

Aprendizagem por Reforço

Fabício Barth

Insper Instituto de Ensino e Pesquisa

Fevereiro de 2024

Até o momento vimos nesta disciplina:

- Conceito de Agente Autônomo;
- Solução de problemas usando busca em espaço de estados:
 - Algoritmos de busca cega, e;
 - Algoritmos de busca informados.
- Busca competitiva.

Conteúdo desta aula e das próximas

- Visão Geral sobre Aprendizagem por Reforço
- Algoritmo Q-LEARNING e SARSA
- Implementações com os projetos GYMNASIUM e PETTINGZOO.

Ao final deste material você saberá

- o que é **Aprendizagem por Reforço** e os seus principais conceitos;
- como desenvolver um agente autônomo usando os algoritmos **Q-Learning** e **Sarsa**, e;
- quais os aspectos positivos e negativos dos algoritmos **Q-Learning** e **Sarsa**.

Taxi Driver - OpenAI Gym



Podemos implementar uma solução para este problema usando o algoritmo A^* . Neste caso, **o que é necessário fazer?**

Definir uma **Heurística** H que seja admissível e que traga algum valor para o processo de busca.

Ambientes competitivos



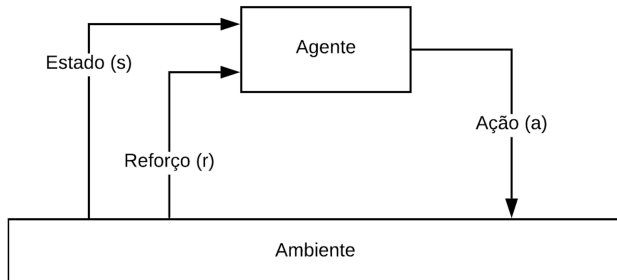
Podemos implementar uma solução para este tipo de problema usando o algoritmo MIN-MAX. Neste caso, *o que é necessário fazer?*

Definir uma **função de utilidade** que consegue descrever a utilidade dos estados possíveis para o meu agente.

E se fosse possível desenvolver um agente autônomo sem ter que codificar nenhum conhecimento sobre a tarefa que ele precisa executar (heurísticas ou funções de utilidade específicas)?

Aprendizagem por Reforço: Visão Geral

Um agente aprende a resolver uma tarefa através de repetidas interações com o ambiente, por tentativa e erro, recebendo (esporadicamente) reforços (punições ou recompensas) como retorno.



Aprendizagem por Reforço: Visão Geral

- Este agente não tem conhecimento algum sobre a tarefa que precisa executar (heurísticas ou funções de utilidade específicas).

Aprendizagem por Reforço: Visão Geral

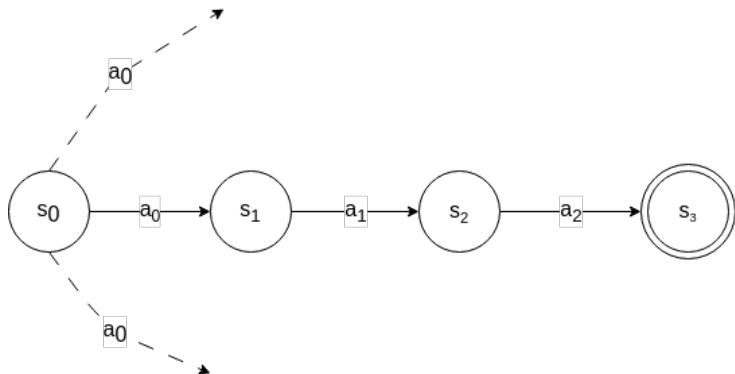
- Este agente não tem conhecimento algum sobre a tarefa que precisa executar (heurísticas ou funções de utilidade específicas).
- Sendo assim, **como é que o agente consegue atingir um determinado objetivo?**

Aprendizagem por Reforço: Visão Geral

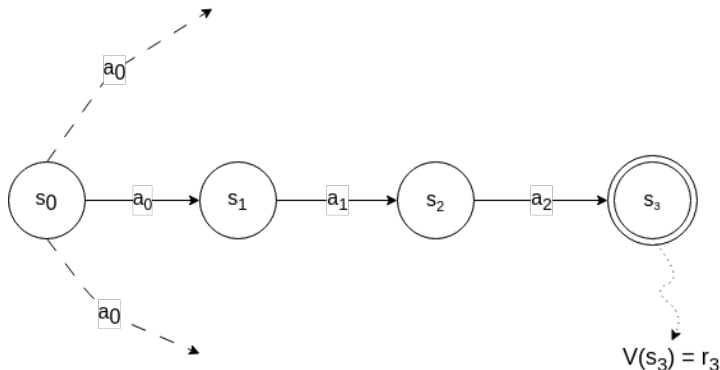
- Este agente não tem conhecimento algum sobre a tarefa que precisa executar (heurísticas ou funções de utilidade específicas).
- Sendo assim, **como é que o agente consegue atingir um determinado objetivo?**
- O agente aprende uma **política de controle**, executando uma **sequência de ações** por tentativa e erro, e observando as suas **consequências**.

Política de Controle

- A política de controle desejada é aquela que **maximiza** os reforços (*reward*) acumulados ao longo do tempo pelo agente.
- Em tese, é a política que faz o agente percorrer o **melhor caminho**.

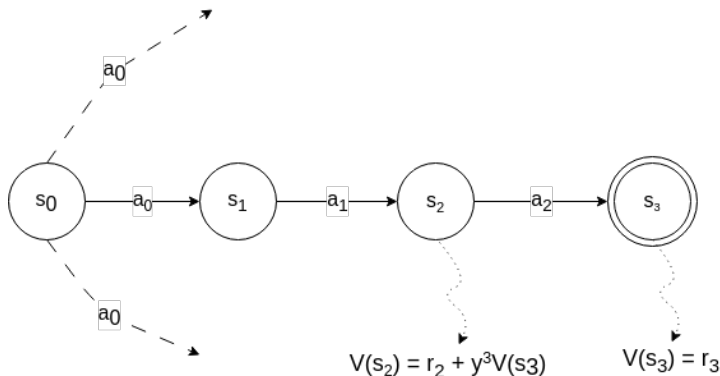


Reward acumulado (1/4)



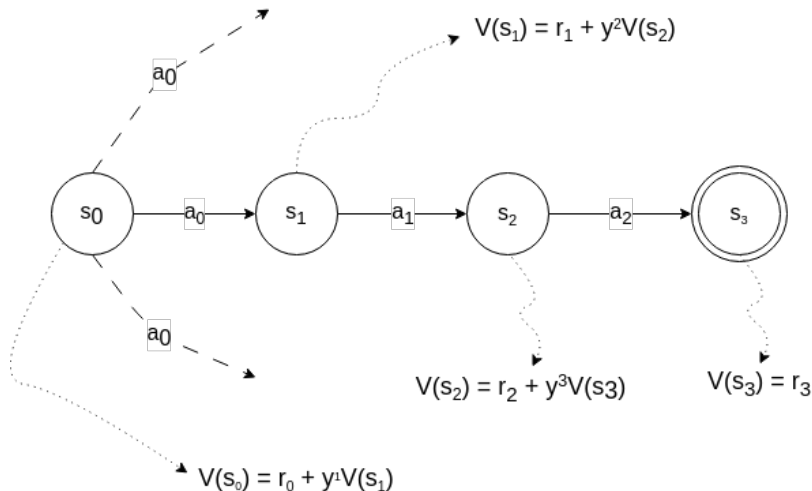
- O valor de um estado final leva-se em consideração apenas o reforço:
 $V(s_n) = r_n$.

Reward acumulado (2/4)



- O $V(s_2)$ será a soma de r_2 com o $V(s_3)$.
- Considerando o fator de desconto γ , temos: $V(s_2) = r_2 + \gamma^3 V(s_3)$.
- O fator de desconto: $0 \leq \gamma < 1$

Reward acumulado (3/4)



Reward acumulado (4/4)

Desta forma, temos:

$$V(s_0) = r_0 + \gamma V(s_1)$$

$$V(s_0) = r_0 + \gamma r_1 + \gamma^2 V(s_2)$$

$$V(s_0) = r_0 + \gamma r_1 + \gamma^2 r_2 + \gamma^3 V(s_3)$$

$$V(s_0) = r_0 + \gamma r_1 + \gamma^2 r_2 + \gamma^3 r_3$$

Ou melhor:

$$V(s_0) = r_0 + \gamma r_1 + \gamma^2 r_2 + \gamma^3 r_3 \cdots + \gamma^n r_n$$

- O fator de desconto (γ) é um hiperparâmetro que consiste em um número entre 0 e 1 que define a importância das recompensas futuras em relação a atual ($0 \leq \gamma < 1$).
- Valores mais próximos ao 0 dão mais importância a recompensas imediatas enquanto os mais próximos de 1 tentarão manter a importância de recompensas futuras.

Para que agente possa identificar uma política de controle ótima este agente precisa criar um **mapeamento** entre **estados** (S) e **ações** (A).

Algoritmo Q-Learning

- Este mapeamento é representado por uma função $Q(S, A)$ onde S são todos os estados possíveis (s_1, s_2, \dots) e onde A são todas as ações possíveis (a_1, a_2, \dots)

Q-table	a_1	a_2	a_3	a_4
s_1				
s_2				
\dots				
s_n				

Como é que o agente pode saber quais são as melhores ações em cada estado?

Como é que o agente pode saber quais são as melhores ações em cada estado?

- A ideia é fazer com que o agente aprenda a função de mapeamento $Q(S, A)$. Ou seja, que seja capaz de identificar qual é a melhor ação para cada estado através das suas **experiências**.
- *Testando* **infinitas** vezes o ambiente. Ou seja, *testando* **muitas** vezes as combinações entre **estados** (S) e **ações** (A).

Algoritmo Q-Learning

```
function Q-Learning(env,  $\gamma$ ,  $\alpha$ , episódios)  
  inicializar os valores de  $Q(s, a)$  arbitrariamente  
  for todos os episódios do  
    inicializar  $s$  a partir de env  
    repeat  
      escolher uma ação  $a$  para um estado  $s$   
      executar a ação  $a$   
      observar a recompensa  $r$  e o novo estado  $s'$   
       $Q(s, a) \leftarrow Q(s, a) + \alpha[r + \gamma \max_{A'} Q(s', A') - Q(s, a)]$   
       $s \leftarrow s'$   
    until  $s$  ser um estado final  
  end for  
  return  $Q(s, a)$ 
```


Algoritmo Q-Learning: hiperparâmetro α

- α é a taxa de aprendizado ($0 < \alpha \leq 1$), quanto maior, mais valor dá ao novo aprendizado.

Que ação escolher?

function Q-Learning(env, α , γ , episódios)
inicializar os valores de $Q(s, a)$ arbitrariamente

for todos os episódios **do**

inicializar s a partir de env

repeat

escolher uma ação a para um estado s

executar a ação a

observar a recompensa r e o novo estado s'

$Q(s, a) \leftarrow Q(s, a) + \alpha[r + \gamma \max_{A'} Q(s', A') - Q(s, a)]$

$s \leftarrow s'$

until s ser um estado final

end for

return $Q(s, a)$

Exploration vs Exploitation

- A política que o agente utiliza para escolher uma ação a para um estado s não interfere no aprendizado da Q -table.

Exploration vs Exploitation

- A política que o agente utiliza para escolher uma ação a para um estado s não interfere no aprendizado da Q -table.
- No entanto, para que o algoritmo Q -learning possa convergir para um determinado problema é necessário que o algoritmo visite pares de ação-estado muitas (infinitas) vezes.

Exploration vs Exploitation

- A política que o agente utiliza para escolher uma ação a para um estado s não interfere no aprendizado da Q -table.
- No entanto, para que o algoritmo Q -learning possa convergir para um determinado problema é necessário que o algoritmo visite pares de ação-estado muitas (infinitas) vezes.
- Por isso, que a escolha de determinada ação em um estado poderia ser feita de forma **aleatória**.

Exploration vs Exploitation

- A política que o agente utiliza para escolher uma ação a para um estado s não interfere no aprendizado da Q -table.
- No entanto, para que o algoritmo Q -learning possa convergir para um determinado problema é necessário que o algoritmo visite pares de ação-estado muitas (infinitas) vezes.
- Por isso, que a escolha de determinada ação em um estado poderia ser feita de forma **aleatória**.
- Porém, normalmente se utiliza uma política que inicialmente escolhe aleatoriamente as ações, e, à medida que vai aprendendo, passa a utilizar cada vez mais as decisões determinadas pela política derivada de Q .

Exploration vs Exploitation

- A política que o agente utiliza para escolher uma ação a para um estado s não interfere no aprendizado da Q -table.
- No entanto, para que o algoritmo Q -learning possa convergir para um determinado problema é necessário que o algoritmo visite pares de ação-estado muitas (infinitas) vezes.
- Por isso, que a escolha de determinada ação em um estado poderia ser feita de forma **aleatória**.
- Porém, normalmente se utiliza uma política que inicialmente escolhe aleatoriamente as ações, e, à medida que vai aprendendo, passa a utilizar cada vez mais as decisões determinadas pela política derivada de Q .
- Esta estratégia inicia **explorando** (tentar uma ação mesmo que ela não tenha o maior valor de Q) e termina escolhendo a ação que tem o maior valor de Q (*exploitation*).

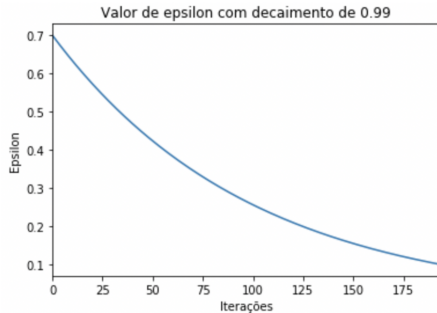
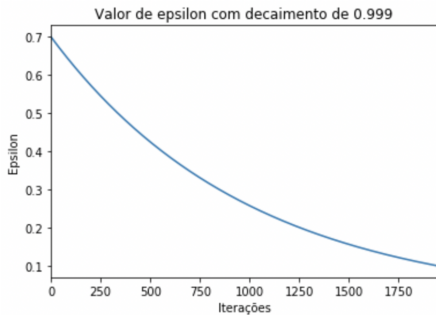
Exemplo de função para escolha de ações

A escolha de uma ação para um estado é dada pela função:

```
function escolha( $s, \epsilon$ ):  $a$   
   $rv = \text{random } (0 < rv \leq 1)$   
  if  $rv < \epsilon$  then  
    return uma ação  $a$  aleatória em  $A$   
  end if  
  return  $\max_a Q(s, a)$ 
```

O fator de exploração ϵ ($0 \leq \epsilon \leq 1$) inicia com um valor alto (0.7, por exemplo) e, conforme a simulação avança, diminui: $\epsilon \leftarrow \epsilon \times \epsilon_{dec}$, onde $\epsilon_{dec} = 0.99$

Epsilon



Algoritmo Q-Learning

```
function Q-Learning(env,  $\alpha$ ,  $\gamma$ ,  $\epsilon$ ,  $\epsilon_{min}$ ,  $\epsilon_{dec}$ , episódios)  
  inicializar os valores de  $Q(s, a)$  arbitrariamente  
  for todos os episódios do  
    inicializar  $s$  a partir de env  
    repeat  
       $a \leftarrow \text{escolha}(s, \epsilon)$   
       $s', r \leftarrow \text{executar a ação } a \text{ no } env$   
       $Q(s, a) \leftarrow Q(s, a) + \alpha[r + \gamma \max_{A'} Q(s', A') - Q(s, a)]$   
       $s \leftarrow s'$   
    until  $s$  ser um estado final  
    if  $\epsilon > \epsilon_{min}$  then  $\epsilon \leftarrow \epsilon \times \epsilon_{dec}$   
  end for  
  return  $Q$ 
```

Atividade de implementação

Atualização da Q-table

O objetivo desta atividade é implementar a rotina responsável pela atualização da *Q-table* no arquivo `QLearning.py`

Atividades

Siga o roteiro descrito em

https://insper.github.io/rl/classes/05_q_learning/ [▶ Link](#)

Atividade de implementação

Hiperparâmetros e seleção das ações

O objetivo desta atividade é compreender o funcionamento e impacto dos hiperparâmetros de α , γ e dos conceitos de *exploration* e *exploitation*.

Atividades

Siga o roteiro descrito em

https://insper.github.io/rl/classes/05_x_hyperparameters/ ▶ Link

A regra para update da **Q-table** no algoritmo **Q-Learning** é:

$$Q(s, a) \leftarrow Q(s, a) + \alpha[r + \gamma \max_{A'} Q(s', A') - Q(s, a)] \quad (1)$$

A diferença entre o novo valor e a estimativa antiga é utilizada para atualizar a estimativa antiga. O algoritmo **Q-Learning** considera como o novo valor o valor máximo das possibilidades no novo estado s' :

$$\max_{A'} Q(s', A') \quad (2)$$

- No entanto, a ação realmente executada pelo agente pode não ser a ação que tem o valor máximo em s' devido a função de escolha da ação ser baseada no valor de ϵ e ter características aleatórias.
- Por isso que o algoritmo **Q-Learning** é chamado de **off-policy**.

SARSA: on-policy

O algoritmo SARSA é chamado de **on-policy** porque ele atualiza a **Q-table** da seguinte forma:

$$Q(s, a) \leftarrow Q(s, a) + \alpha[r + \gamma Q(s', a') - Q(s, a)] \quad (3)$$

o algoritmo SARSA atualiza $Q(s, a)$ considerando a real ação a' executada pelo agente em s' .

SARSA: on-policy

```
function Sarsa(env,  $\alpha$ ,  $\gamma$ ,  $\epsilon$ ,  $\epsilon_{min}$ ,  $\epsilon_{dec}$ , episódios)  
  inicializar os valores de  $Q(s, a)$  arbitrariamente  
  for todos os episódios do  
    inicializar  $s$  a partir de env  
     $a \leftarrow \text{escolha}(s, \epsilon)$   
    repeat  
       $s', r \leftarrow \text{executar a ação } a \text{ no } env$   
       $a' \leftarrow \text{escolha}(s', \epsilon)$   
       $Q(s, a) \leftarrow Q(s, a) + \alpha[r + \gamma Q(s', a') - Q(s, a)]$   
       $s \leftarrow s'$   
       $a \leftarrow a'$   
    until  $s$  ser um estado final  
    if  $\epsilon > \epsilon_{min}$  then  $\epsilon \leftarrow \epsilon \times \epsilon_{dec}$   
  end for  
  return  $Q$ 
```


Atividade de implementação

Comparando Q-LEARNING e SARSA

O objetivo desta atividade é implementar o algoritmo SARSA e compará-lo com o Q-LEARNING.

Atividades

Siga o roteiro descrito em https://insper.github.io/rl/classes/05_x_sarsa/

▶ Link

- Tom Mitchell. Machine Learning. McGraw-Hill, 1997.
- Richard S. Sutton and Andrew G. Barto. 2018. Reinforcement Learning: An Introduction. A Bradford Book, Cambridge, MA, USA.
- Watkins, C.J.C.H., Dayan, P. Q-Learning. Mach Learn 8, 279–292 (1992). [▶ Link](#)
- Projeto Gymnasium [▶ Link](#)
- Projeto PettingZoo [▶ Link](#)