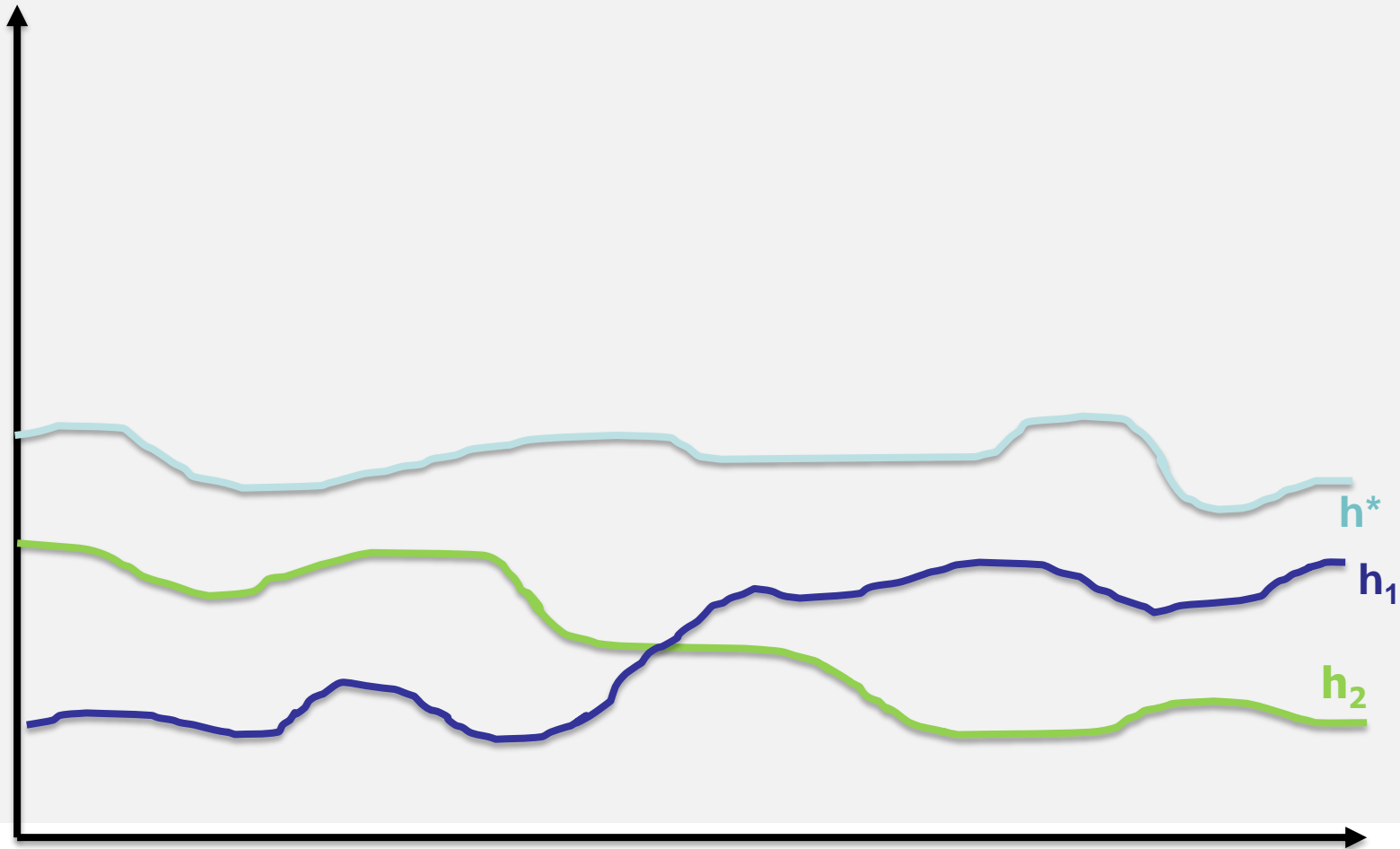
Heurísticas Admissíveis: como inventá-las?

- Importante
 - Problemas relaxados devem ser resolvidos sem recorrer a procura
 - Heurísticas têm que ser eficientemente calculadas
- É necessário pesar a **precisão da heurística** com o seu **custo-de-procura** (tempo que leva a calcular)

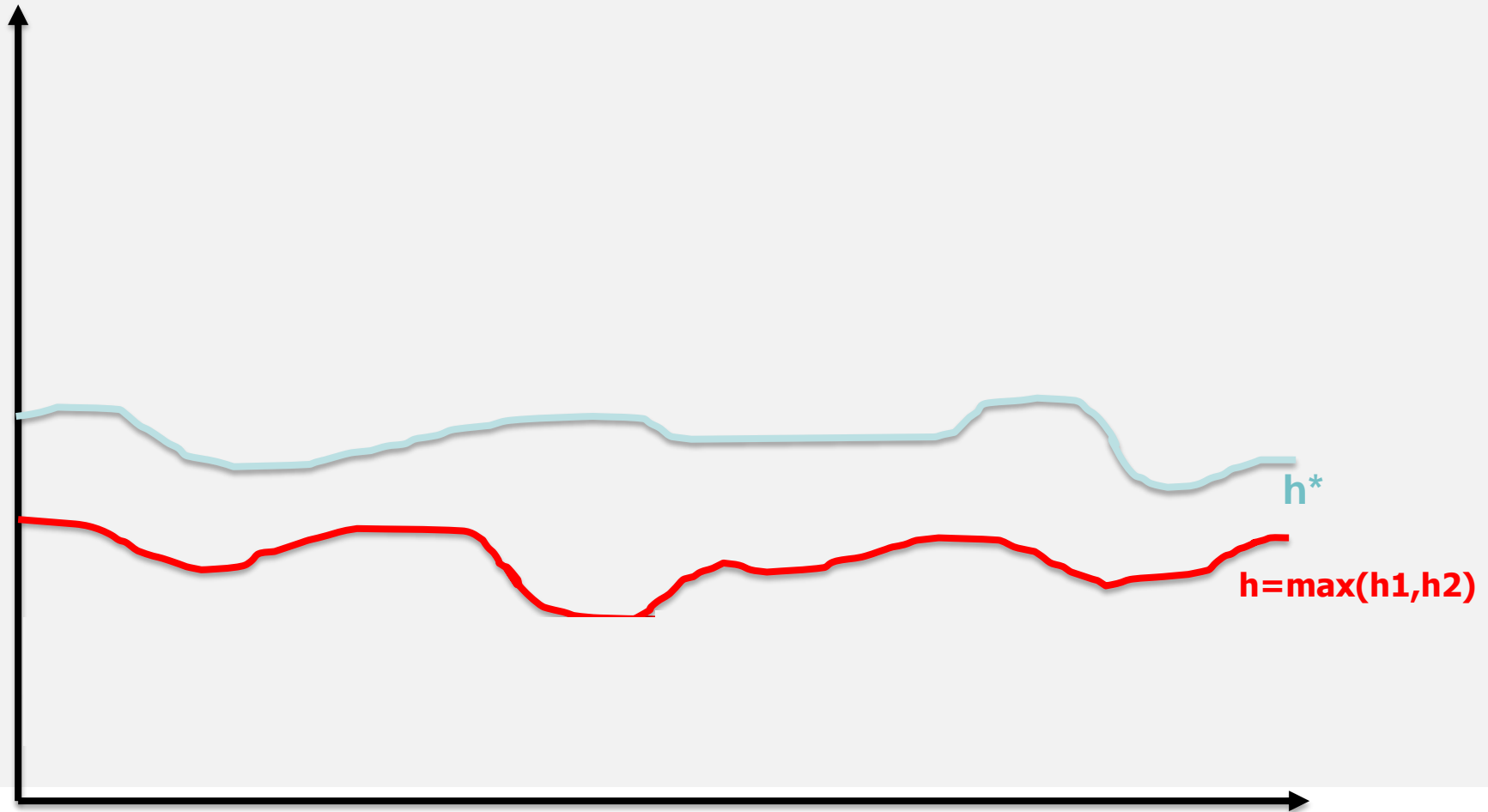
Heurísticas Admissíveis: como inventá-las?

- Que fazer se temos várias heurísticas admissíveis h_1, h_2, \dots, h_k
 - E nenhuma delas domina todas as outras
 - Não precisamos de escolher 😊
 - $h(n) = \max(h_1(n), \dots, h_k(n))$
 - Se todas as heurísticas forem admissíveis, $h(n)$ tb é, e domina todas elas

Heurísticas Admissíveis: como inventá-las?



Heurísticas Admissíveis: como inventá-las?



Heurísticas Admissíveis: como inventá-las?

- Outra alternativa para criar heurísticas
 - Usar o custo de solução de um sub-problema do problema dado
 - Ex: colocar as peças 1,2,3,4 na posição final
 - Heurística admissível para o 8-puzzle

*	2	4
*		*
*	3	1

Start State

	1	2
3	4	*
*	*	*

Goal State

Heurísticas Admissíveis: como inventá-las?

- Bases de dados de padrões
 - Guardar custos exactos das soluções para todas as possíveis configurações iniciais
 - das peças 1,2,3,4
 - movimentos das peças * contam para o custo
 - Heurística obtida procurando a configuração actual do estado na base de dados
 - Base de dados construída ao fazer uma procura regressiva a partir do objectivo
 - e guardando na b.d. o custo de cada estado gerado
 - Custo de geração da b.d. amortizado ao longo de muitas procuras

Heurísticas Admissíveis: como inventá-las?

- Bases de dados de padrões
 - Podemos construir b.d para outros subproblemas
 - 5,6,7,8
 - 2,3,4,5
 - Podemos **combinar as heurísticas** de cada subproblema fazendo o **máximo** valor delas
 - E não podemos somar? $(1,2,3,4) + (5,6,7,8)$
 - Se os subproblemas não forem independentes não, pq perdemos admissibilidade
 - Movimentos partilhados entre os 2 subproblemas
 - No entanto, se o custo usado não contabilizar movimentos partilhados
 - Ex: não contabilizar os movimentos das peças *
 - Aí já podemos somar o valor das duas heurísticas

Heurísticas Admissíveis: como inventá-las?

- Aprender através da experiência
 - Resolver muitas instâncias diferentes do 8-puzzle
 - Cada solução óptima contem vários exemplos que podem ser usados para aprender $h(n)$
 - Um exemplo consiste num estado do caminho da solução e respectivo custo da solução a partir daquele ponto.
 - Aprendizagem usando características “features” do estado
 - $x_1(n)$ – numero de peças fora da posição desejada
 - $X_2(n)$ – numero de pares de peças adjacentes que não são adjacentes no estado final

Heurísticas Admissíveis: como inventá-las?

- Heurística – combinação linear das várias features
 - $h(n) = c_1x_1(n) + c_2x_2(n)$
- Coeficientes c_1 e c_2 aprendidos e ajustados de modo a melhor se adaptarem aos exemplos usados
- Não se garante admissibilidade.