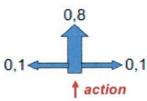
PCS5024 - Aprendizado Estatístico

Professora: Anna Helena Reali Costa Mestrando: Luiz Müller

- 07/05/2019: Markov Decision Process (MDP) and Value Iteration (VI)
- 1) How to reach goal after 12 steps (avoiding (2,4))?

-0.04	-0,04	-0,04	+1 goal
-0,04		-0,04	-1
-0.04 start	-0,04	-0.04	-0.04

Transition model:



1.1) Sequence of actions:

Possíveis ações: A = {Up(U), Down(D), Left(L), Right(R)} Sequência de 12 passos: [U, U, R, R, L, L, L, L, L, L, R, R, R]



1.2) History h:

Para a sequência acima definida uma possível história é:

h = [(1,1), (2,1), (3,1), (3,2), (3,3), (3,2), (3,1), (3,1), (3,1), (3,1), (3,2), (3,3), (3,4)]



1.3) Probability of h:

A probabilidade de ocorrência da história do item 1.2, considerando a sequência de ações de 12 passos definida no item 1.1 e o modelo de transição proposto é de:

$$p(h) = 0.8^6 * (0.8+0.1)*(0.8+0.1)*(0.8+0.1)*0.8^3$$



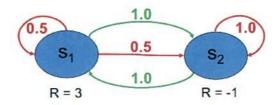
1.4) Utility of h:

$$V(h) = 12*(-0.04) + 1$$



2) Show the values V(s) at each iteration of VI (Value Iteration).

•
$$\gamma$$
 = 0.5, A={red, green}, S={s₁, s₂}



1ª iteração:

 $V'(s_1) = r(s_1) + \max_a \gamma \times \sum_{s'} p(s'/s_1, a) V(s')$

 $V'(s_1) = 3 + \max_a \{red: [0.5 \times (0.5 \times 0 + 0.5 \times 0)]; green: [0.5 \times (1 \times 0)] \}$

 $V'(s_1) = 3 + \max_a \{0; 0\}$

 $V'(s_1) = 3$

```
V'(s_2) = r(s_2) + \max_a \gamma \times \sum_{s'} p(s'/s_2, a) V(s')
V'(s_2) = -1 + \max_a \{red: [0.5 \times (1 \times 0)]; green: [0.5 \times (1 \times 0)] \}
V'(s_2) = -1 + \max_{a} \{0; 0\}
V'(s_2) = -1
2ª iteração:
V'(s_1) = r(s_1) + \max_a \gamma \times \sum_{s'} p(s'/s_1, a) V(s')
V'(s_1) = 3 + \max_a \{red: [0.5 \times (0.5 \times 3 + 0.5 \times (-1))]; green: [0.5 \times (1 \times (-1))] \}
V'(s_1) = 3 + \max_a \{0,5; -0,5\}
V'(s_1) = 3,5
V'(s_2) = r(s_2) + \max_a \gamma \times \sum_{s'} p(s'/s_2, a) V(s')
V'(s_2) = -1 + \max_a \{red: [0.5 \times (1 \times (-1))]; green: [0.5 \times (1 \times 3)] \}
V'(s_2) = -1 + \max_a \{-0.5; 1.5\}
V'(s_2) = 0,5
3ª iteração:
V'(s_1) = r(s_1) + \max_a \gamma \times \sum_{s'} p(s'/s_1, a) V(s')
V'(s_1) = 3 + \max_a \{red: [0.5 \times (0.5 \times 3.5 + 0.5 \times (0.5))]; green: [0.5 \times (1 \times (0.5))] \}
V'(s_1) = 3 + \max_a \{1; 0,25\}
V'(s_1) = 4,0
V'(s_2) = r(s_2) + \max_a \gamma \times \sum_{s'} p(s'/s_2, a) V(s')
V'(s_2) = -1 + \max_a \{red: [0.5 \times (1 \times (0.5))]; green: [0.5 \times (1 \times 3.5)] \}
V'(s_2) = -1 + \max_a \{0,25; 1,75\}
V'(s_2) = 0.75
4ª iteração:
V'(s_1) = r(s_1) + \max_a \gamma \times \sum_{s'} p(s'/s_1, a) V(s')
V'(s_1) = 3 + \max_a \{red: [0.5 \times (0.5 \times 4 + 0.5 \times (0.75))]; green: [0.5 \times (1 \times (0.75))] \}
V'(s_1) = 3 + \max_a \{1,1875; 0,375\}
V'(s_1) = 4,1875
V'(s_2) = r(s_2) + \max_a \gamma \times \sum_s p(s'/s_2, a) V(s')
V'(s_2) = -1 + \max_a \{red: [0.5 \times (1 \times (0.75))]; green: [0.5 \times (1 \times 4)] \}
V'(s_2) = -1 + \max_a \{0,375; 2\}
V'(s_2) = 1
5ª iteração:
V'(s_1) = r(s_1) + \max_a \gamma \times \sum_{s'} p(s'/s_1, a) V(s')
V'(s_1) = 3 + \max_a \{red: [0.5 \times (0.5 \times 4.1875 + 0.5 \times 1)]; green: [0.5 \times (1 \times 1)] \}
V'(s_1) = 3 + \max_a \{1,296875; 0,5\}
V'(s_1) = 4,296875
V'(s_2) = r(s_2) + \max_a \gamma \times \sum_{s'} p(s'/s_2, a) V(s')
V'(s_2) = -1 + \max_a \{red: [0.5 \times (1 \times 1)]; green: [0.5 \times (1 \times 4.1875)] \}
V'(s_2) = -1 + \max_a \{0,5; 2,09375\}
V'(s_2) = 1,09375
6ª iteração:
V'(s_1) = r(s_1) + \max_a \gamma \times \sum_s p(s'/s_1, a) V(s')
V'(s_1) = 3 + \max_a \{red: [0.5 \times (0.5 \times 4.296875 + 0.5 \times 1.09375)]; green: [0.5 \times (1 \times 1.09375)]\}
V'(s_1) = 3 + \max_a \{1,34765625; 0,546875\}
V'(s_1) \cong 4,348
V'(s_2) = r(s_2) + \max_a \gamma \times \sum_{s'} p(s'/s_2, a) V(s')
```

```
V'(s_2) = -1 + \max_a \{red: [0.5 \times (1 \times 1.09375)]; green: [0.5 \times (1 \times 4.296875)] \}
V'(s_2) = -1 + \max_a \{0.546875; 2.1484375\}
V'(s_2) \cong 1,148
```

7ª iteração:

 $V'(s_1) = r(s_1) + \max_a \gamma \times \sum_{s'} p(s'/s_1, a) V(s')$

 $V'(s_1) = 3 + \max_{a} \{red: [0.5 \times (0.5 \times 4.34765625 + 0.5 \times 1.1484375)]; green: [0.5 \times (1 \times 1.1484375)]\}$

 $V'(s_1) = 3 + \max_a \{1,374023438; 0,57421875\}$

$V'(s_1) \cong 4,4$

 $V'(s_2) = r(s_2) + \max_{\alpha} \gamma \times \sum_{s'} p(s'/s_2, \alpha) V(s')$

 $V'(s_2) = -1 + \max_a \{red: [0.5 \times (1 \times 1.1484375)]; green: [0.5 \times (1 \times 4.34765625)] \}$

 $V'(s_2) = -1 + \max_a \{0,57421875; 2,173828125\}$

$V'(s_2) \cong 1,2$



3) V*(S)? π*(S)?

Each action:
$$r(s,a) = -1$$
 $\gamma = 0.9$

$$V^{t+1}(s) \leftarrow r(s) + \max_{a} \gamma \sum_{s} p(s' \mid s, a) V^{t}(s')$$



CÓDIGO EM PYTHON 3

```
#PCS-5024 - Aprendizado Estatístico
#1º Ouadrimestre de 2019
#Prof<sup>a</sup>. Anna Helena Reali Costa
#Mestrando: Luiz Müller
#07/05/2019: Homework Markov Decision Process (MDP) and Value Iteration (VI)
#3) V*(S)? \(\pi\*(S)?\)
import numpy as np
import math
def max(x,y):
  -> Calcula o valor dentro do somatório na fórmula do Value Iteration (VI) para cada ação e retorna o máximo
  :param x: posição x na matriz x = 0, 1 ou 2
  :param y: posição y na matriz y = 0, 1, 2 ou 3
  :return maximo: maior valor calculado para o somatório na fórmula do Value Iteration (VI)
  if(x==0 \text{ and } y==0):
    Upper=(0.9*(V[0,0])+0.1*(V[0,1]))
    Down = (0.8*(V[1,0]) + 0.1*(V[0,0]) + 0.1*(V[0,1]))
    Left=(0.9*(V[0,0])+0.1*(V[0,1]))
    Right=(0.8*(V[0,1])+0.1*(V[0,0])+0.1*(V[1,0]))
  if(x==0 \text{ and } y==1):
    Upper=(0.8*(V[0,1])+0.1*(V[0,0])+0.1*(V[0,2]))
    Down=(0.8*(V[0,1])+0.1*(V[0,0])+0.1*(V[0,2]))
    Left=(0.8*(V[0,0])+0.2*(V[0,1]))
```

```
Right=(0.8*(V[0,2])+0.2*(V[0,1]))
  if(x==0 \text{ and } v==2):
    Upper=(0.8*(V[0,2])+0.1*(V[0,1])+0.1*(V[0,3]))
    Down=(0.8*(V[1,2])+0.1*(V[0,1])+0.1*(V[0,3]))
    Left=(0.8*(V[0,1])+0.1*(V[0,2])+0.1*(V[1,2]))
    Right=(0.8*(V[0,3])+0.1*(V[0,2])+0.1*(V[1,2]))
  if(x==1 \text{ and } y==0):
    Upper=(0.8*(V[0,0])+0.2*(V[1,0]))
    Down=(0.8*(V[2,0])+0.2*(V[1,0]))
    Left=(0.8*(V[1,0])+0.1*(V[0,0])+0.1*(V[2,0]))
    Right=(0.8*(V[1,0])+0.1*(V[0,0])+0.1*(V[2,0]))
  if(x==1 \text{ and } y==2):
    Upper=(0.8*(V[0,2])+0.1*(V[1,2])+0.1*(V[1,3]))
    Down=(0.8*(V[2,2])+0.1*(V[1,2])+0.1*(V[1,3]))
    Left=(0.8*(V[1,2])+0.1*(V[0,2])+0.1*(V[2,2]))
    Right=(0.8*(V[1,3])+0.1*(V[0,2])+0.1*(V[2,2]))
  if(x==2 \text{ and } y==0):
    Upper=(0.8*(V[1,0])+0.1*(V[2,0])+0.1*(V[2,1]))
    Down=(0.9*(V[2,0])+0.1*(V[2,1]))
    Left=(0.9*(V[2,0])+0.1*(V[1,0]))
    Right=(0.8*(V[2,1])+0.1*(V[2,0])+0.1*(V[1,0]))
  if(x==2 \text{ and } y==1):
    Upper=(0.8*(V[2,1])+0.1*(V[2,0])+0.1*(V[2,2]))
    Down=(0.8*(V[2,1])+0.1*(V[2,0])+0.1*(V[2,2]))
    Left=(0.8*(V[2,0])+0.2*(V[2,1]))
    Right=(0.8*(V[2,2])+0.2*(V[2,1]))
  if(x==2 \text{ and } y==2):
    Upper = (0.8*(V[1,2]) + 0.1*(V[2,1]) + 0.1*(V[2,3]))
    Down=(0.8*(V[2,2])+0.1*(V[2,1])+0.1*(V[2,3]))
    Left=(0.8*(V[2,1])+0.1*(V[2,2])+0.1*(V[1,2]))
    Right=(0.8*(V[2,3])+0.1*(V[2,2])+0.1*(V[1,2]))
  if(x==2 \text{ and } y==3):
    Upper=(0.8*(V[1,3])+0.1*(V[2,3])+0.1*(V[2,2]))
    Down=(0.9*(V[2,3])+0.1*(V[2,2]))
    Left=(0.8*(V[2,2])+0.1*(V[2,3])+0.1*(V[1,3]))
    Right=(0.9*(V[2,3])+0.1*(V[1,3]))
  maximo=Upper
  if Down>maximo:
    maximo=Down
  if Left>maximo:
    maximo=Left
  if Right>maximo:
  print(f'(\{x\},\{y\}): U=\{Upper:.2f\}, D=\{Down:.2f\}, L=\{Left:.2f\}, R=\{Right:.2f\} e max=\{maximo:.2f\}'\}
  return maximo
#Dados de entrada
           #Custo de qualquer ação
gama=0.9 #Fator de desconto para penalizar os prêmios mais tardios (mais próximo de zero -> mais imediatista)
r=np.zeros((3,4),dtype=float) #Inicializando com valor/utilidade zero para todos os demais estados
r[0,3]=100
r[1,3]=-100
V=np.zeros((3,4),dtype=float) #Inicializando com valor/utilidade zero para todos os demais estados
V[0,3]=100
V[1,3]=-100
V1=np.zeros((3,4),dtype=float) #Inicializando com valor/utilidade zero para todos os demais estados
V1[0,3]=100
V1[1,3]=-100
delta=100*np.ones((3,4),dtype=float) #Para delta.max() ser igual a 100 no início
```

#Definindo o critério de convergência

criterio_convergencia=0.001

```
print(f'V0={V1}')
i=0
while (delta.max()>criterio_convergencia):
 print(f'\n\033[7;30mApós a iteração {i}:\033[m')
 for y in range (0,4):
   for x in range (0,3):
      if (not (x==1 and y==1) and not (x==0 and y==3) and not (x==1 and y==3)): #(0,3) e (1,3) foram considerados estados
absorventes
        V1[x,y]=r[x,y]+R+gama*max(x,y)
  print(f'V={V1}')
 delta=abs(V1-V)
 print(f'delta={delta.max():.3f}')
 V=V1.copy()
print(f\n3.1) Foram necessárias {i} iterações para delta<{criterio_convergencia}. O valor de V* é:\n')
print(f'V*={V1}')
#Sabendo V* é fácil encontrar a política ótima Pi*: escolhendo a ação que maximiza a utilidade esperada do estado subsequente.
Pi=[['Right', 'Right', 'X'], ['Upper', 'X', 'Upper', 'X'], ['Upper', 'Right', 'Upper', 'Left']]
print(f'\n3.2) O valor de Pi* é:\n')
print(f'Pi^*=\{Pi[0]\}\n \{Pi[1]\}\n \{Pi[2]\}')
RESPOSTA:
3.1) Foram necessárias 18 iterações para delta<0.001. O valor de V* é:
V*= [[ 61.10802774 72.06816902 83.46652670
                                                              100
     [ 52.43618493
                              X
                                        55.05043826
                                                             -100
     [44.10415518 37.56700325 44.17381105 23.96153231]]
3.2) O valor de Pi* é:
Pi*=['Right', 'Right', 'Right', X]
     ['Upper', X ,'Upper', X ]
     ['Upper', 'Right', 'Upper', 'Left ']
                                 +100
```

-100

