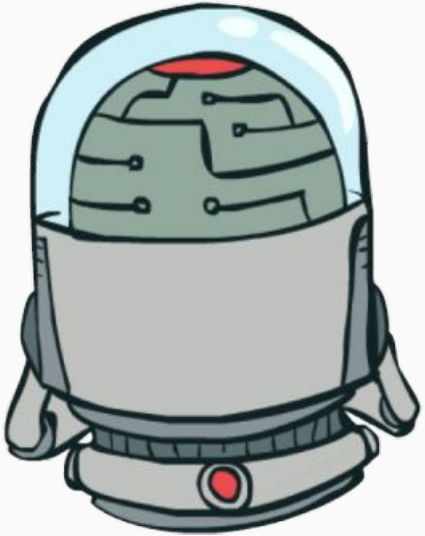
Aprendizagem por Reforço

slides baseados na disciplina CS188 de UC Berkeley

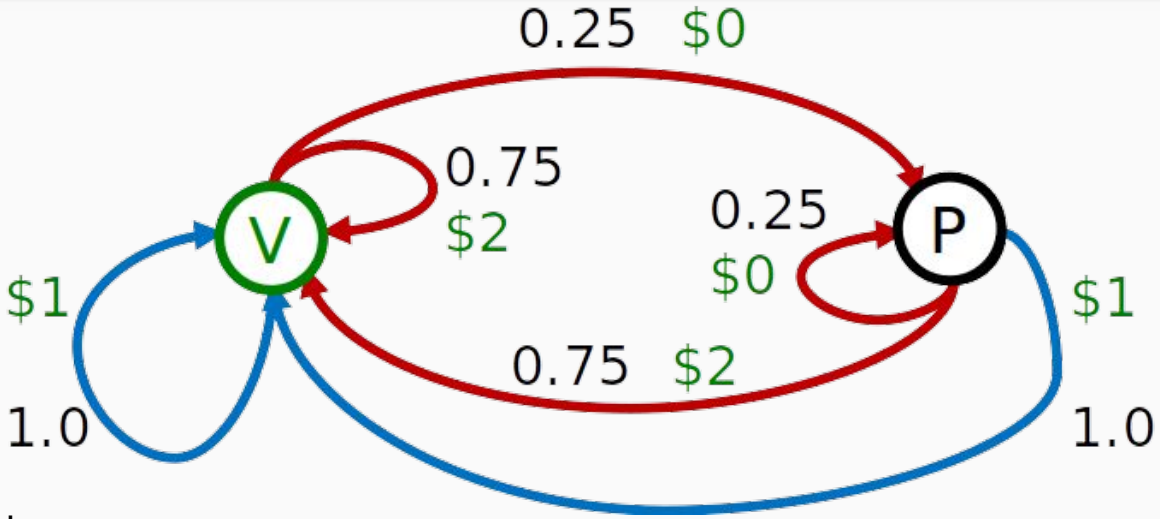
Máquinas de Cassino



MDP

Ações: azul, vermelho

Estados: venceu, perdeu



Pode jogar 100 vezes e não tem desconto

Planejamento Offline

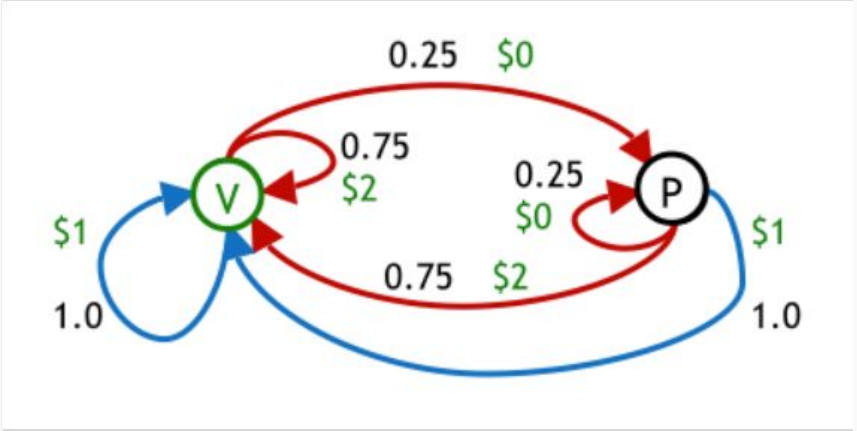
A solução do MDP é offline

Determina os valores de V* através de cálculos.

Precisa conhecer o MDP

Não precisa jogar o jogo.

	Valor
Vermelho	150
Azul	100



Exemplo

$2 $2 $0 $2 $2

$2 $2 $0 $0 $0

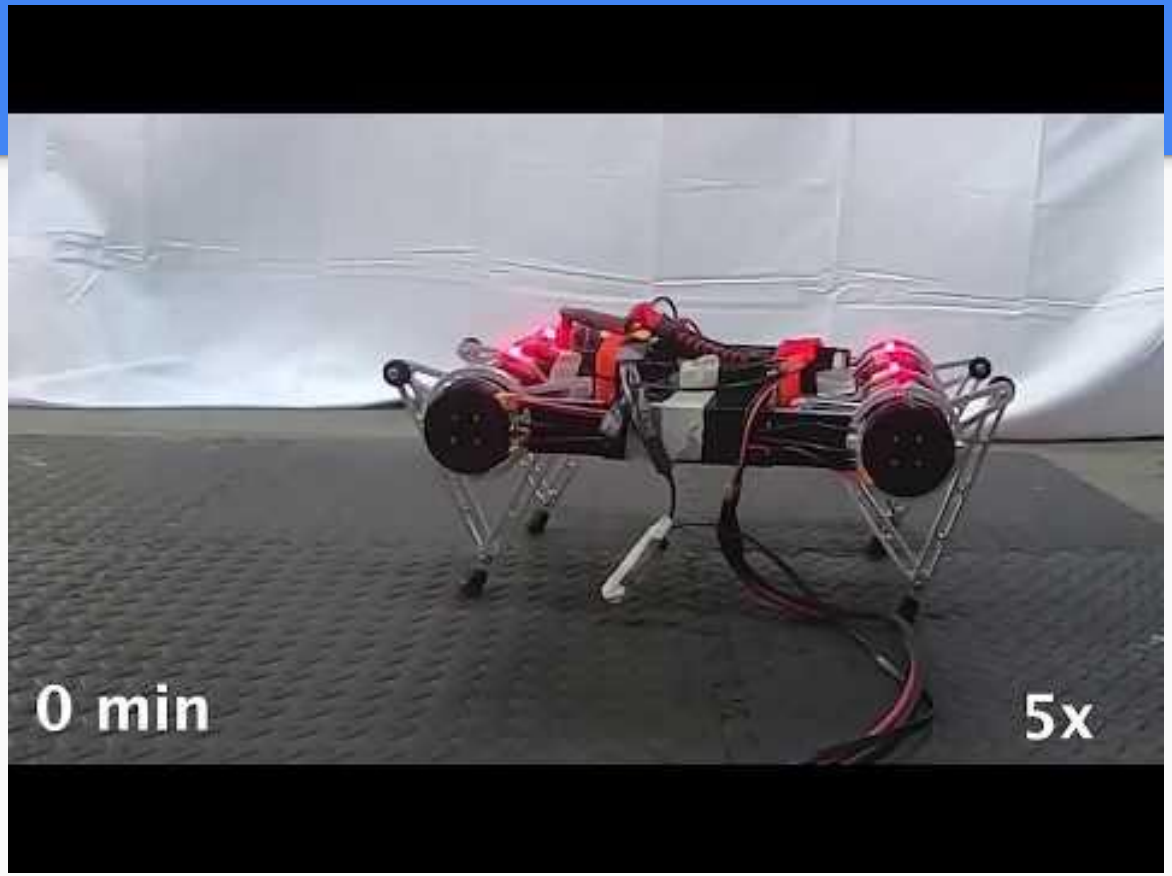
Exemplo

E se não soubermos as probabilidades de retorno da máquina vermelha?

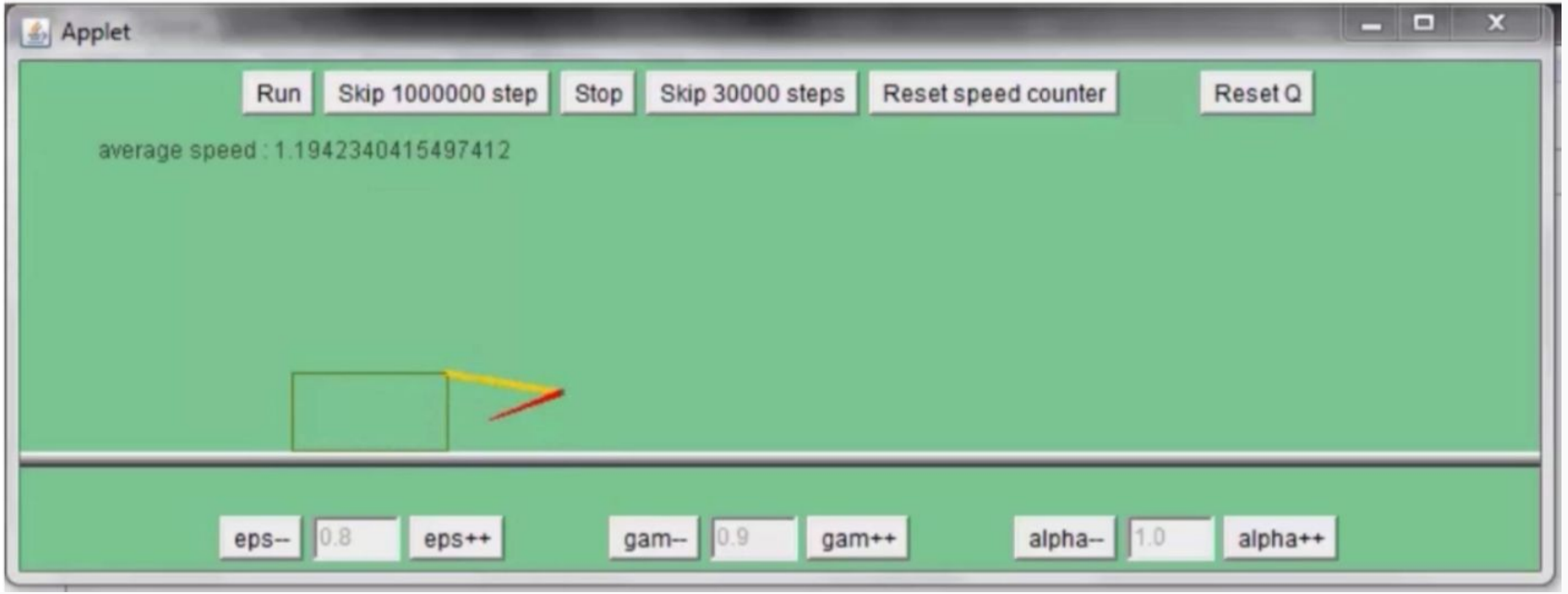
$0 $0 $0 $2 $0

$2 $0 $0 $0 $0

Aprendendo a Caminhar



Robô “Rastejador”



Aprendizagem por Reforço

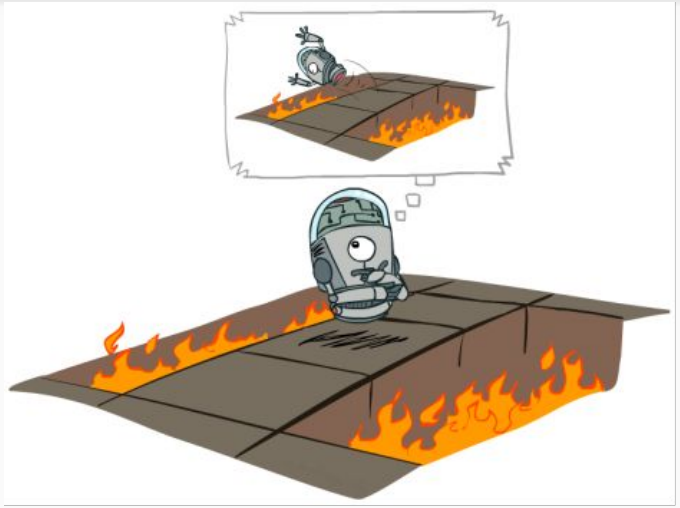
Processos de Decisão de Markov (MDP).

- Conjunto de estados $s \in S$
- Conjunto de ações $a \in A$
- Função de transição $T(s, a, s')$ ou $P(s'|s, a)$
- Função de recompensa $R(s, a, s')$ (e fator γ)
- Um estado inicial

Objetivo ainda é encontrar política π^*

Diferença: $T(s, a, s')$ e $R(s, a, s')$ são desconhecidas.

MDP (offline) e RL (online)



solução offline

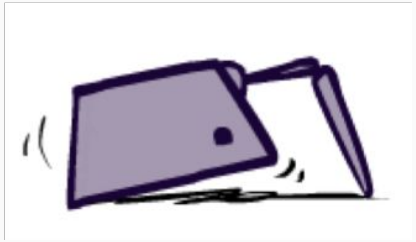
Aprendizagem Online

Aprendizagem Baseada em Modelos

Aprender modelo baseado em experiência e solucionar o problema usando o modelo aproximado.

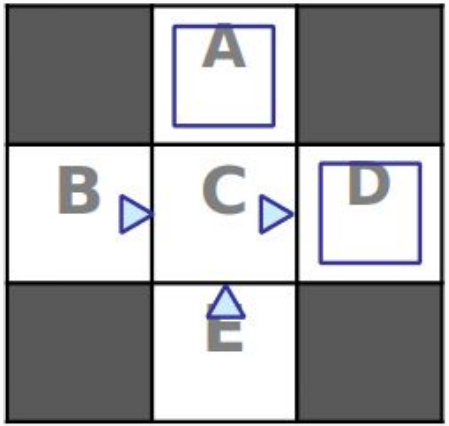
Aprender um modelo MDP empírico

- Conte o número de s' resultantes de s, a e obtenha assim uma aproximação $\widehat{T}(s,a,s')$
- Descubra cada $\widehat{R}(s,a,s')$ obtido ao observar (s, a, s')
- Use iteração de valor para solucionar o problema aproximado.



Aprendizagem Baseada em Modelos

política de entrada π



$\gamma = 1$

Episódios observados (Treinamento)

Episódio 1

B, dir, C, -1
C, dir, D, -1
D, sair, x, +10

Episódio 2

B, dir, C, -1
C, dir, D, -1
D, sair, x, +10

Episódio 3

E, cima, C, -1
C, dir, D, -1
D, sair, x, +10

Episódio 4

E, cima, C, -1
C, dir, A, -1
A, sair, x, -10

Modelo Aprendido

$\hat{T}(s, a, s')$

T(B, dir, C) = 1.00
T(C, dir, D) = 0.75
T(C, dir, A) = 0.25
...

$\hat{R}(s, a, s')$

R(B, dir, C) = -1
R(C, dir, D) = -1
R(D, sair, x) = +10
...

Exemplo: Cálculo de Idade

P(A) é conhecido

$$E[A] = \sum_a P(a) \cdot a \quad = 0.35 \times 20 + \ldots$$

Se P(A) não for conhecido, colete amostras [a_1, a_2, ... a_N]

Baseado em Modelo

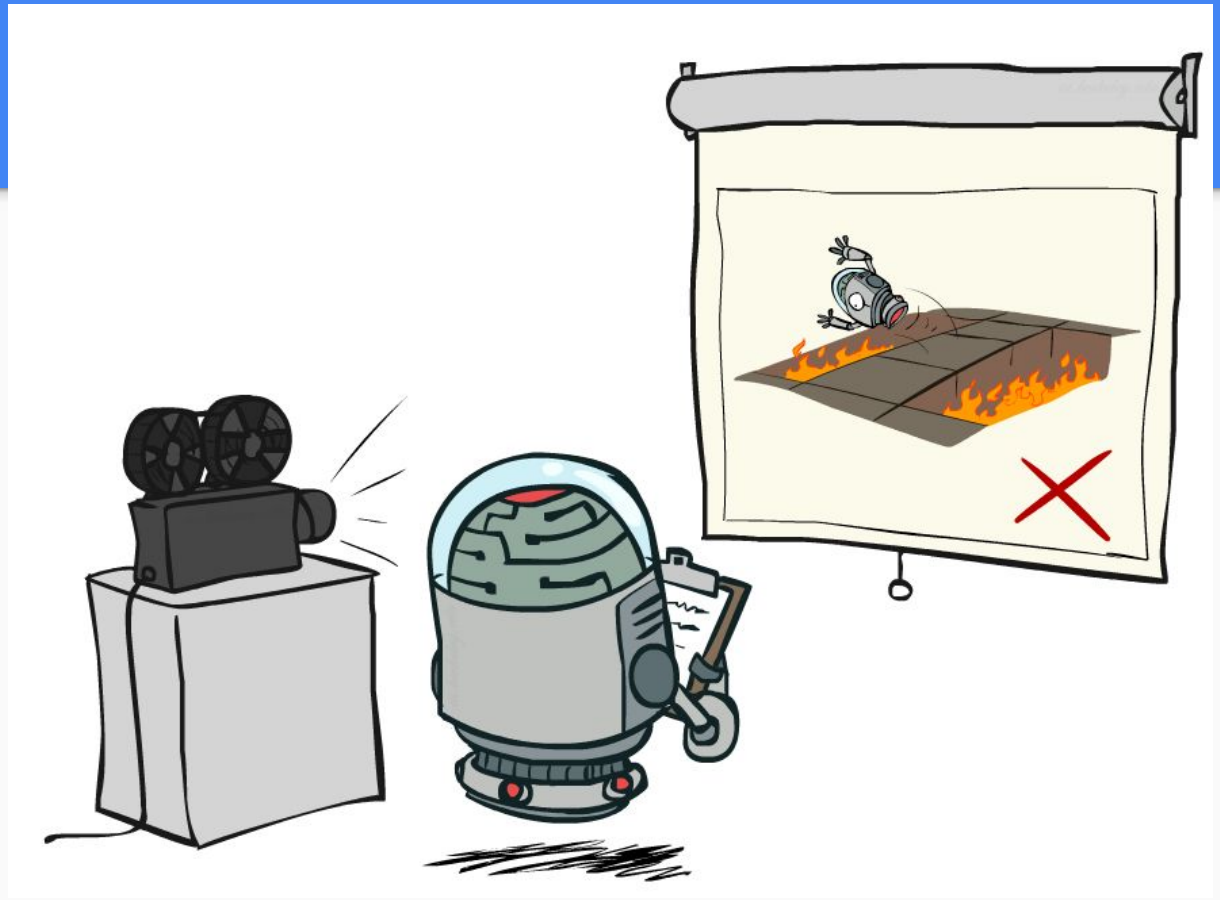
$$\hat{P}(a) = \frac{\text{num}(a)}{N}$$

$$E[A] \approx \sum_a \hat{P}(a) \cdot a$$

Livre de Modelo

$$E[A] \approx \frac{1}{N} \sum_i a_i$$

Aprendizagem por Reforço Passivo



Aprendizagem por Reforço Passivo

Problema simplificado: avaliação de política

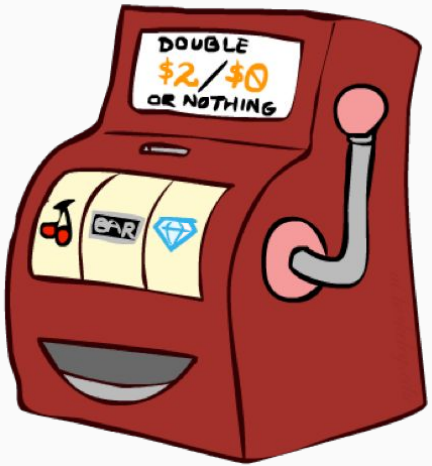
- Política π é fornecida como entrada
- Transições T(s, a, s') e recompensas R(s, a, s') são desconhecidas
- Objetivo: aprender os valores de Vπ(s)

Aprendiz observa o que acontece ao seguir uma política no mundo real.
Não faz escolha de ações.
As ações são tomadas no mundo real (não é offline).

Avaliação Direta

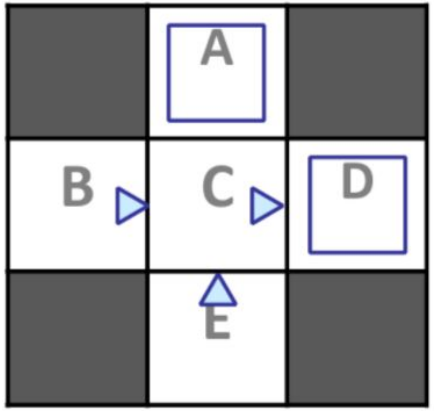
Para uma dada política π, calcular o valor de Vπ(s).

1. Siga π;
2. Observe o valor descontado da recompensa a partir de um determinado estado.
3. Calcule a média dos valores observados.



Avaliação Direta

política de entrada π



Assume: $\gamma = 1$

Episódios observados (Treinamento)

Episódio 1

B, dir, C, -1
C, dir, D, -1
D, sair, x, +10

Episódio 2

B, dir, C, -1
C, dir, D, -1
D, sair, x, +10

Episódio 3

E, cima, C, -1
C, dir, D, -1
D, sair, x, +10

Episódio 4

E, cima, C, -1
C, dir, A, -1
A, sair, x, -10

Valores de Saída

	A -10	
B +8	C +4	D+10
	E -2	

Avaliação Direta

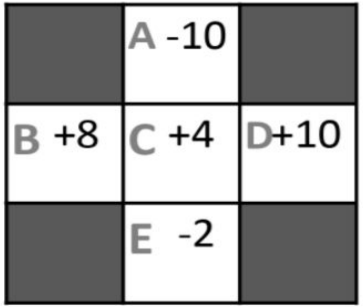
- **Vantagens**

1. Fácil de entender
2. Não precisa conhecer T e R
3. Eventualmente converge.

- **Desvantagens**

1. Não faz uso da estrutura do problema (conexões).
2. Valor de cada estado é calculado separadamente.
3. Demora muito para convergir.

Valores de Saída



tanto B quanto E passam por C, como podem ter valores diferentes?

Avaliação de Política?

Porque não utilizar avaliação de política visto na última aula? O método converge mais rapidamente pois faz uso das conexões.

1. Inicializa-se $V_0^{\pi}(S) = 0$ para todos os estados s
2. Faça $k = 0$
3. Repita até convergir:
   a. para todo s $\in$ S

$$V_{k+1}^{\pi}(s) \leftarrow \sum_{s'} T(s, \pi(s), s') \left[R(s, \pi(s), s') + \gamma V_k^{\pi}(s') \right]$$

Avaliação de Política requer conhecimento de T e R. Como atualizar os valores de V sem conhecer T e R?

Avaliação de Política Baseada em Amostragem

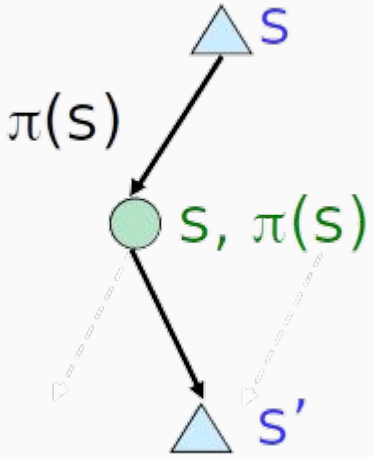
- Melhorar as estimativas de V através de amostras.
- Fazer várias amostras da ação *a* a partir de *s*.

$$amostra_1 = R(s, \pi(s), s'_1) + \gamma V_k^\pi(s'_1)$$
$$amostra_2 = R(s, \pi(s), s'_2) + \gamma V_k^\pi(s'_2)$$
$$\dots$$
$$amostra_n = R(s, \pi(s), s'_n) + \gamma V_k^\pi(s'_n)$$

$$V_{k+1}^\pi(s) \leftarrow \frac{1}{n} \sum_i amostra_i$$

Aprendizagem por Diferença Temporal (TD)

- Ideia: aprender através de cada tupla (s, a, s', r)
- Estados s' com maior probabilidade T(s, a, s') irão aparecer com mais frequência.
- Diferença temporal dos valores aprendidos.
- Política ainda é fixa, estamos apenas avaliando.
- Modifica valor sempre que uma tupla é observada.



Amostra de V(s): $amostra = R(s, \pi(s), s') + \gamma V^{\pi}(s')$

Atualiza V(s): $V^{\pi}(s) \leftarrow (1 - \alpha)V^{\pi}(s) + \alpha \cdot amostra$

Ou o equivalente: $V^{\pi}(s) \leftarrow V^{\pi}(s) + \alpha(amostra - V^{\pi}(s))$

Médias Móveis Exponenciais

TD utiliza a seguinte atualização: $\bar{x}_n = (1-\alpha) \cdot \bar{x}_{n-1} + \alpha \cdot x_n$

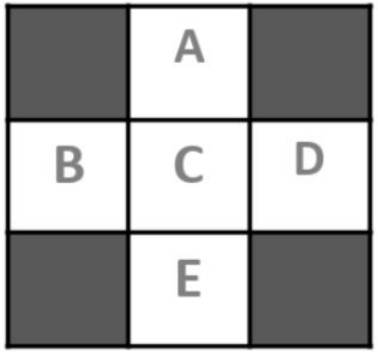
Amostras mais recente são mais importantes

$$\bar{x}_n = \frac{x_n + (1-\alpha) \cdot x_{n-1} + (1-\alpha)^2 \cdot x_{n-2} + \cdots}{1 + (1-\alpha) + (1-\alpha)^2 + \cdots}$$

Médias móveis exponenciais faz você esquecer o passado (que deveria ser esquecido pois as amostras eram incorretas de toda forma…)

Exemplo: Aprendizagem TD

Estados

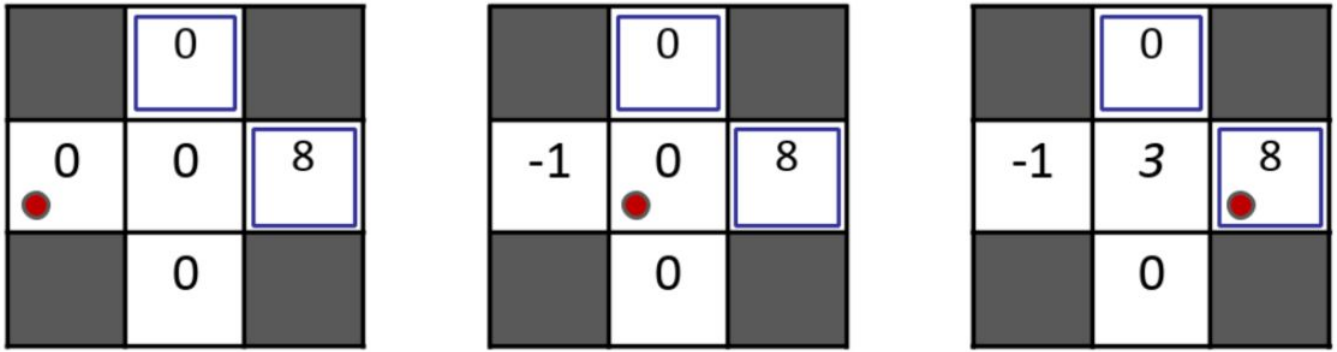


$\gamma = 1, \alpha = 1/2$

Transições Observadas

B, dir, C, -2

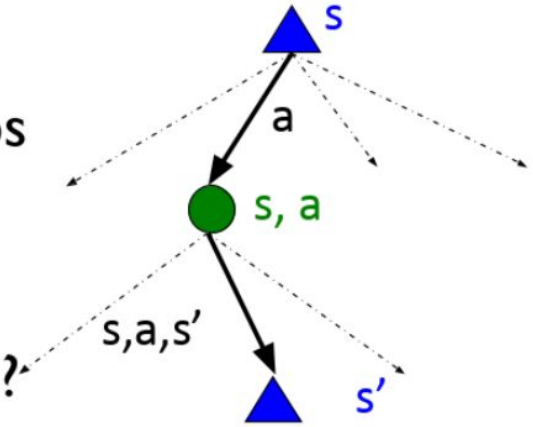
C, dir, D, -2



$$V^{\pi}(s) \leftarrow (1-\alpha)V^{\pi}(s) + \alpha\left[R(s,\pi(s),s') + \gamma V^{\pi}(s')\right]$$

Aprendizagem TD

- TD é um método livre de modelo que aprende os valores V para uma política π fixa.

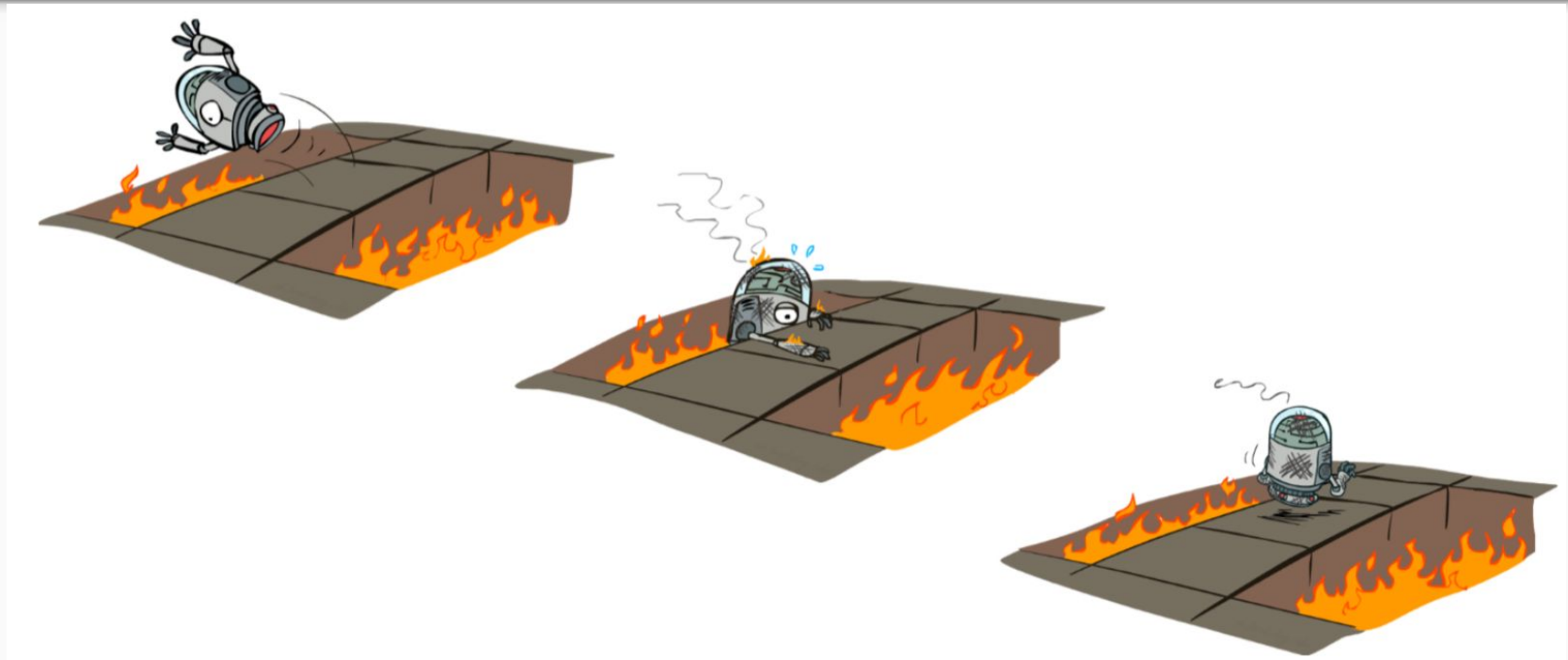


- **Problema**: Como aprender uma nova política π?

$$\pi_{i+1}(s) \leftarrow \underset{a}{\operatorname{argmax}} \sum_{s'} T(s,a,s')\left[R(s,a,s') + \gamma V^{\pi_i}(s')\right]$$

- **Solução**: Aprender os valores Q diretamente!

Aprendizagem por Reforço Ativo



Aprendizagem por Reforço Ativo

- T(s, a, s’) e R(s, a, s’) ainda são desconhecidas.
- Nós escolhemos as ações.
- Objetivo: aprender os valores ótimos e as políticas ótimas.

Iteração de Valor Q

Iteração de Valor

Inicializa V0(s) = 0 e calcula os valores V1(s):

$$V_{k+1}(s) \leftarrow \max_a \sum_{s'} T(s,a,s') \left[R(s,a,s') + \gamma V_k(s') \right]$$

Iteração de Q

Inicializa Q0(s, a) = 0 e calcula os valores Q1(s, a):

$$Q_{k+1}(s,a) \leftarrow \sum_{s'} T(s,a,s') \left[R(s,a,s') + \gamma \max_{a'} Q(s',a') \right]$$

Aprendizagem-Q

Aprendizagem-Q: Iteração de Valor Q baseado em amostragens.

$$Q_{k+1}(s,a) \leftarrow \sum_{s'} T(s,a,s')\left[R(s,a,s') + \gamma \max_{a'} Q(s',a')\right]$$

Aprende à medida que vai agindo:

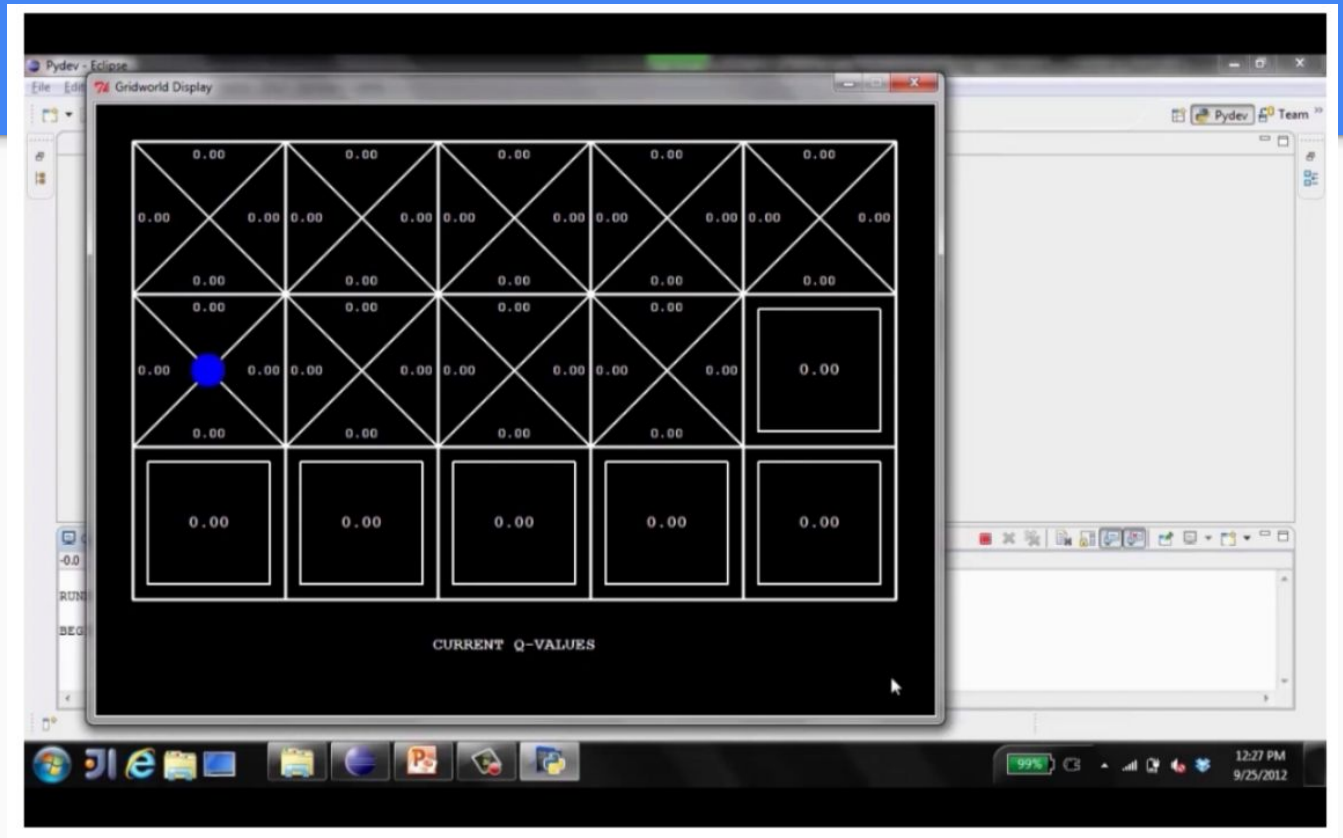
1. Recebe amostra (s, a, s', r)
2. Considera o valor antigo de Q(s, a)
3. Considera a estimativa da nova amostra:

$$amostra = R(s,a,s') + \gamma \max_{a'} Q(s',a')$$

4. Atualiza o valor de Q(s, a) de acordo com a média:

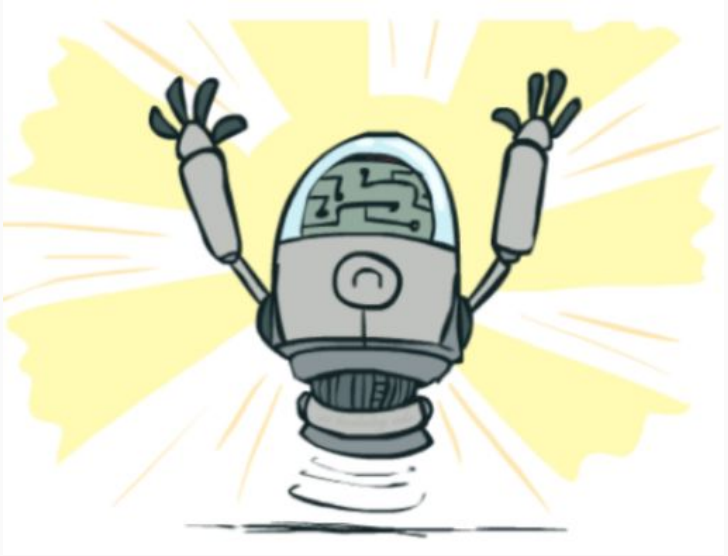
$$Q(s,a) \leftarrow (1-\alpha)Q(s,a) + \alpha[amostra]$$

Exemplo: Aprendizagem-Q



Exemplo: Aprendizagem-Q

- Converge para a política ótima independente do que o agente faz (Off-policy learning).
- Precisa explorar bastante.
- Como minimizar o arrependimento?



Bibliografia

Reinforcement Learning – An Introduction – 23 nov 2018 por Richard S. Sutton , Andrew G. Barto , Francis Bach

http://www.andrew.cmu.edu/course/10-703/textbook/BartoSutton.pdf

FIM