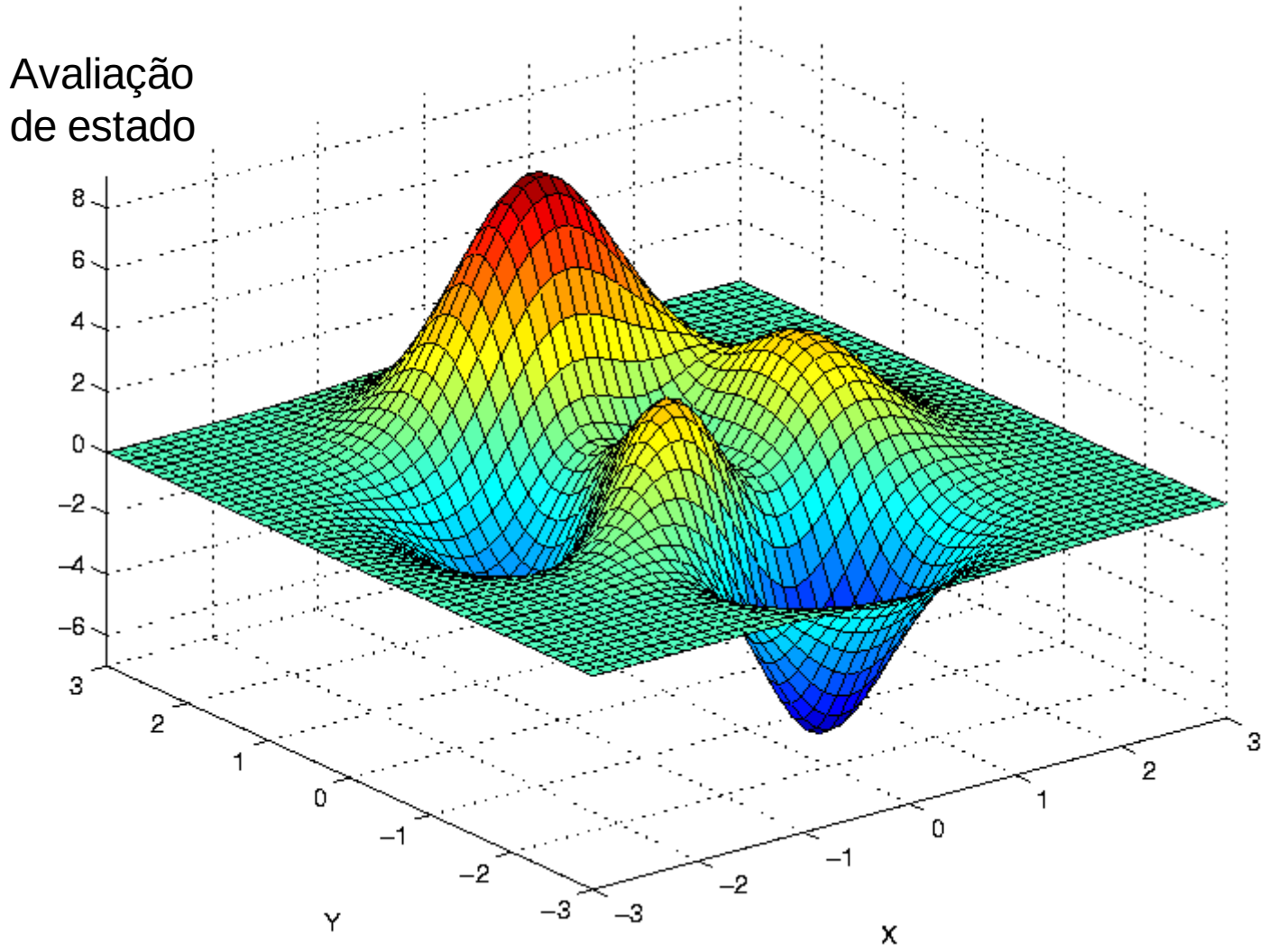
PROCURA EM ESPAÇOS DE ESTADOS

(PARTE 4)

Luís Morgado

2015

ESPAÇO DE ESTADOS
TOPOLOGIA ASSOCIADA À FUNÇÃO DE AVALIAÇÃO



Métodos de Procura por Gradiente

Procura *Hill-Climbing*

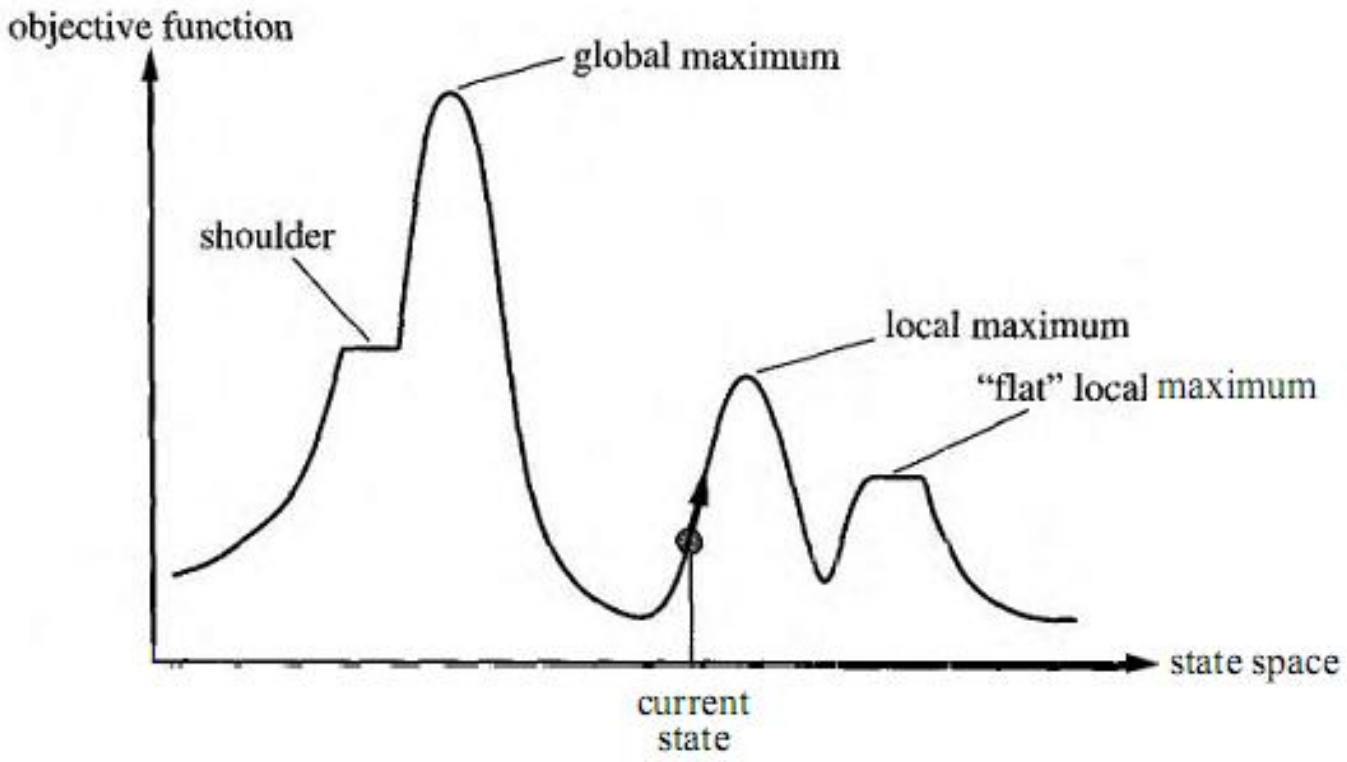
```
function HILL-CLIMBING(problem) returns a state that is a local maximum
   inputs: problem, a problem
   local variables: current, a node
                    neighbor, a node

   current ← MAKE-NODE(INITIAL-STATE[problem])
   loop do
      neighbor ← a highest-valuedsuccessor of current
      if VALUE[neighbor] ≤ VALUE[current] then return STATE[current]
      current ← neighbor
```

Figure 4.11 The hill-climbing search algorithm **(steepest ascent** version), which is the most basic local search technique. At each step the current node is replaced by the best neighbor; in this version, that means the neighbor with the highest VALUE, but if a heuristic cost estimate h is used, we would find the neighbor with the lowest h.

[Russel & Norvig, 1995]

Métodos de Procura por Gradiente

Procura Local: Problema dos óptimos locais



[Russel & Norvig, 1995]

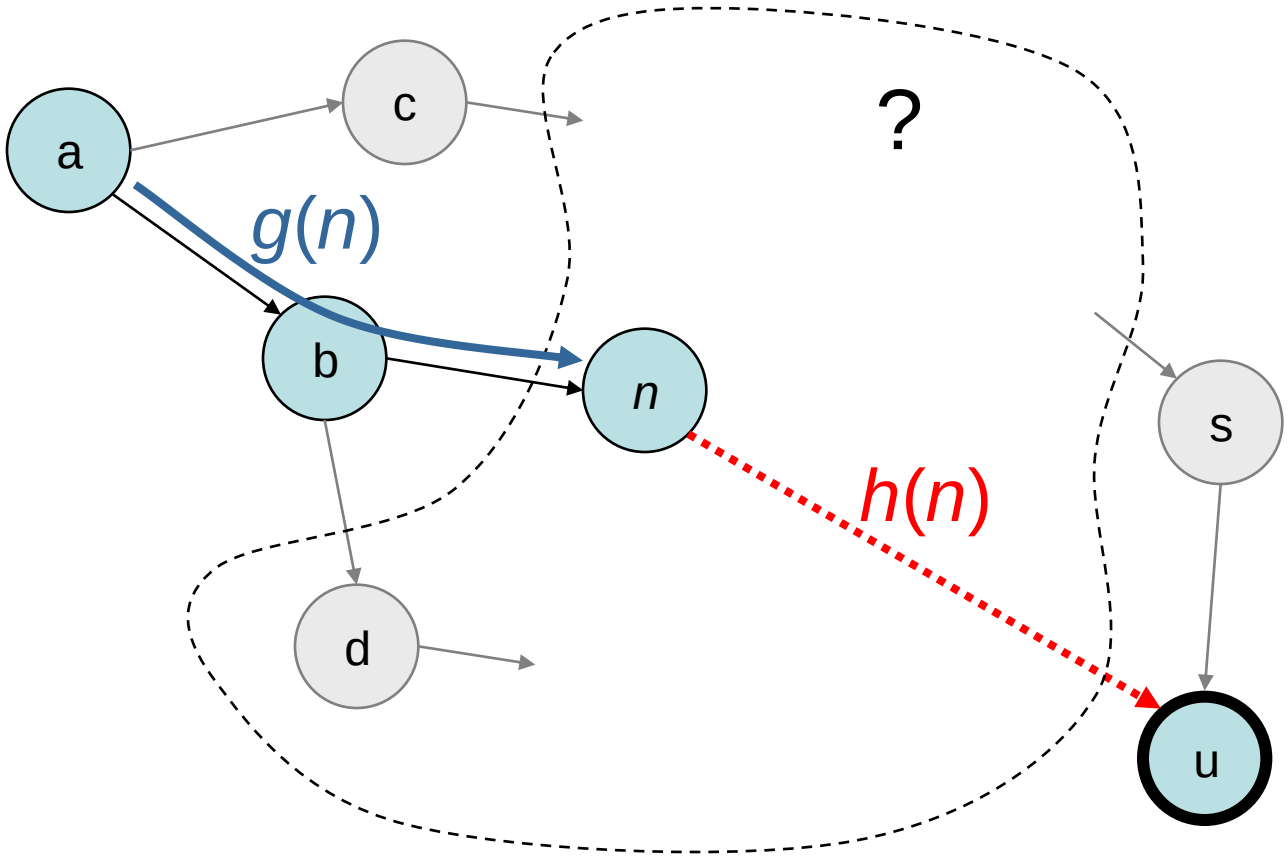
Procura em Espaços de Estados

- **Métodos de Procura não Informada**
  - Estratégias de exploração do espaço de estados (*controlo da procura*) **não tiram partido de *conhecimento do domínio do problema*** para ordenar a fronteira de exploração
  - **Procura não guiada** (exaustiva)
- **Métodos de Procura Informada**
  - Estratégias de exploração do espaço de estados (*controlo da procura*) **tiram partido de *conhecimento do domínio do problema*** para ordenar a fronteira de exploração
  - **Procura guiada** (selectiva)

Função heurística *h*(*n*)

- Representa uma **estimativa** do **custo do percurso desde o nó *n* até ao nó objectivo**
- Reflecte conhecimento acerca do domínio do problema, para guiar a procura
- O seu valor é independente do percurso até ***n***
  - Depende apenas de:
    - **Estado** associado a ***n***
    - **Objectivo**

Métodos de Procura Informada



g*(*n*)** – Custo do percurso até ***n

h*(*n*)** – Estimativa de custo de ***n até ao objectivo

Procura Melhor-Primeiro (*Best-First*)

- Utiliza uma função ***f*(*n*)** para **avaliação** de cada nó ***n*** gerado
  - $f(n) \geq 0$
  - ***f*(*n*)** representa uma **avaliação** do **custo** da solução através do nó ***n***
    - Quanto menor o valor de *f*(*n*) mais promissor é o nó *n*
- A **fronteira de exploração** é **ordenada por ordem crescente de *f*(*n*)**

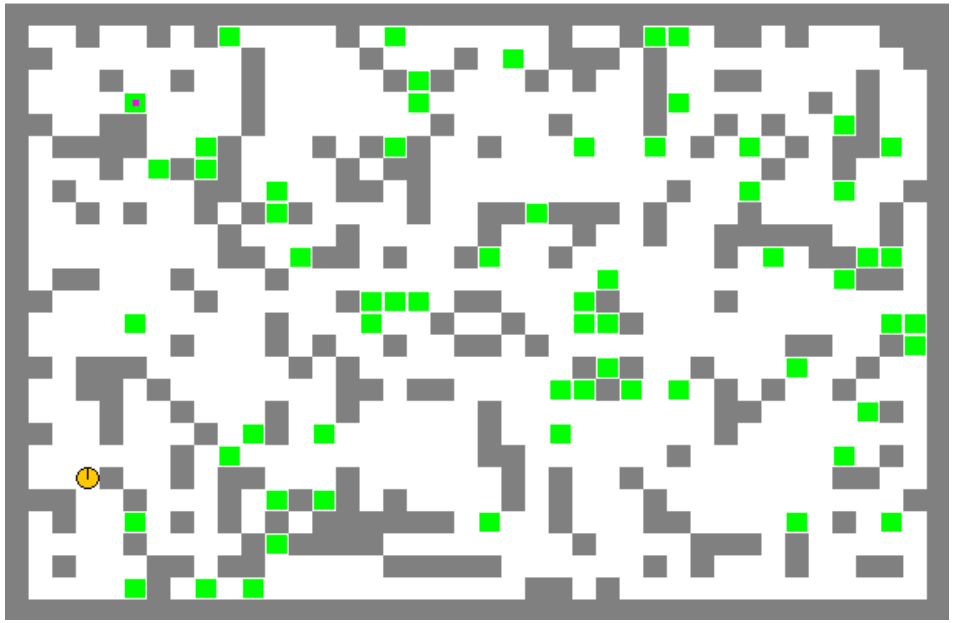
Procura Melhor-Primeiro (*Best-First*)

- 3 variantes principais
  - $f(n) = g(n)$
    - **Procura de Custo Uniforme**
      - Não tira partido de conhecimento do domínio do problema expresso através da função $h(n)$
  - $f(n) = h(n)$
    - **Procura Sôfrega (*Greedy Search*)**
      - Não tem em conta o custo do percurso explorado
      - Minimização de custo **local**
      - Soluções **sub-óptimas** (problema dos óptimos locais)
  - $f(n) = g(n) + h(n)$
    - **Procura A*** (heurística admissível)
      - Minimização de custo **global**

Procura A*

- **Heurística admissível**
  - $\mathbf{0 \leq h(n) \leq h^*(n)}$
  - $\boldsymbol{h^*(n)}$
    - Custo mínimo do nó *n* até ao objectivo (percurso óptimo)
- Uma heurística **admissível** é ***optimista***
  - A estimativa de custo é **sempre inferior ou igual** ao custo efectivo **mínimo**
  - Para um nó objectivo $\boldsymbol{n_{obj}}$
    - $\boldsymbol{h(n_{obj}) = 0}$

Procura A*



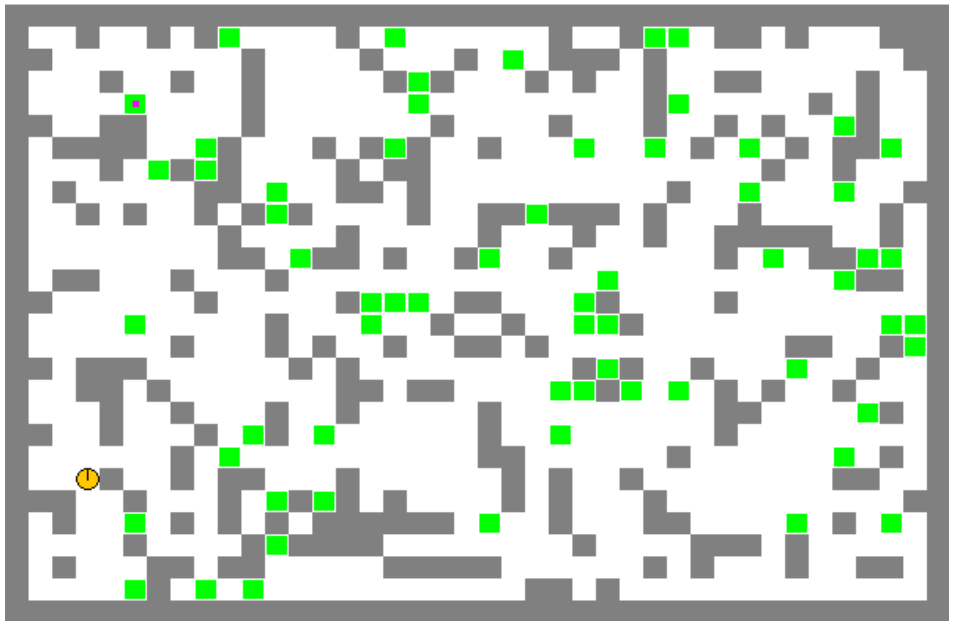
h_1 – Distância Euclidiana

$$h_1(n) = \sqrt{(x_n - x_{obj})^2 + (y_n - y_{obj})^2}$$

Admissível?

SIM

Procura A*



h_2 – Distância de Manhattan

$$h_2(n) = |x_n - x_{obj}| + |y_n - y_{obj}|$$

Admissível?

- SIM : Se não forem possíveis movimentos diagonais
- NÃO : Caso contrário

Procura A*

- Como definir uma heurística admissível
  - No caso geral, uma **heurística admissível** é obtida através da **remoção de restrições** associadas ao problema
  - Exemplo: Navegação autónoma
    - h_1 - Distância de Manhattan
      - Corresponde a retirar a restrição:
        - » Não movimentação através de obstáculos
    - h_2 - Distância de Euclidiana
      - Corresponde a retirar as restrições:
        - » Não movimentação através de obstáculos
        - » Não movimentação em diagonal

Procura A*

- C^* - Custo da solução óptima
- n - Nó na fronteira de exploração

  $f(n) = g(n) + h(n) \leq C^*$ (se $h(n)$ admissível)
- m - Nó sub-óptimo na fronteira de exploração

  $f(m) = g(m) + h(m)$
- Se m for um nó objectivo

  $h(m) = 0$

  $f(m) = g(m) > C^*$
- Então

  $f(n) \leq C^* < f(m)$

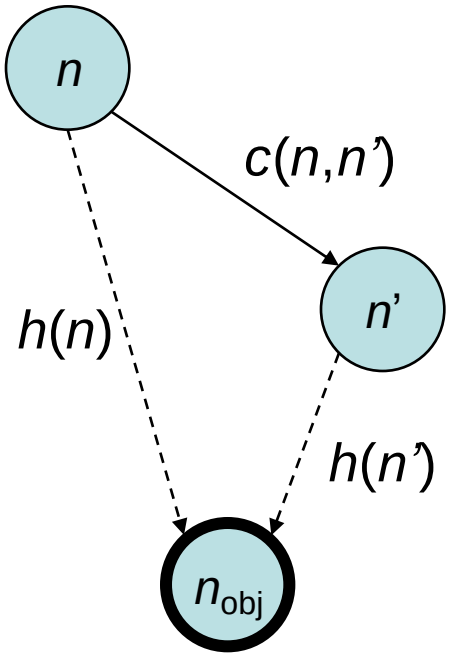
  m não será expandido e a **solução encontrada será óptima**

Procura A*

- O método de procura A* é
  - **Completo**
  - **Óptimo**
- **Se os nós já visitados não forem eliminados**
  - **A heurística pode não ser consistente**

Procura A*

- **Heurística consistente** (ou monótona)
  - Para cada nó *n*, seu sucessor *n*' e custo de transição *c*(*n*,*n*')
    - $h(n) \leq c(n,n') + h(n')$
  - Para um nó objectivo
    - $h(n_{obj}) = 0$
- Uma heurística consistente é também admissível
- **Uma heurística admissível pode não ser consistente**



Procura A*

- Se $h(n)$ for consistente os valores de $f(n)$ nunca diminuem ao longo de um caminho
- Consideremos n' um sucessor de n

$$g(n) + c(n,n') + h(n') \geq g(n) + h(n)$$

- Qualquer **nó seleccionado para expansão tem de estar num percurso óptimo**, pois qualquer outro caminho terá um custo no mínimo igual

Procura A*

- Com uma heurística consistente o método de procura A* é
  - Completo
  - Óptimo
- **Mesmo se os nós já visitados forem eliminados**
  - Redução da complexidade da procura

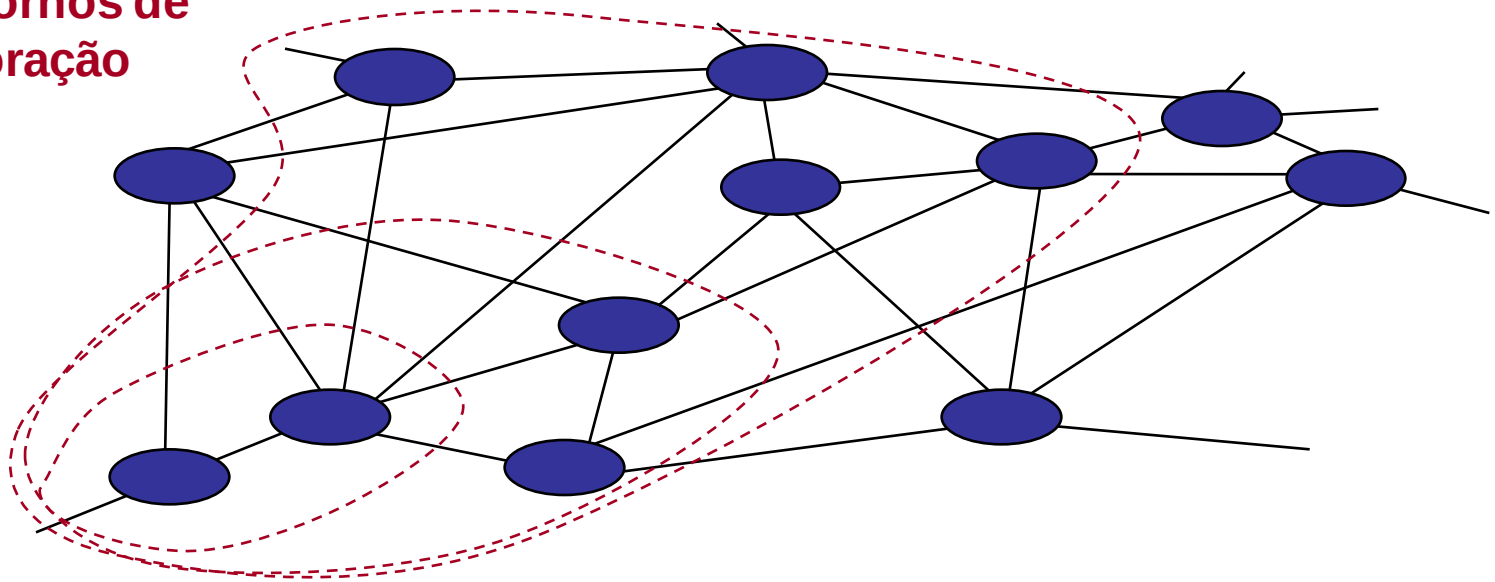
Procura A* com heurística consistente

Ao gerar novo nó sucessor *noSuc*:

- *noSuc* $\notin$ *Abertos* $\wedge$ *noSuc* $\notin$ *Fechados*
  - Inserir *noSuc* em *Abertos*
- *noSuc* $\in$ *Abertos*
  - Se *noSuc* foi atingido através de um caminho mais curto
    - Remover nó anterior de Abertos
    - inserir noSuc em Abertos
- ***noSuc*** $\in$ ***Fechados***
  - **Eliminar *noSuc***

Procura A*

Contornos de exploração



- Para uma heurística consistente
  - Sempre que é expandido um nó o percurso desse nó é óptimo
  - São expandidos todos os nós com $f(n) < C^*$
  - São eventualmente expandidos nós com $f(n) = C^*$ antes do nó objectivo

Procura A*

- Método de procura de **eficiência óptima** para qualquer função heurística
  - Nenhum outro algoritmo expandirá menos nós, mantendo as características de ser **completo** e **óptimo**, excepto nas situações de escolha entre nós com $f(n) = C^*$

- **No entanto, não resolve o problema da complexidade combinatória**
  - O número de nós expandidos dentro do contorno do nó objectivo contínua a ser uma **função exponencial** da **dimensão do percurso** até ao objectivo
  - Função heurística afecta o contorno de procura
    - Pode não ser suficiente

Procura em Espaços de Estados

- **Âmbito Global**
  - **Profundidade**
    - Limitada
      - Iterativa
  - **Largura**
  - **Melhor-Primeiro**
    - Custo Uniforme
    - A*
    - Sôfrega
- **Âmbito Local**
  - **Guiada por Gradiente**
    - *Hill-climbing*

Outros métodos de procura

- Local / Global
- Optimização / Satisfação
- Parcial / Total

Referências

[Russel & Norvig, 2003]

S. Russell and P. Norvig, “Artificial Intelligence: A Modern Approach”, 2nd Edition, Prentice Hall, 2003

[Pearl, 1984]

J. Pearl, “Heuristics: Intelligent Search Strategies for Computer Problem Solving”, Addison-Wesley, 1984