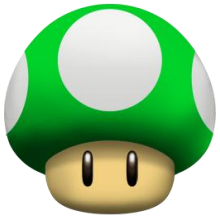
INF 1771 – Inteligência Artificial

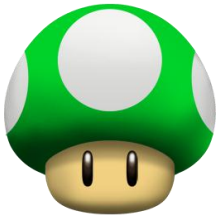
Aula 24 – Aprendizado Por Reforço

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



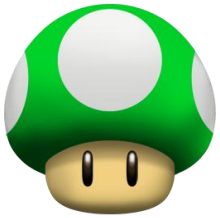
Formas de Aprendizado

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

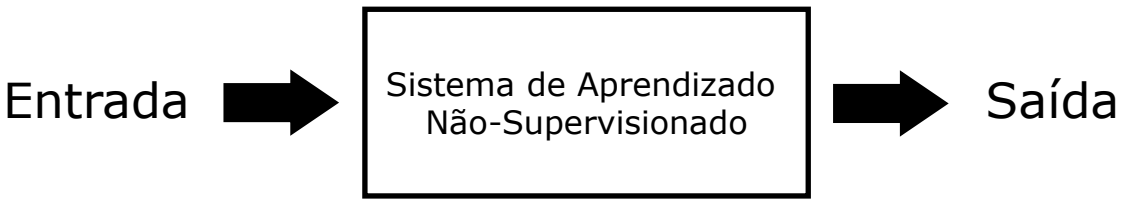


Aprendizado Supervisionado

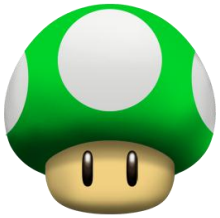
Informação de Treinanento = Entradas + Saídas



Aprendizado Não-Supervisionado

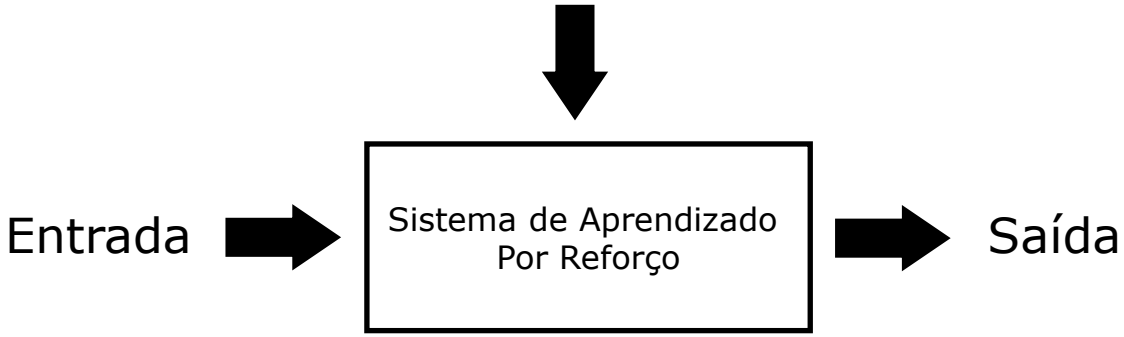


Objetivo: Agrupar objetos semelhantes

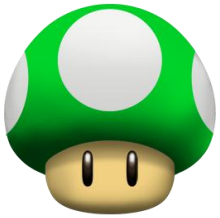


Aprendizado Por Reforço

Informação de Treinanento = Avaliação(Recompenças, Punições)

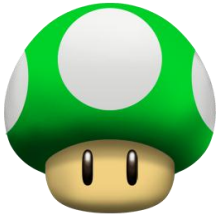


Objetivo: Conseguir o máximo de reforço possível

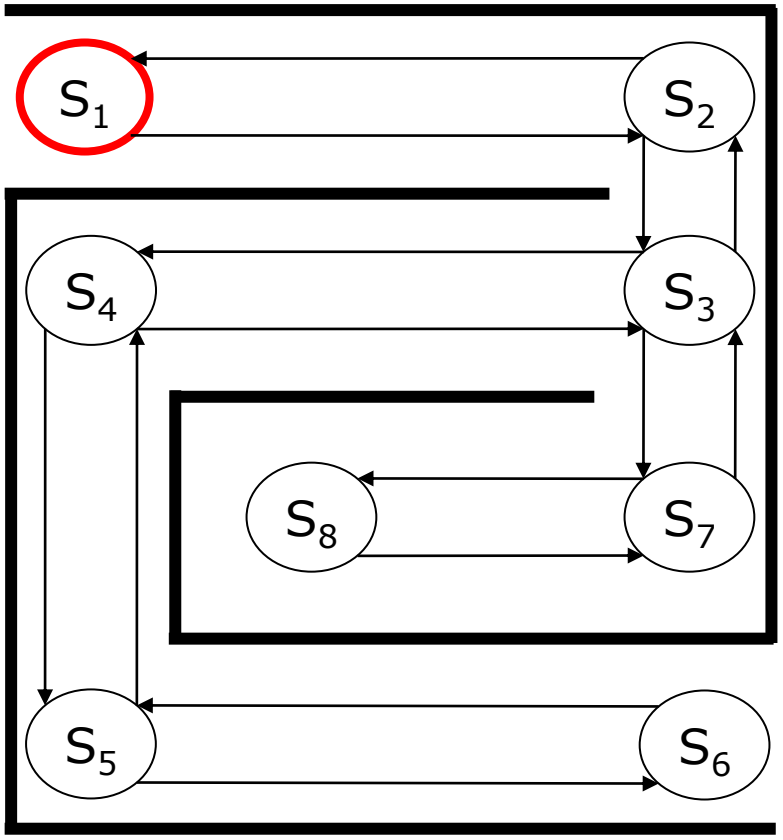


Introdução

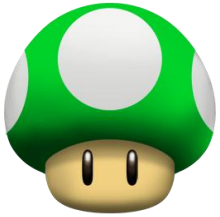
- **Como um agente aprende a escolher ações apenas interagindo com o ambiente?**
  - Muitas vezes é impraticável o uso de aprendizado supervisionado.
  - Como obter exemplos do comportamento correto e representativo para qualquer situação?
  - E se o agente for atuar em um ambiente desconhecido?
  -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



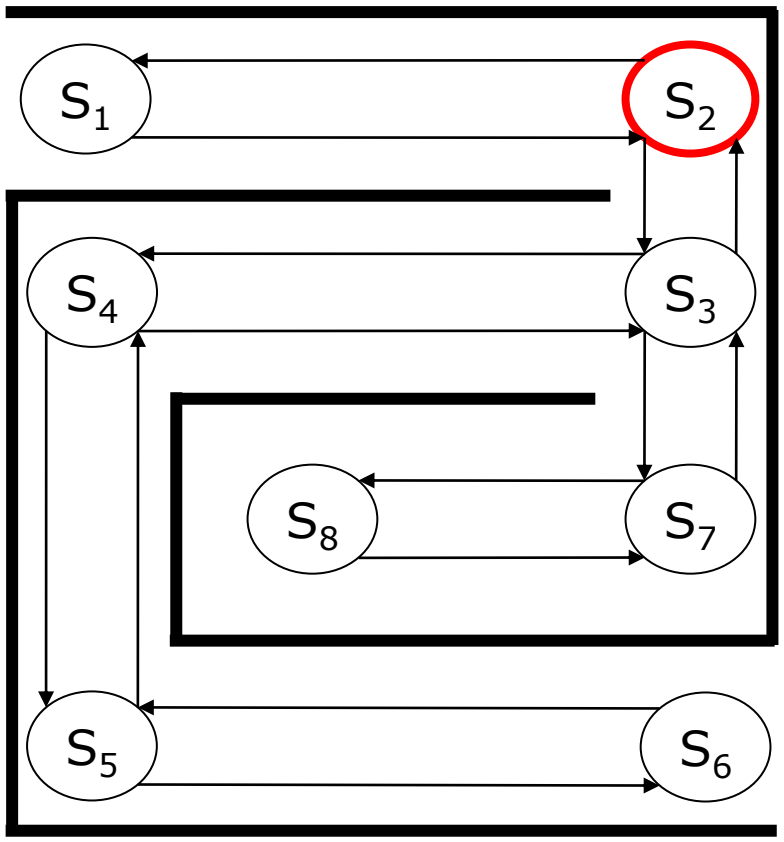
Exemplo



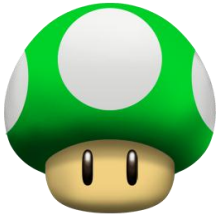
- As setas indicam a "força" entre dois estados.
- Inicialmente todas as setas possuem o mesmo valor de força.
- Iniciando em S_1 como chegar em S_6?



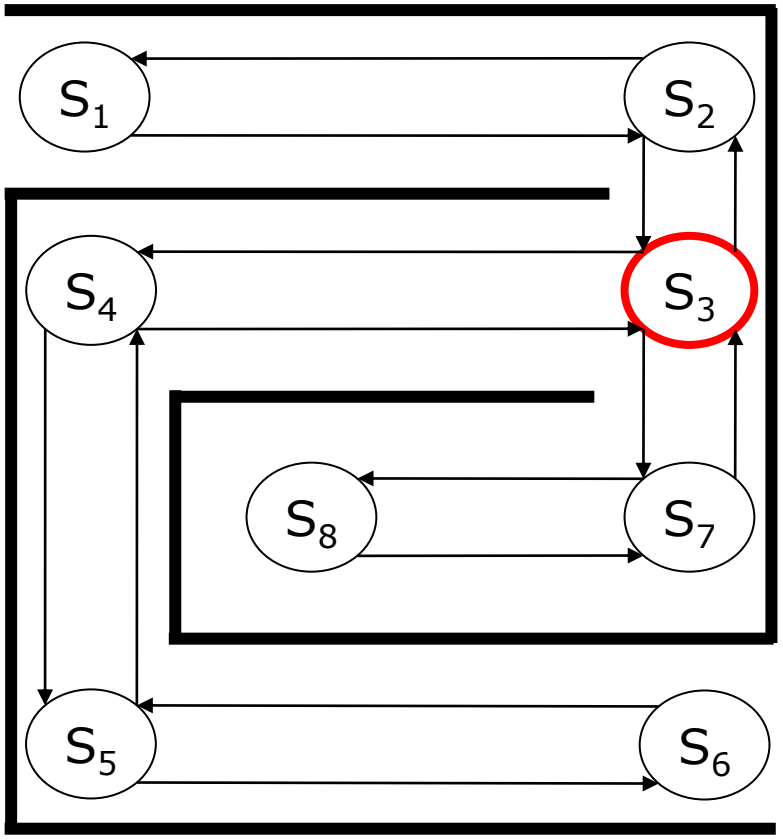
Exemplo



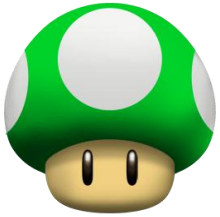
- Próximo estado é escolhido aleatoriamente de um dos próximos estados possíveis (ponderado pela força da associação).
- A primeira ação só pode levar para S_2.



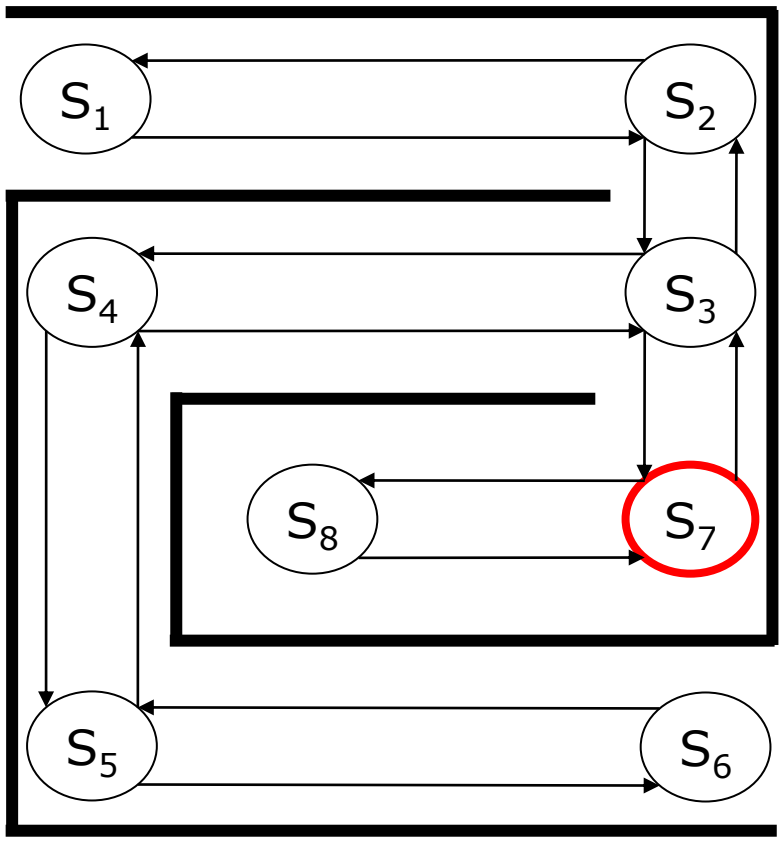
Exemplo



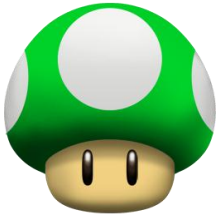
- Supondo que a próxima escolha leve a S_3.



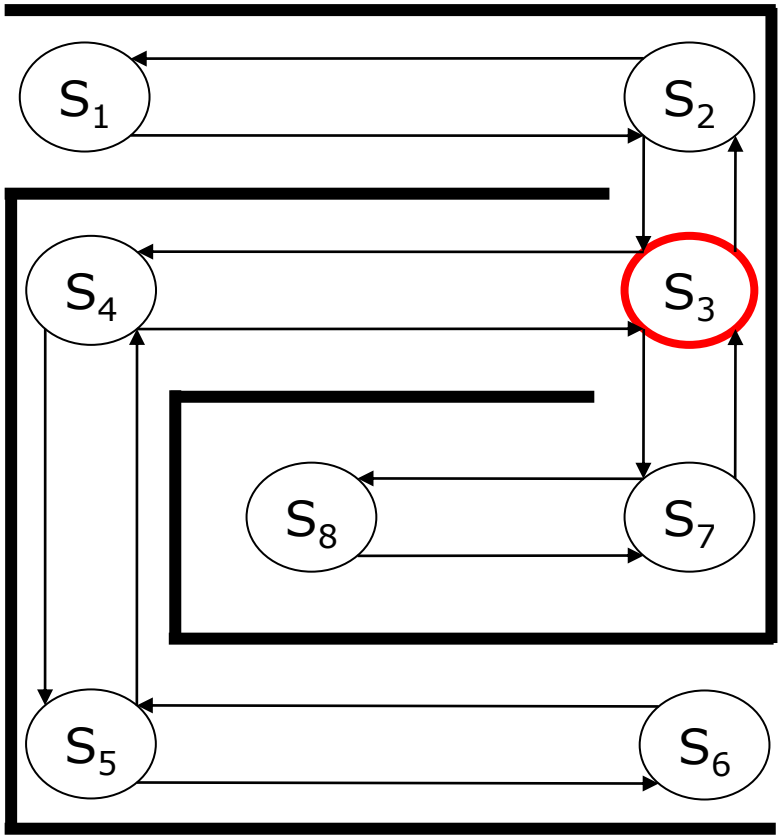
Exemplo



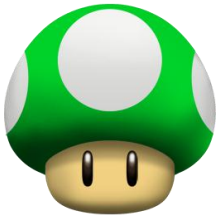
- Em S_3, as possíveis escolhas são S_2, S_4, ou S_7.
- Vamos supor que S_7 é escolhido aleatoriamente.



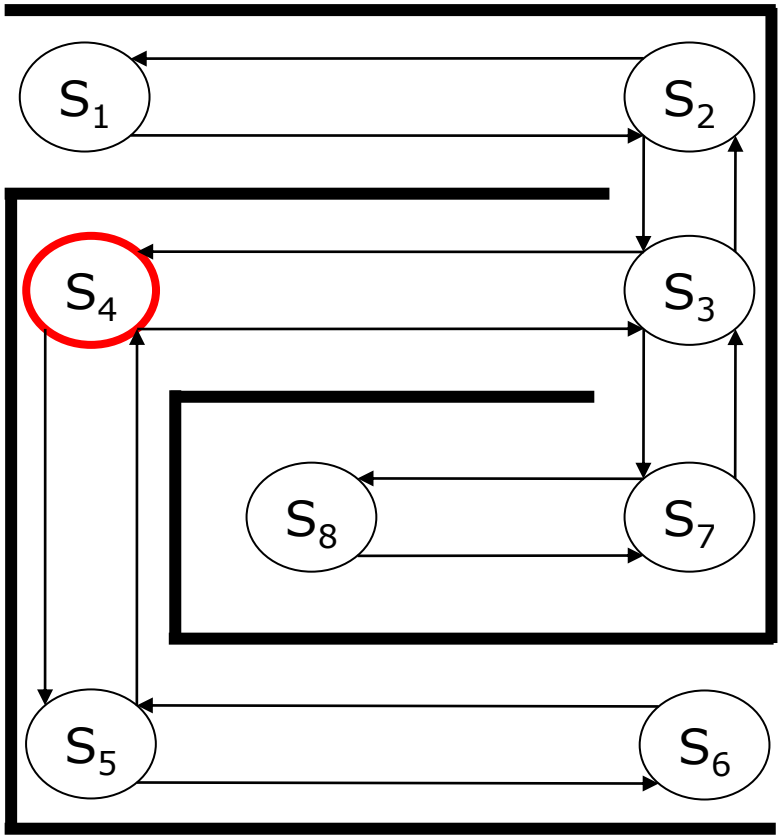
Exemplo



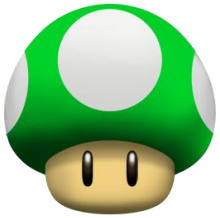
- Por sorteio, S_3 é o próximo escolhido.



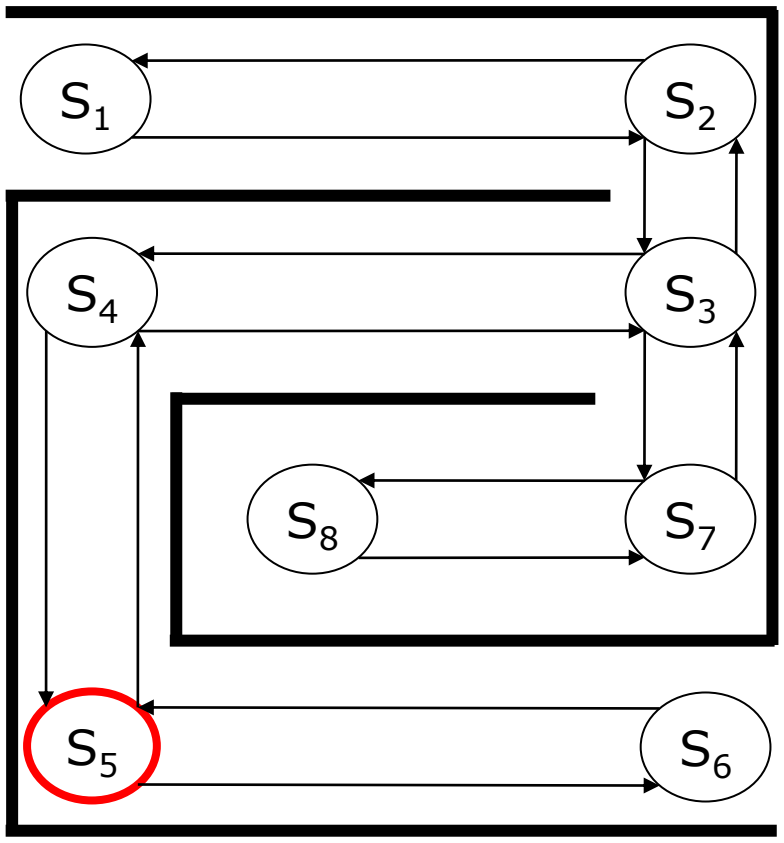
Exemplo



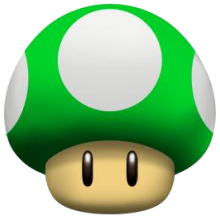
- O próximo é S_4.



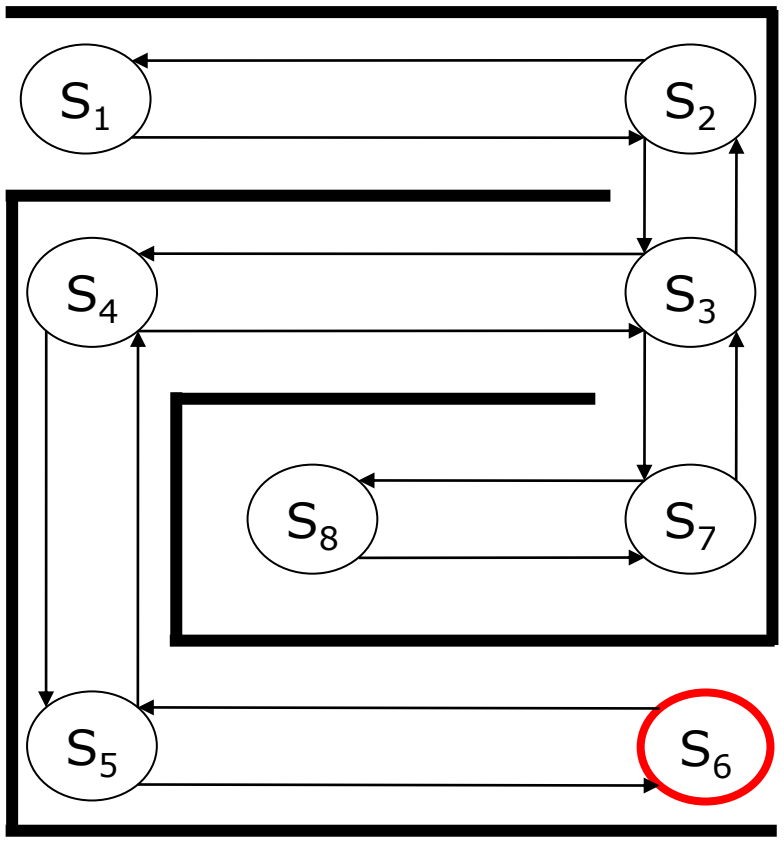
Exemplo



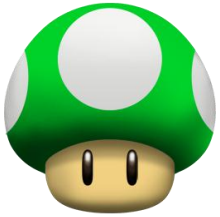
- E então S_5 é escolhido aleatoriamente.



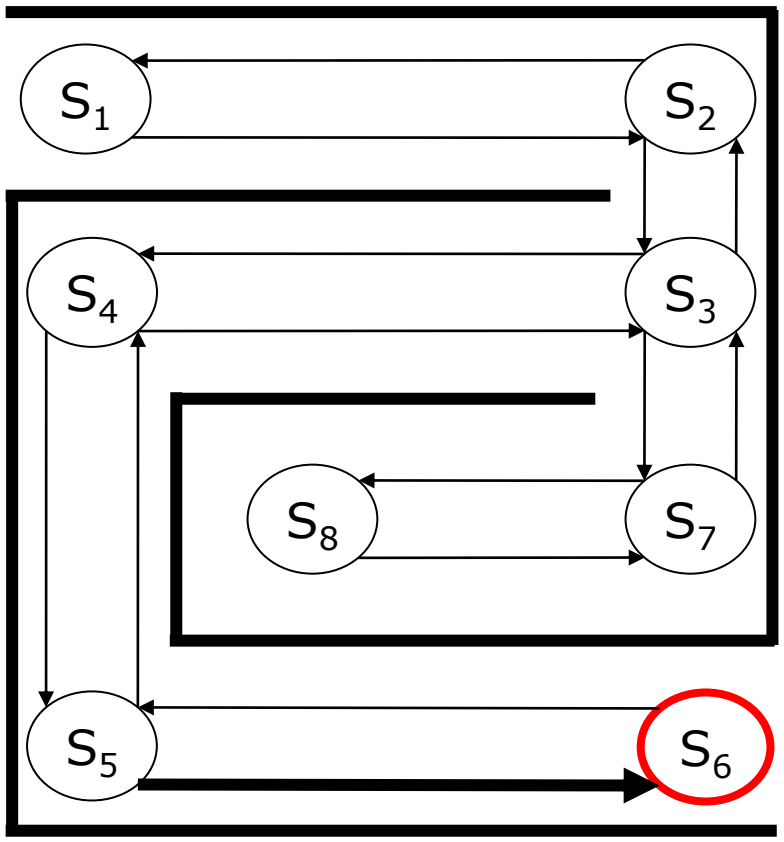
Exemplo



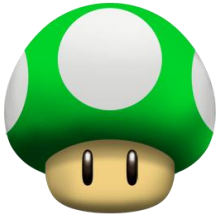
- E finalmente atingimos o objetivo S_6.



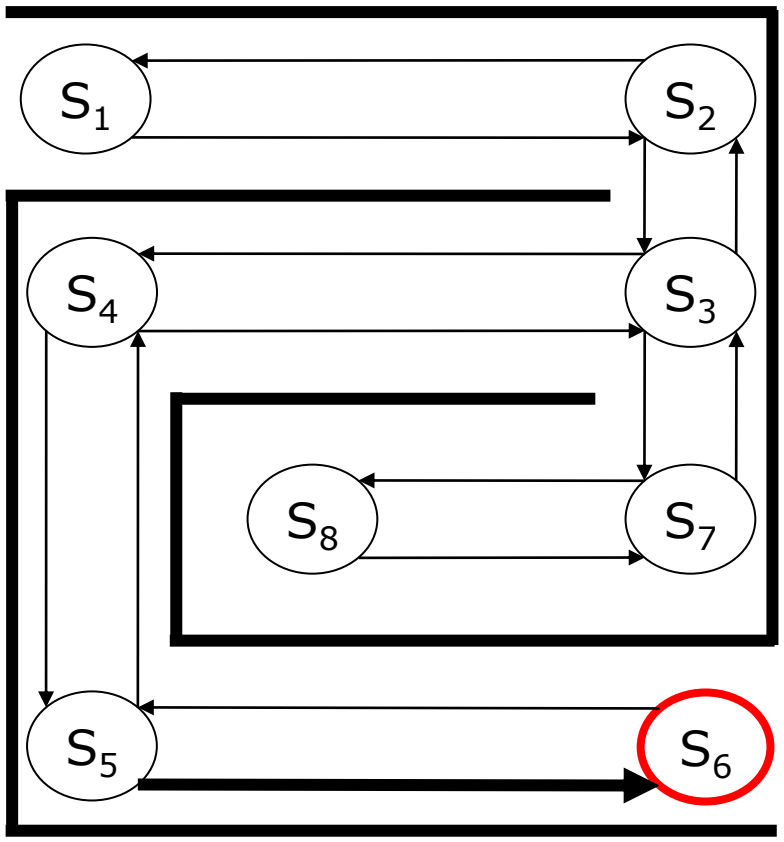
Exemplo



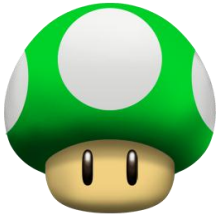
- Quando o estado objetivo é atingida, reforça-se a conexão entre ele e o estado que levou a ele.
- Na próxima vez que S_5 for alcançado, parte da força de associação será passada para S_4.



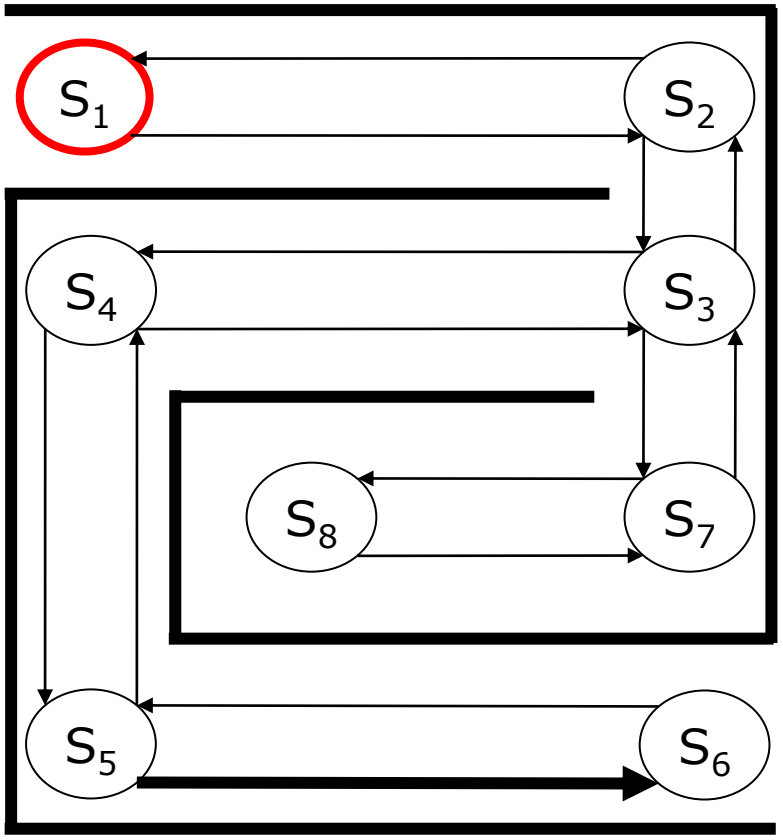
Exemplo



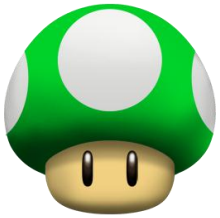
- Quando o estado objetivo é atingida, reforça-se a conexão entre ele e o estado que levou a ele.
- Na próxima vez que S_5 for alcançado, parte da força de associação será passada para S_4.



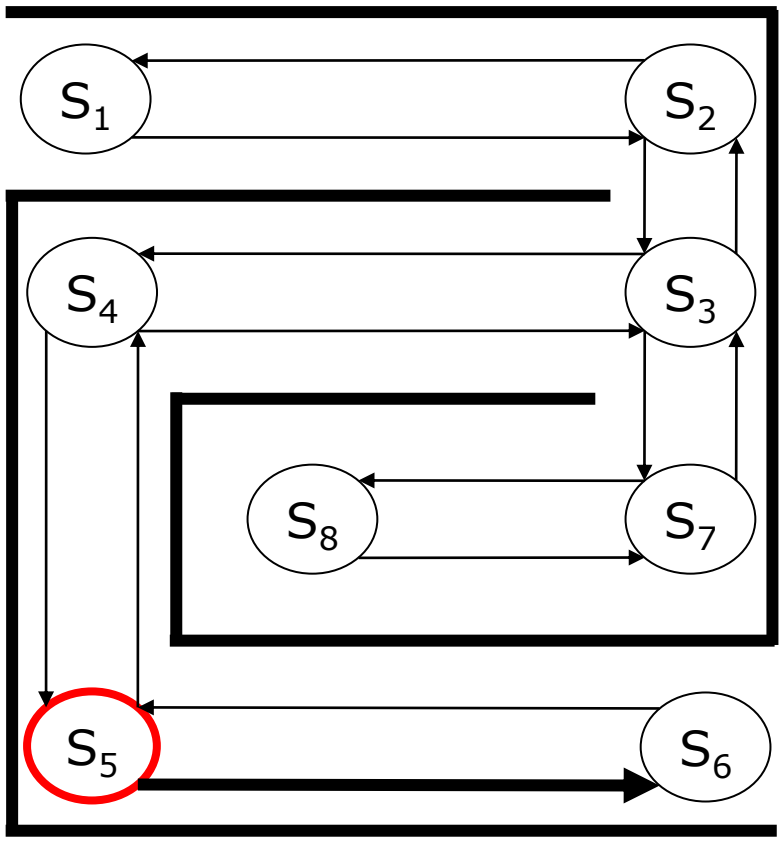
Exemplo



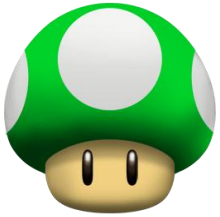
- Iniciando novamente o percurso.



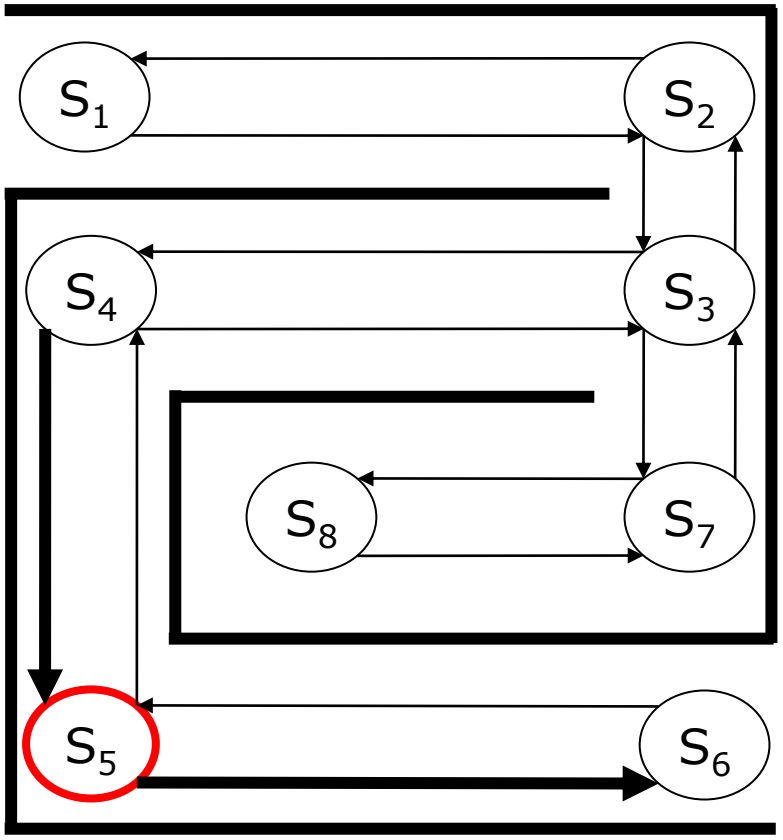
Exemplo



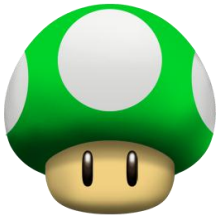
- Supondo que após alguns movimentos o agente chega novamente em S_5.



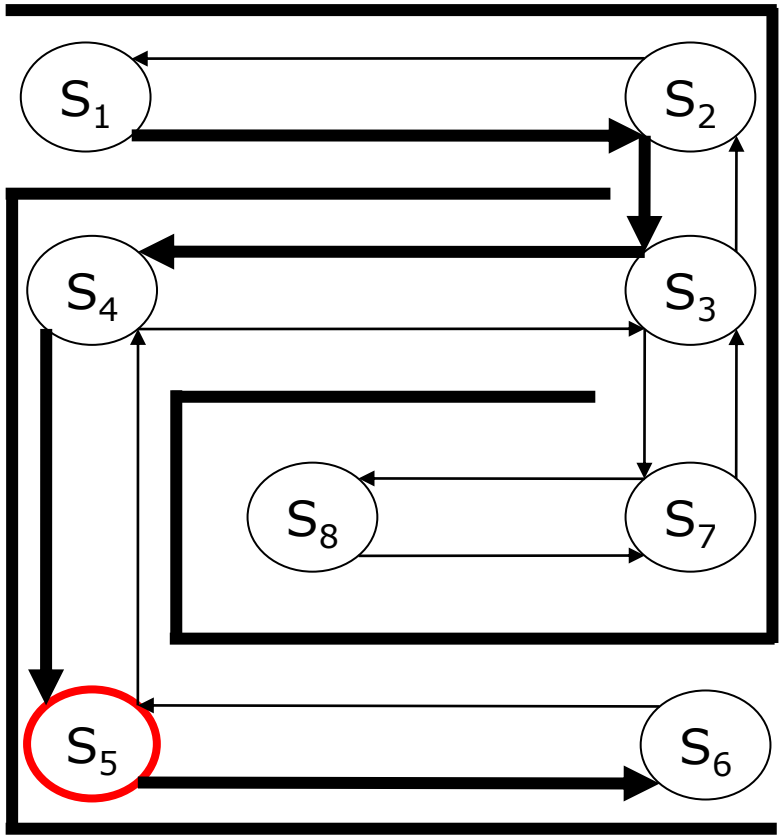
Exemplo



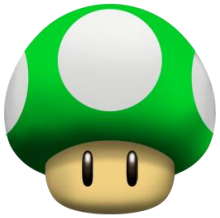
- S_5 tem grande chance de atingir a meta pela rota com mais força.
- Em aprendizado por reforço, essa "força" é passada de volta para o estado anterior.
- Esse processo leva a criar um caminho entre o início e a meta.



Exemplo

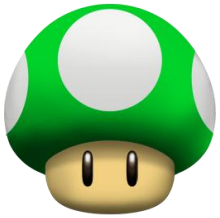


- Após reiniciar o percurso varias vezes, o agente aprenderia o melhor caminho a ser seguido.

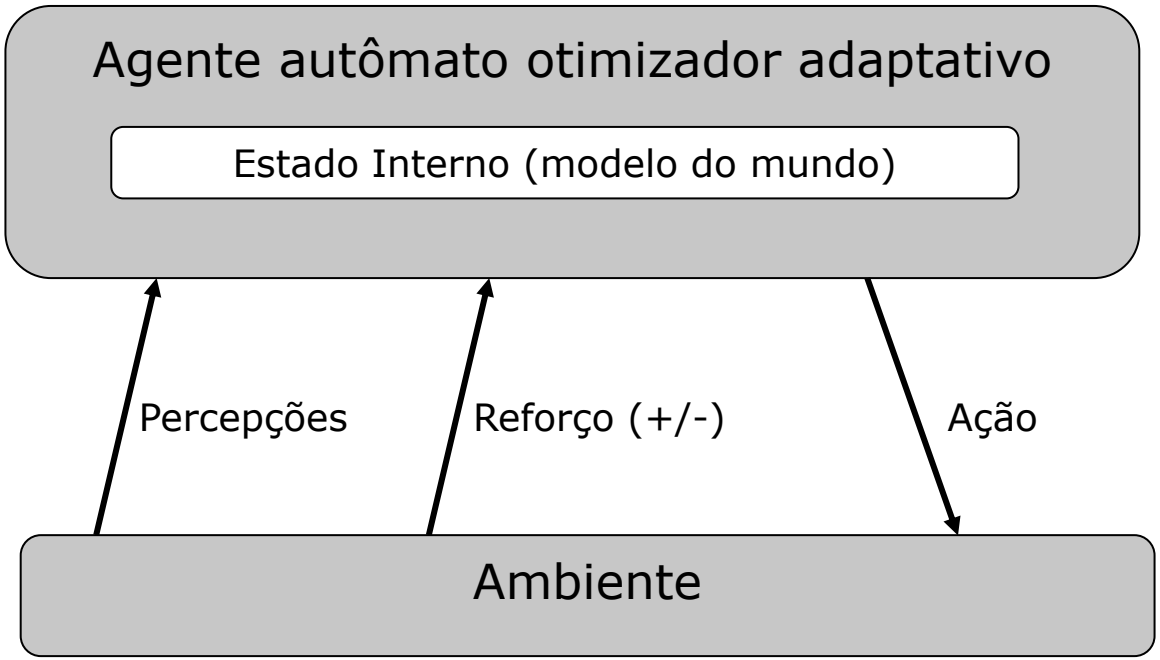


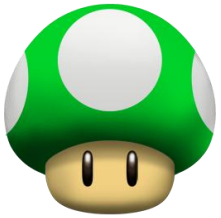
Aprendizado Por Reforço

- 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

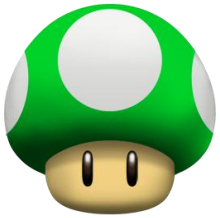




Aprendizado Por Reforço

- **Processo de decisão de Markov (MDP)**
  - 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** $\pi(s)$:
  - $\pi : S \rightarrow A$

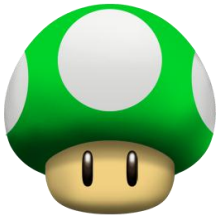


Estados e Ações

- **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.
  - Um tabuleiro de dama satisfaz esta propriedade, mas de xadrez não.

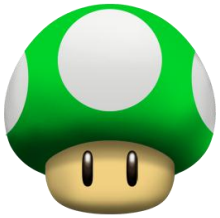


A Função de Recompensa

- **Feedback do ambiente** sobre o comportamento do agente.

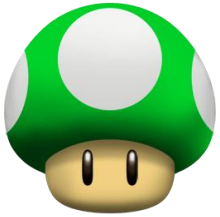
- Indicada por R(S, A) → R
  - *r*(*s*,*a*) indica a recompensa recebida quando o agente está no estado *s* e executa a ação *a*.

  - Pode ser determinística ou estocástica



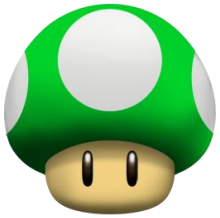
Função de Transição de Estados

- $\alpha(S, A) \rightarrow S$
- $\alpha(s, a)$ 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

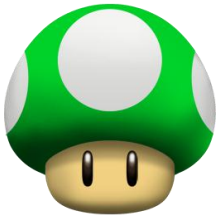
Problema	**Estados**	**Ações**	**Recompensas**
Agente jogador de damas.	Configurações do tabuleiro.	Mover uma determinada peça.	+ Capturas – Perdas
Agente em jogo de luta.	Posição,energia dos lutadores, tempo, estar ou estar sendo atacado, etc...	Mover-se em uma direção, lançar magia, bater, etc...	+ 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 $\pi(s)$

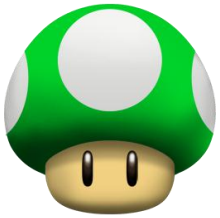
- Função que modela o comportamento do agente
  - Mapeia estados em ações.
  - Pode ser vista como um conjunto de regras do tipo $s_n \rightarrow a_m$
- Exemplo:

Se estado s = (inimigo próximo, estou perdendo) **então**
ação a = (usar magia);
Se estado s =(outro estado) **então**
ação a = (outra ação);



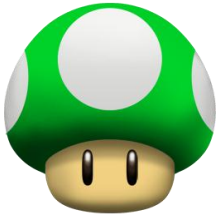
Função Valor dos Estados $V\pi(s)$ ($S \rightarrow R$)

- **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.
- $V\pi(s_0) = r0 + r1 + r2 + r3 + \ldots$
  - Problema: se o tempo for infinito, a função valor do estado tende a infinito.



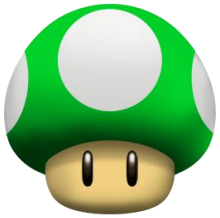
Função Valor das Ações $Q\pi(s, a) : (S, A) \rightarrow R$

- **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.**



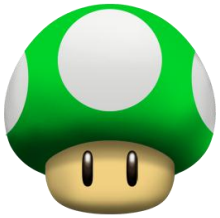
Aprendizado Por Reforço

- **O aprendizado por reforço consiste em aprender uma política de ações π^* ótima**, que maximiza a função **$V\pi(V^*)$** ou a função **$Q\pi(Q^*)$**
  - $\pi^* = \text{argmax}_\pi[V\pi(s)]$
- Em outras palavras, de que maneira o agente deve agir para maximizar as suas recompensas futuras.



Aprendendo uma Política Ótima

- Se o **ambiente é determinístico** $\alpha(s, a) = s'$ (função de transição de estados) é conhecida e r(s, a) (função de recompensa) é conhecida, é possível computar uma política ótima:
  - $V^*(s) = \max_a[r(s,a) + V^*(\alpha(s,a))]$
  - $\pi^*(s) = \text{argmax}_a[r(s,a) + V^*(\alpha(s,a))]$
  - Tempo polinomial.
  - **Problema:** se não temos conhecimento prévio das recompensas e transição de estados.
- Se o **ambiente é não-determinístico**, mas a função de probabilidade de transição de estados for conhecida, também é possível computar π^*
  - **Problema:** É difícil estimar probabilidades.

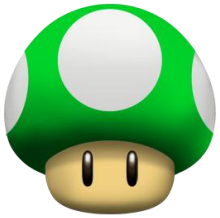


Q Learning

- **Algoritmo Q Learning**

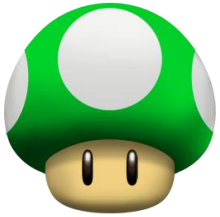
- Para todo estado *s* e ação *a*, inicialize a tabela Q[*s*][*a*] = 0;
- Para sempre, faça:
  - Observe o estado atual *s*;
  - Escolha uma ação *a* e execute;
  - Observe o próximo estado *s'* e recompensa *r*.
  - Atualize a tabela Q:
    - $Q[s][a] = r + \max_{a'}(Q[s'][a'])$

Usufruir valores conhecidos ou explorar valores não computados?



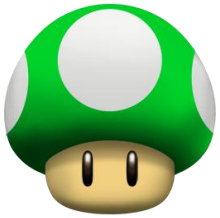
Dilema de Explorar ou Usufruir

- **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.

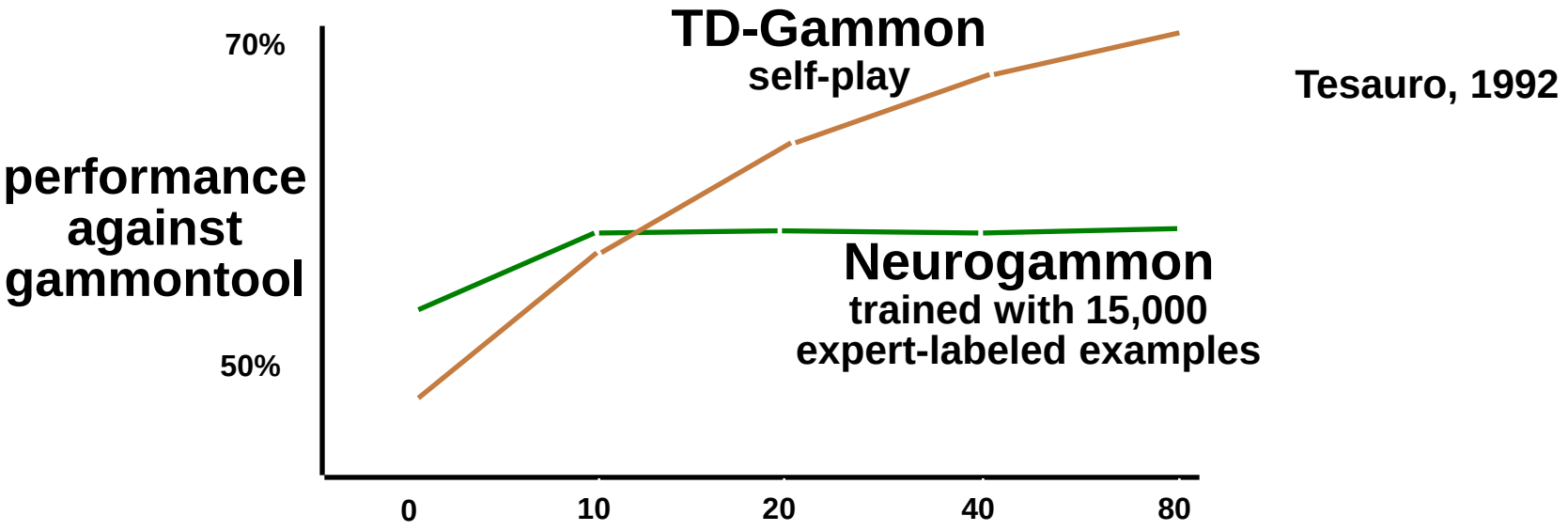


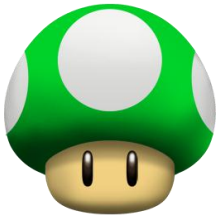
Aplicações

- [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

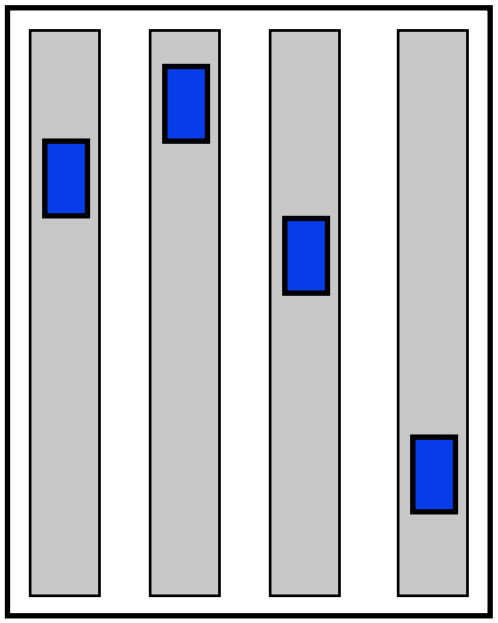

70%
50%
performance against gammontool
TD-Gammon
self-play
Neurogammon
trained with 15,000
expert-labeled examples
0
10
20
40
80
Tesauro, 1992



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.