



INF 1771 – Inteligência Artificial

Aula 18 – Aprendizado Por Reforço

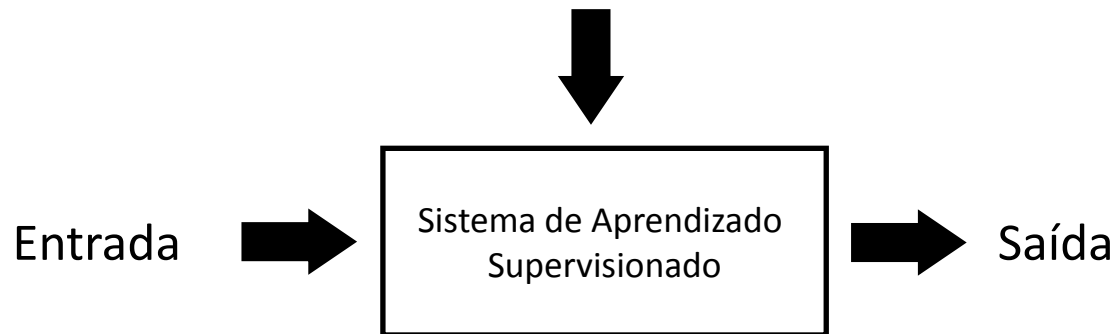
Edirlei Soares de Lima
<elima@inf.puc-rio.br>

Formas de Aprendizado

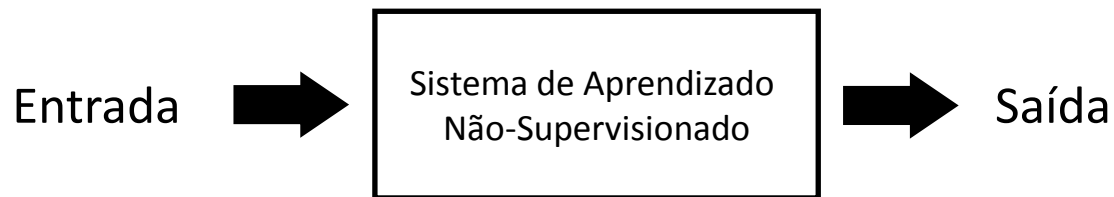
- Aprendizado Supervisionado
 - Árvores de Decisão.
 - K-Nearest Neighbor (KNN).
 - Support Vector Machines (SVM).
 - Redes Neurais.
- Aprendizado Não-Supervisionado
- **Aprendizado Por Reforço**

Aprendizado Supervisionado

Informação de Treinamento = Entradas + Saídas



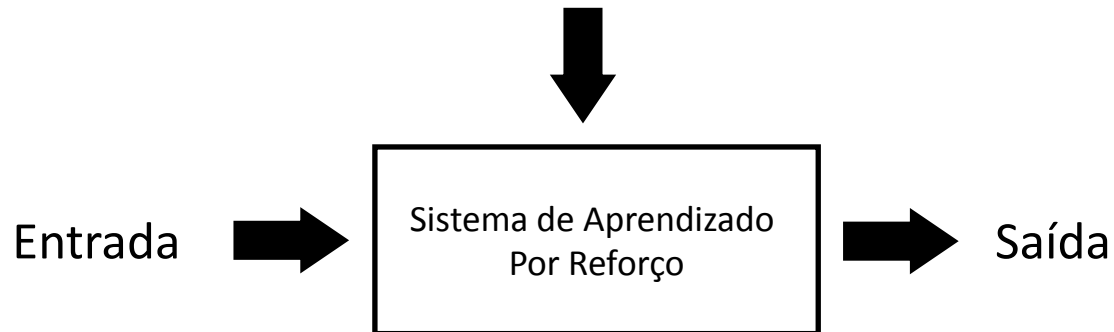
Aprendizado Não-Supervisionado



Objetivo: Agrupar objetos semelhantes

Aprendizado Por Reforço

Informação de Treinamento = Avaliação (Recompensas, Punições)

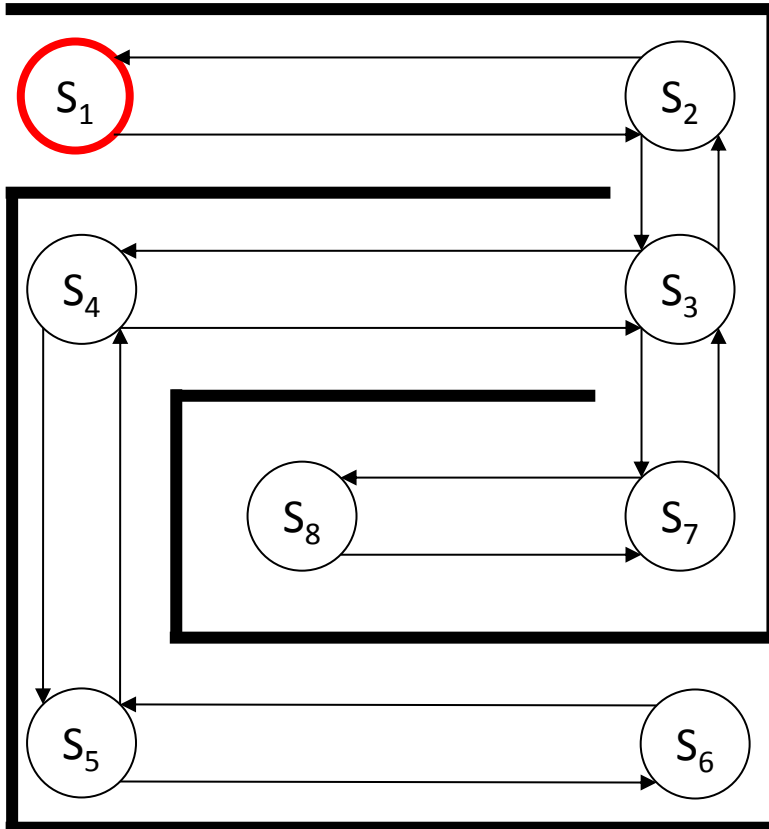


Objetivo: Conseguir o máximo de reforço possível

Introdução

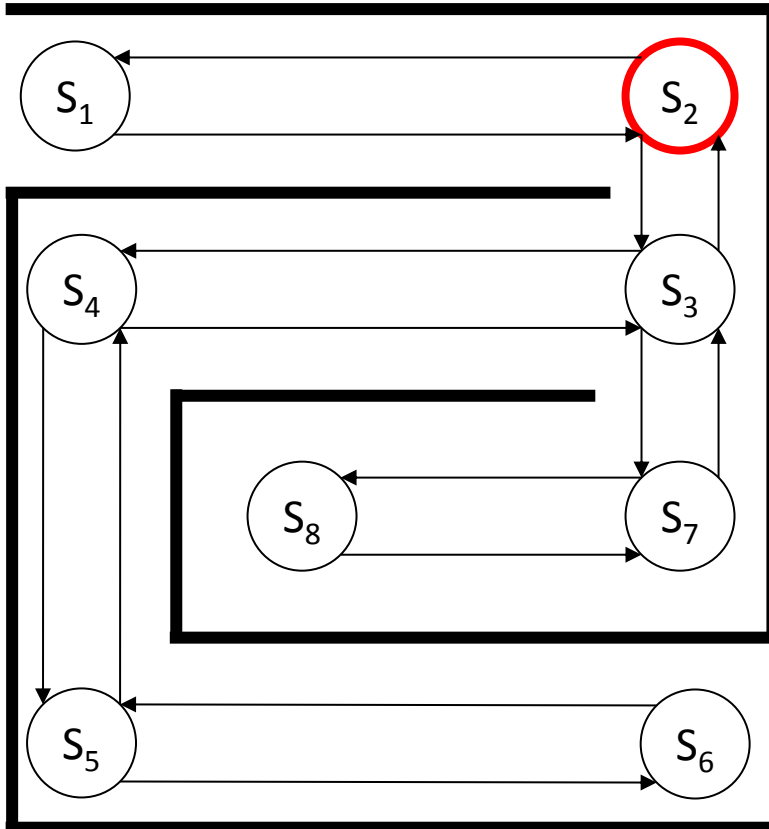
- **Como um agente aprende a escolher ações apenas interagindo com o ambiente?**
 - Muitas vezes é impraticável o uso de aprendizado supervisionado.
 - Como obter exemplos do comportamento correto e representativo para qualquer situação?
 - E se o agente for atuar em um ambiente desconhecido?
 - Exemplos:
 - Criança adquirindo coordenação motora.
 - Robô interagindo com um ambiente para atingir objetivos.

Exemplo



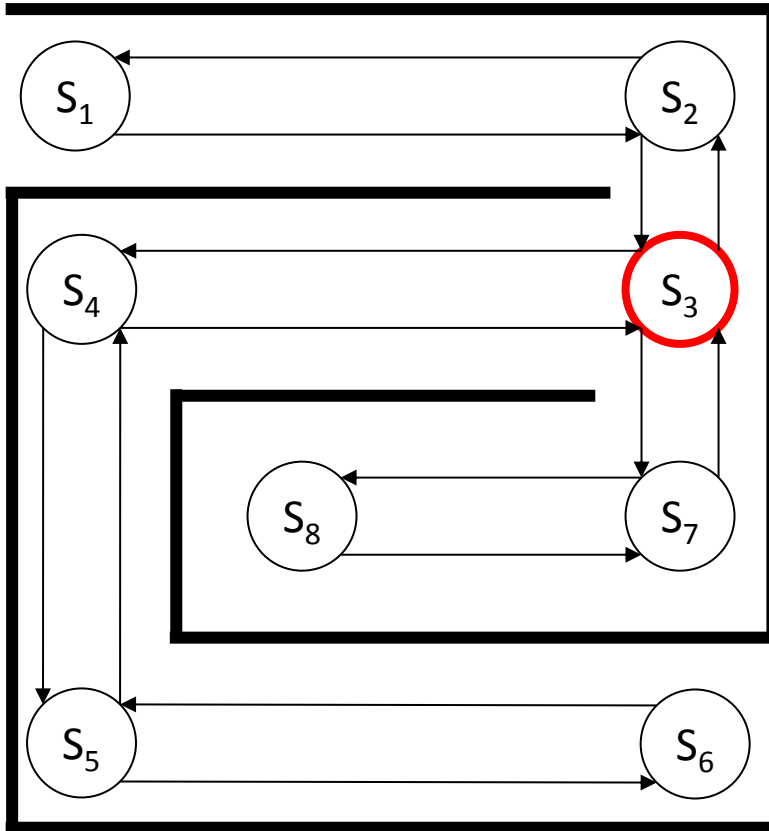
- As setas indicam a “força” entre dois estados.
- Inicialmente todas as setas possuem o mesmo valor de força.
- Iniciando em S_1 como chegar em S_6 ?

Exemplo



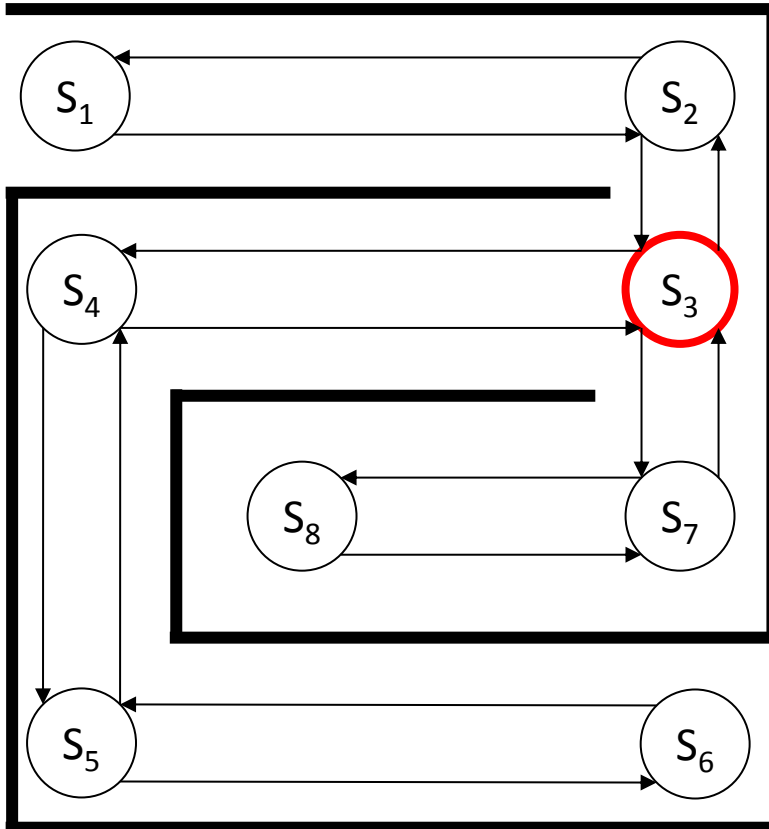
- Próximo estado é escolhido aleatoriamente de um dos próximos estados possíveis (ponderado pela força da associação).
- A primeira ação só pode levar para S_2 .

Exemplo



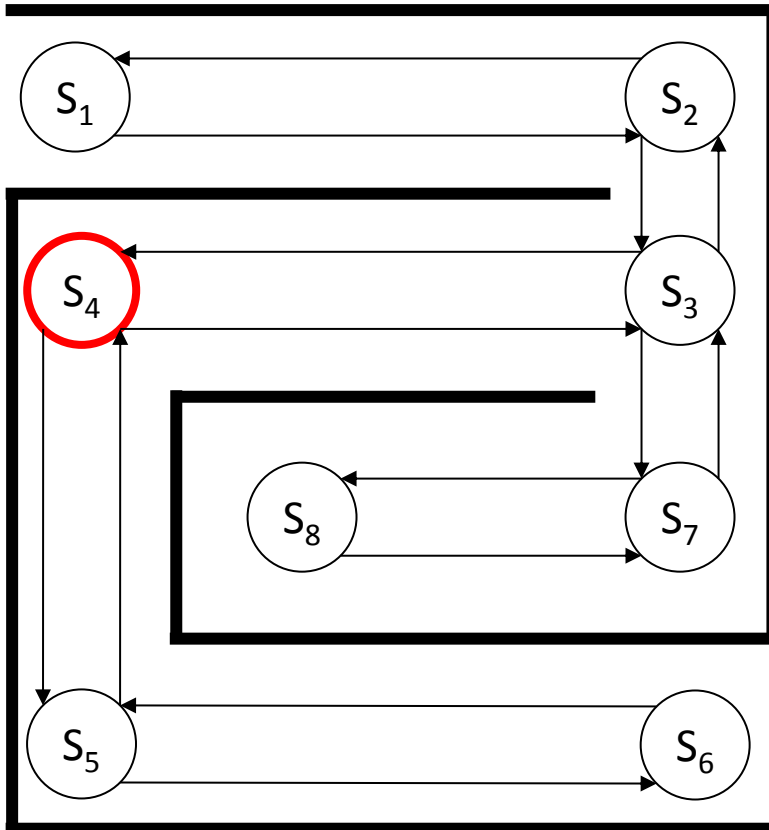
- Supondo que a próxima escolha leve a S_3 .

Exemplo



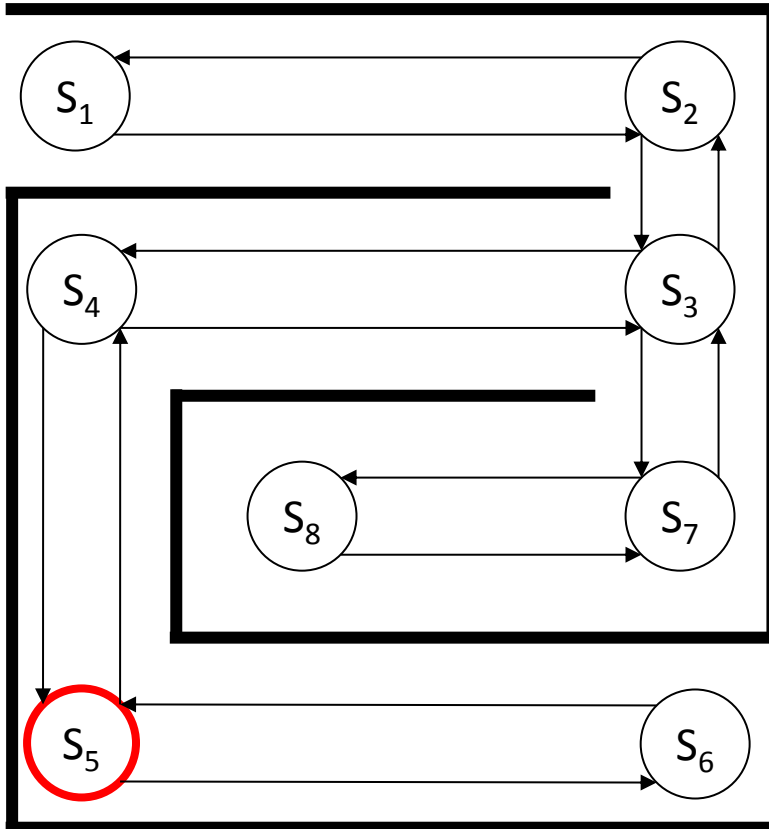
- Por sorteio, S_3 é o próximo escolhido.

Exemplo



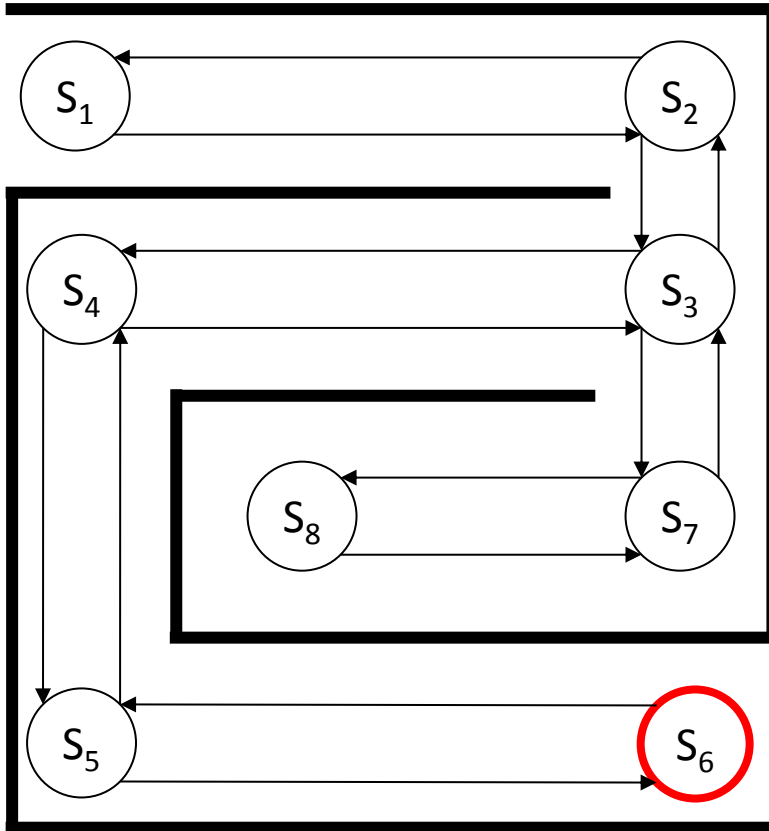
- O próximo é S_4 .

Exemplo



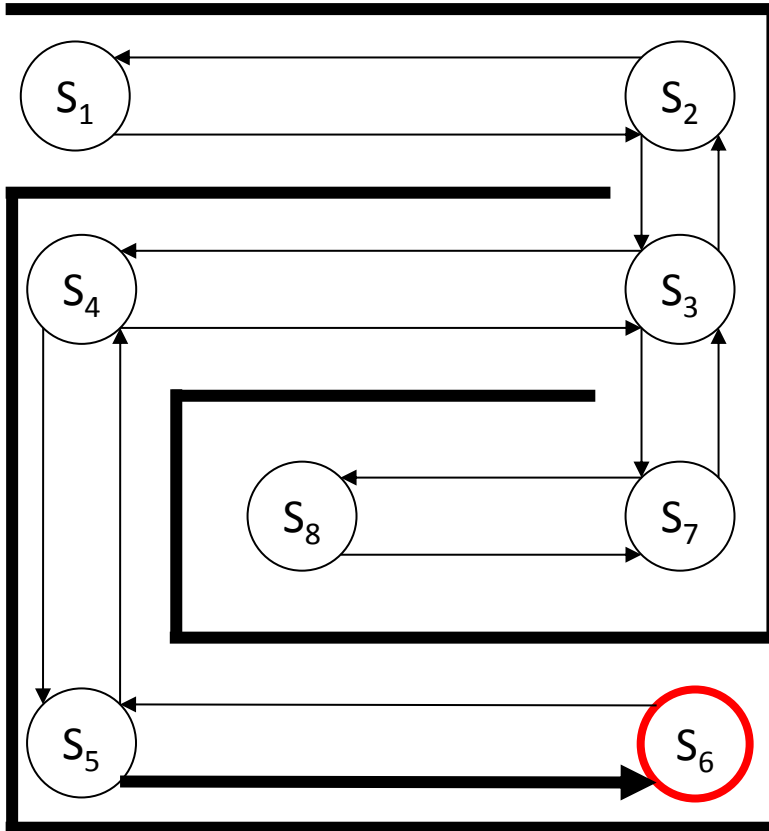
- E então S_5 é escolhido aleatoriamente.

Exemplo



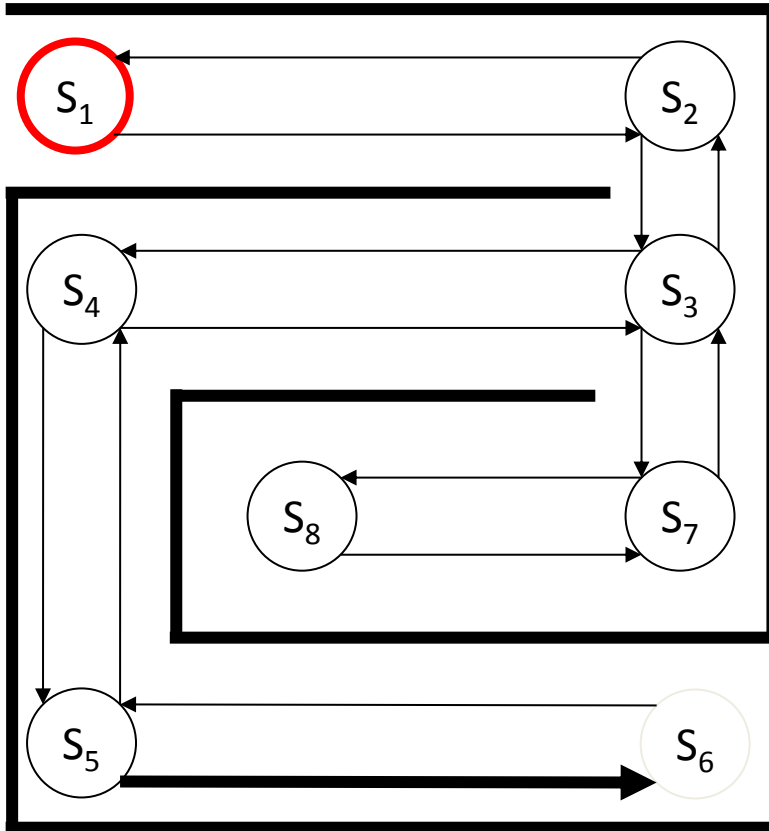
- E finalmente atingimos o objetivo S_6 .

Exemplo



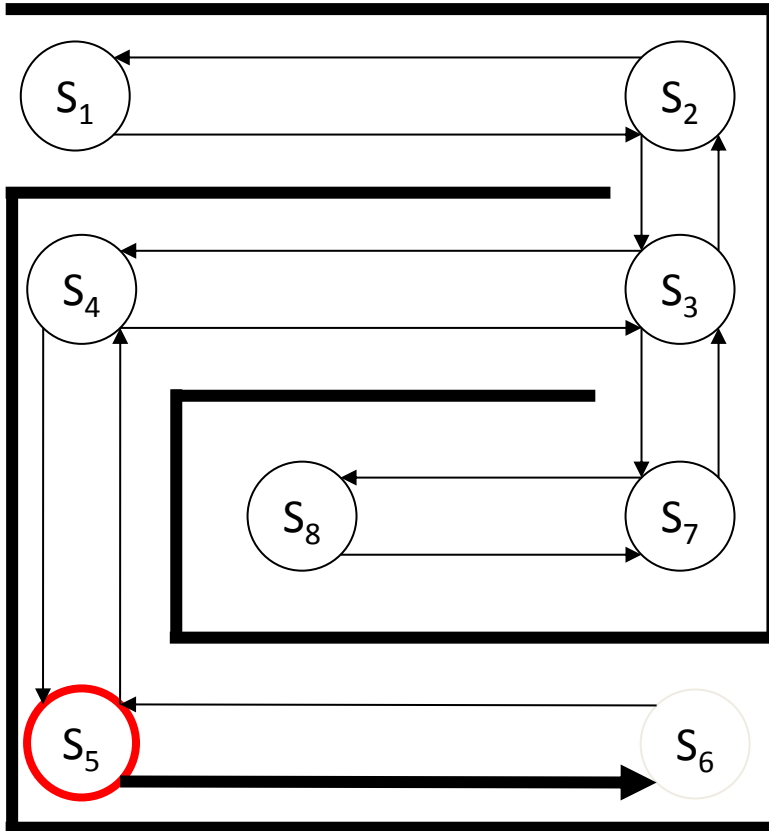
- Quando o estado objetivo é atingida, reforça-se a conexão entre ele e o estado que levou a ele.
- Na próxima vez que S_5 for alcançado, parte da força de associação será passada para S_4 .

Exemplo



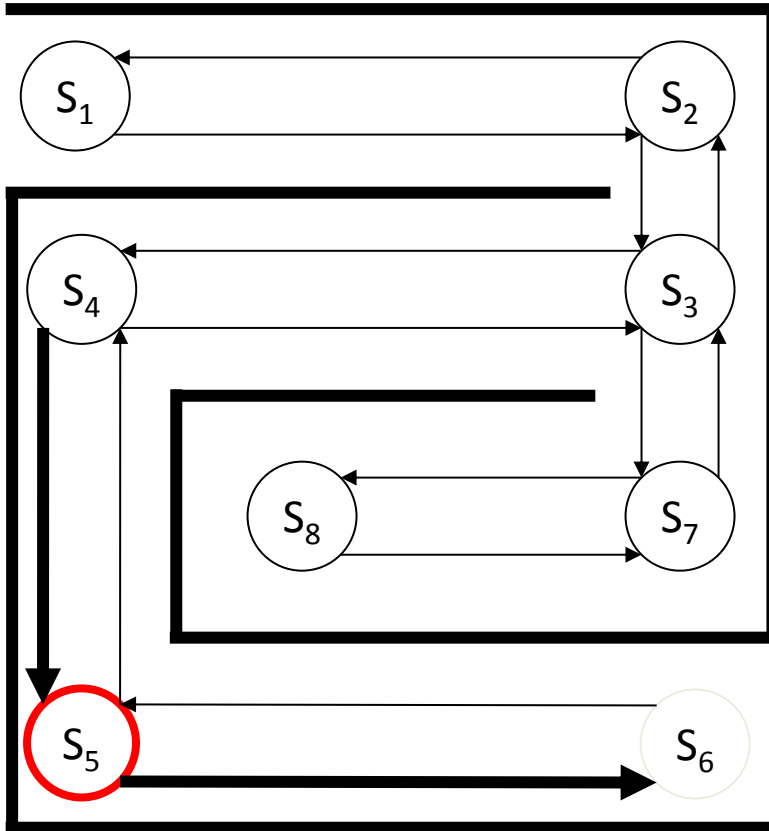
- Iniciando novamente o percurso.

Exemplo



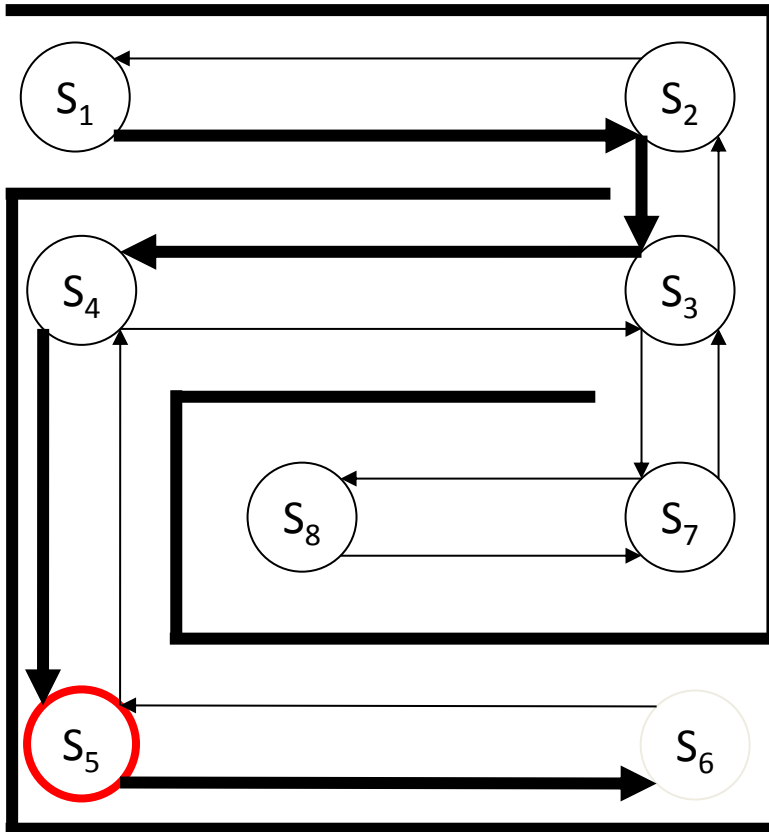
- Supondo que após alguns movimentos o agente chega novamente em S_5 .

Exemplo



- S₅ tem grande chance de atingir a meta pela rota com mais força.
- Em aprendizado por reforço, essa “força” é passada de volta para o estado anterior.
- Esse processo leva a criar um caminho entre o início e a meta.

Exemplo

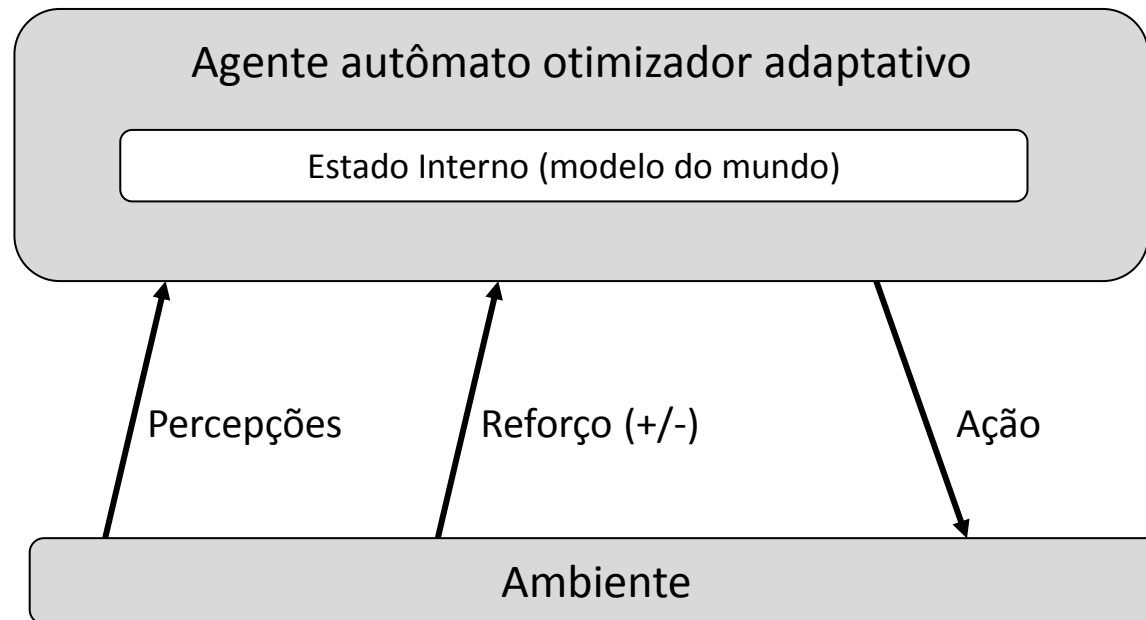


- Após reiniciar o percurso varias vezes, o agente aprenderia o melhor caminho a ser seguido.

Aprendizado Por Reforço

- Um agente em um **ambiente**.
- A cada instante do tempo t :
 - o agente está em um **estado** s .
 - executa uma **ação** a .
 - vai para um **estado** s' .
 - recebe uma **recompensa** r .
- Problema da aprendizagem por reforço:
 - Como escolher uma política de ações que **maximize o total de recompensas** recebidas pelo agente.

Aprendizado Por Reforço




Aprendizado Por Reforço

- **Processo de Decisão**
 - Conjunto de **estados** S .
 - Conjunto de **ações** A .
 - Uma função de **recompensa** $r(s, a)$.
 - Uma função de **transição de estados** $\alpha(s, a)$.

- **Política de ações** $\pi(s)$:
 - $\pi : S \rightarrow A$

Estados e Ações

- **Estado:** conjunto de características que descrevem o ambiente.
 - Formado pelas **percepções do agente + modelo do mundo.**
 - Deve **prover informação** para o agente de quais ações podem ser executadas.
 - A representação deste estado deve ser suficiente para que o agente **tome suas decisões.**
 - A decisão de que ação tomar não pode depender da sequência de estados anteriores.
- 

A Função de Recompensa

- **Feedback do ambiente** sobre o comportamento do agente.
- Indicada por $R(S, A) \rightarrow R$
 - $r(s,a)$ indica a recompensa recebida quando o agente está no estado s e executa a ação a .
 - Pode ser determinística ou estocástica

Função de Transição de Estados

- $\alpha(S, A) \rightarrow S$
- $\alpha(s, a)$ indica em qual estado o agente está, dado que:
 - Estava no estado s .
 - executou a ação a .
- Ambientes não-determinísticos:
 - $\alpha(s, a, s')$
 - Indica a probabilidade de ir para um estado s' dado que estava em s e executou a ação a .

Exemplos de Problemas

Problema	Estados	Ações	Recompensas
Agente jogador de damas.	Configurações do tabuleiro.	Mover uma determinada peça.	+ Capturas – Perdas
Agente em jogo de luta.	Posição, energia dos lutadores, tempo, estar ou estar sendo atacado, etc...	Mover-se em uma direção, lançar magia, bater, etc...	+ Tirar energia do oponente. - Perder energia.
Agente patrulhador.	Posição no mapa (atual e passadas), ociosidade da vizinhança, etc...	Ir para algum lugar vizinho do Mapa	Ociosidade (tempo sem visitas) do lugar visitado Atualmente.

Política de Ações $\pi(s)$

- Função que modela o comportamento do agente
 - Mapeia estados em ações.
 - Pode ser vista como um conjunto de regras do tipo $s_n \rightarrow a_m$

- Exemplo:

Se estado $s =$ (inimigo próximo, estou perdendo) **então**

ação $a =$ (usar magia);

Se estado $s =$ (outro estado) **então**

ação $a =$ (outra ação);

Função Valor dos Estados $V\pi(s)$ ($S \rightarrow R$)

- **Como saber se um determinado estado é bom ou ruim?**
 - A função valor $V\pi(s)$ expressa esta noção, em termos das recompensas e da política de ações.
 - **Representa a recompensa a receber em um estado s , mais as recompensas futuras se ele seguir uma política de ações π .**
 - Exemplo: tornar-se diretor é bom pelo que o cargo permite e permitirá nas próximas promoções.
- $V\pi(s_0) = r_0 + r_1 + r_2 + r_3 + \dots$
 - Problema: se o tempo for infinito, a função valor do estado tende a infinito.

Função Valor das Ações $Q\pi(s, a) : (S, A) \rightarrow R$

- **A função valor das ações $Q\pi(s, a)$ indica a soma das recompensas a obter, dado que:**
 - o agente está no estado s .
 - executou uma ação a .
 - a partir daí, seguiu uma política de ações π .
- **$Q\pi(s, a) = r(s, a) + V\pi(s')$, onde:**
 - $S' = \alpha(s, a)$ = indica em qual estado o agente está, dado que ele estava no estado s e executou a ação a .
 - **O valor da ação é a recompensa da ação mais o valor do estado para onde o agente vai devido à ação.**

Aprendizado Por Reforço

- **O aprendizado por reforço consiste em aprender uma política de ações π^* ótima, que maximiza a função $V\pi(V^*)$ ou a função $Q\pi(Q^*)$**

- $\pi^* = \operatorname{argmax}_{\pi}[V\pi(s)]$

- Em outras palavras, de que maneira o agente deve agir para maximizar as suas recompensas futuras.

Q Learning

- **Algoritmo Q Learning**

- Para todo estado s e ação a , inicialize a tabela $Q[s][a] = 0$;

- Para sempre, faça:

- Observe o estado atual s ;
- Escolha uma ação a e execute;
- Observe o próximo estado s' e recompensa r .
- Atualize a tabela Q :
 - $Q[s][a] = r + \max_{a'}(Q[s'][a'])$

Usufruir valores conhecidos ou explorar valores não computados?

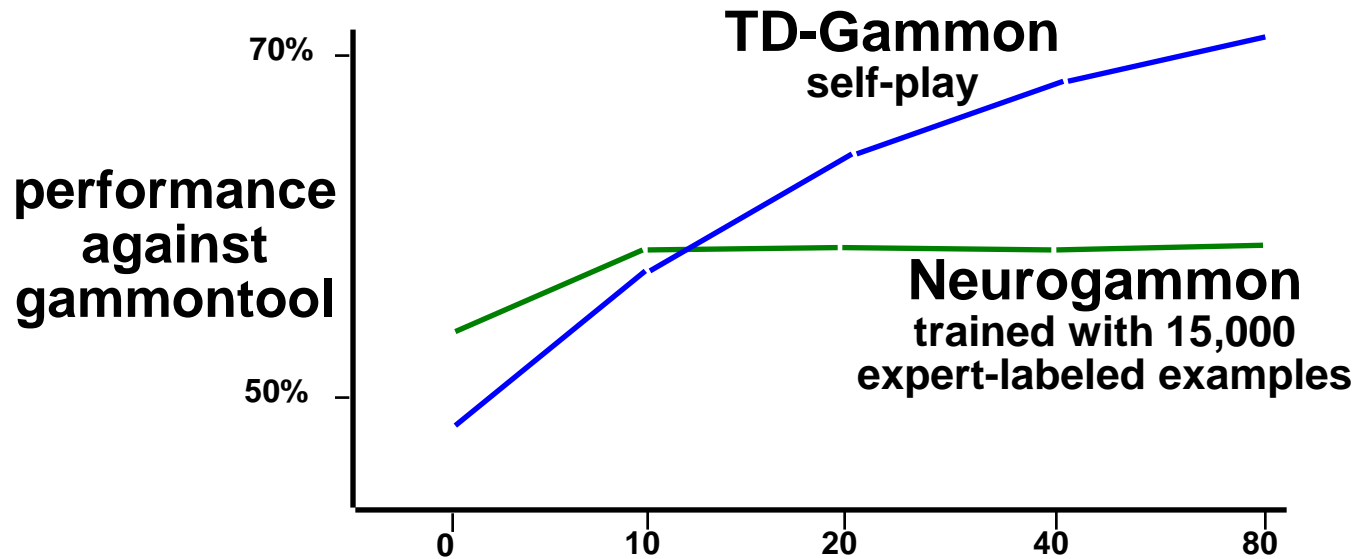
Dilema de Explorar ou Usufruir

- **Usufruir**
 - Escolher a ação que atualmente está com maior valor $Q(s,a)$
- **Explorar**
 - Escolher uma ação randômica, para que seu valor $Q(s,a)$ seja atualizado
- **Dilema**
 - Dado que eu aprendi que $Q(s, a)$ vale 100, vale a pena tentar executar a ação a' se $Q(s, a')$ por enquanto vale 20?
 - Depende do ambiente, da quantidade de ações já tomadas e da quantidade de ações restantes.

Aplicações

- [Tesauro, 1995] Modelagem do **jogo de gamão** como um problema de aprendizagem por reforço:
 - Vitória: +100
 - Derrota: -100
- Após 1 milhão de partidas contra ele mesmo, joga tão bem quanto o melhor jogador humano.

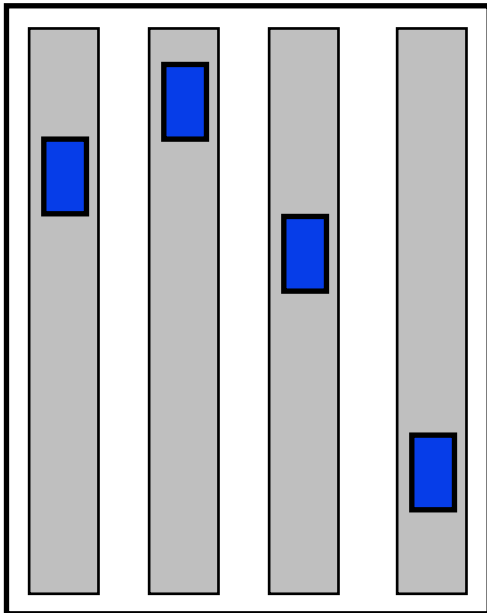
Aplicações



Tesauro, 1992

Aplicações

- [Crites and Barto, 1996] Controle de Elevadores
10 andares, 4 cabines



Estados: estados dos botões; posição, direção, e estado de movimentação dos elevadores; passageiros nos elevadores e esperando.

Ações: parar em, passar, próximo andar.

Recompensas: simplesmente -1 por tempo em que cada pessoa ficava esperando.

Leitura Complementar

- Mitchell, T. **Machine Learning**, McGraw–Hill Science/Engineering/Math, 1997.
- Duda, R., Hart, P., Stork, D., **Pattern Classification**, John Wiley & Sons, 2000

