Reinforcement learning (II)

IA 2022/2023

Conținut

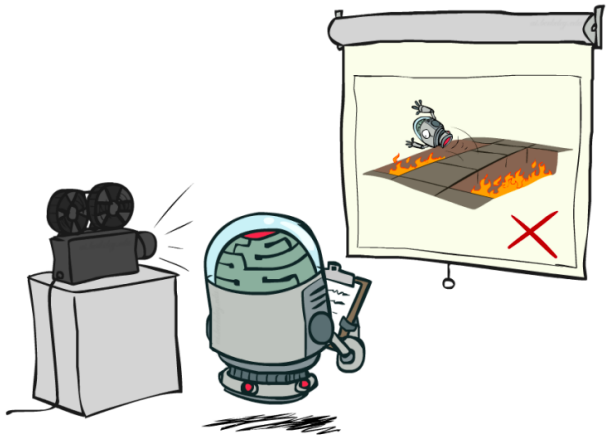
Reinforcement learning

- Proces de decizie Markov
  - Mulțimea de stări S, mulțimea de acțiuni A
  - Modelul de tranziții $P(s'|s, a)$ este cunoscut
  - Funcția de recompensă $R(s)$ este cunoscută
  - Calculează o politică optimă
- Învățare cu întărire
  - Se bazează pe procese de decizie Markov, dar:
  - Modelul de tranziții este necunoscut
  - Funcția de recompensă este necunoscută
  - Învață o politică optimă

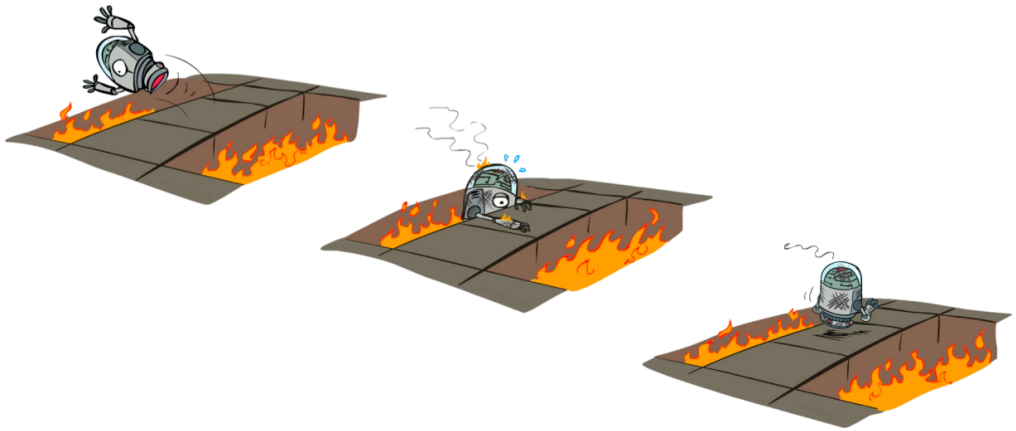
Tipuri de învățare cu întărire

Pasivă/activă

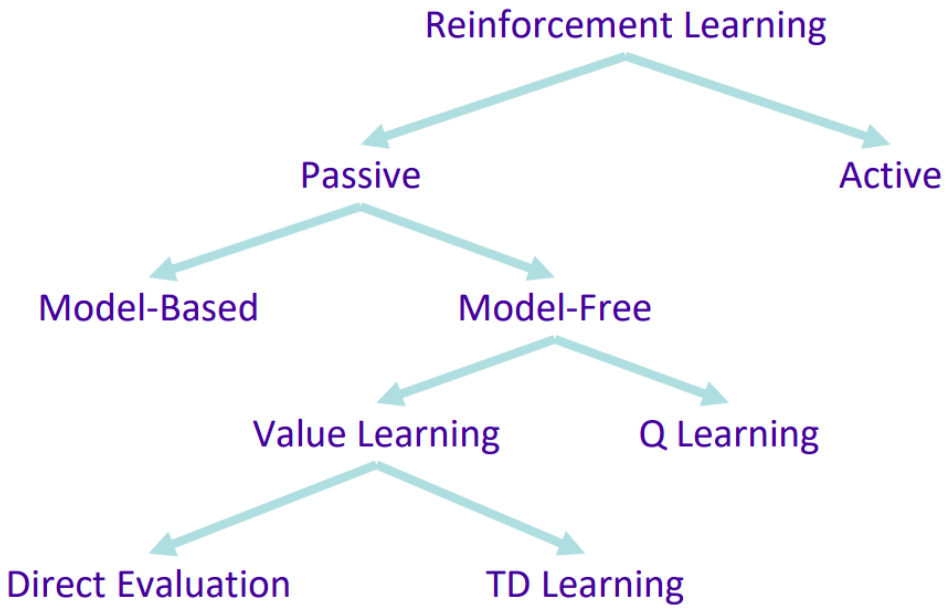
- Pasivă: agentul execută o politică fixă și o evaluează



- Activă: agentul își actualizează politica pe măsură ce învață



Tipuri de învățare cu întărire



Bazată pe model/fără model

- Bazată pe model: învață modelul de tranziții și recompense și îl folosește pentru a descoperi politica optimă
- Fără model: descoperă politica optimă fără a învăța modelul

Conținut

Învățarea pasivă

- Politica este fixă: în starea s execută întotdeauna acțiunea $\pi(s)$
- Scopul: învață cât de bună este politica π
  - învață utilitatea $U^{\pi}(s)$ a fiecărei stări

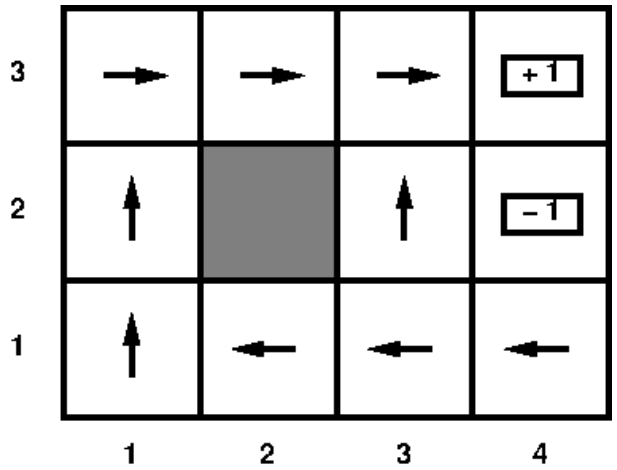
    cum?

    execută politica și învață din experiență

  - abordare similară cu pasul (1) de evaluare a politicii din cadrul algoritmului *Iterarea politicilor*; diferența: nu cunoaștem modelul de tranziții $P(s'|s,a)$ și nici $R(s)$

Învățarea pasivă este o modalitate de explorare a mediului.

Învățarea pasivă



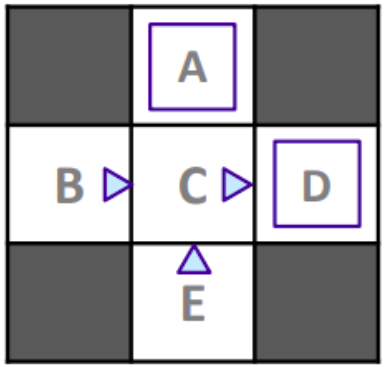
- Agentul execută o serie de încercări (*trials*)
  $(1,1)_{-.04} \rightsquigarrow (1,2)_{-.04} \rightsquigarrow (1,3)_{-.04} \rightsquigarrow (1,2)_{-.04} \rightsquigarrow (1,3)_{-.04} \rightsquigarrow$
  $(2,3)_{-.04} \rightsquigarrow (3,3)_{-.04} \rightsquigarrow (4,3)_{+1}$
  $(1,1)_{-.04} \rightsquigarrow (1,2)_{-.04} \rightsquigarrow (1,3)_{-.04} \rightsquigarrow (2,3)_{-.04} \rightsquigarrow (3,3)_{-.04} \rightsquigarrow$
  $(3,2)_{-.04} \rightsquigarrow (3,3)_{-.04} \rightsquigarrow (4,3)_{+1}$
  $(1,1)_{-.04} \rightsquigarrow (2,1)_{-.04} \rightsquigarrow (3,1)_{-.04} \rightsquigarrow (3,2)_{-.04} \rightsquigarrow (4,2)_{-1}$
- Politica este aceeași, dar mediul este nedeterminist
- Scopul este să învețe utilitatea așteptată $U^{\pi}(s) = E\left[\sum_{t=0}^{\infty} \gamma^t R(S_t)\right]$

Învățarea bazată pe model

- 1. învață modelul empiric
- 2. rezolvă MDP

Exemplu:

Input Policy π



Assume: $\gamma = 1$

Observed (s, a, s', R) Transitions

Episode 1

B, east, C, -1
C, east, D, -1
D, exit, x, +10

Episode 2

B, east, C, -1
C, east, D, -1
D, exit, x, +10

Episode 3

E, north, C, -1
C, east, D, -1
D, exit, x, +10

Episode 4

E, north, C, -1
C, east, A, -1
A, exit, x, -10

Learned Model

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

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

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

R(B, east, C) = -1
R(C, east, D) = -1
R(D, exit, x) = +10
...

Programarea dinamică adaptivă (PDA)

Învățăm modelul de tranziții și utilizăm programarea dinamică pentru rezolvarea procesului de decizie Markov

- a. Estimăm $P(s'|s, \pi(s))$ și $R(s)$ din încercări
- b. Probabilitățile și recompensele învățate se introduc în ecuațiile Bellman (politica fixă)

$$U^{\pi}(s) = R(s) + \gamma \sum_{s'} P(s'|s, \pi(s)) U^{\pi}(s')$$

Se rezolvă sistemul de ecuații liniare cu necunoscutele $U^{\pi}(s)$.

Programarea dinamică adaptivă

- Procesul de învățare a modelului: utilizăm un tabel de probabilități (cât de des apare rezultatul unei acțiuni și estimăm probabilitatea de tranziție)

  Exemplu: acțiunea *Right* este executată de 3 ori în starea (1,3) și în 2 cazuri starea rezultantă este (2,3)
  $\Longrightarrow P((2,3)|(1,3), Right) = 2/3$

- Este ineficientă dacă spațiul stărilor este mare
  - sistem de ecuații liniare de ordin n
  - jocul de table: 10^{50} ecuații cu 10^{50} necunoscute

Învățare fără model

1. Estimarea directă a utilității

- Utilitatea unei stări este recompensa totală așteptată de la acea stare înainte (**reward-to-go**)

  Exemplu: $(1,1)_{-.04} \rightsquigarrow (1,2)_{-.04} \rightsquigarrow (1,3)_{-.04} \rightsquigarrow (1,2)_{-.04} \rightsquigarrow (1,3)_{-.04} \rightsquigarrow (2,3)_{-.04} \rightsquigarrow (3,3)_{-.04} \rightsquigarrow (4,3)_{+1}$
  $(1,1)_{-.04} \rightsquigarrow (1,2)_{-.04} \rightsquigarrow (1,3)_{-.04} \rightsquigarrow (2,3)_{-.04} \rightsquigarrow (3,3)_{-.04} \rightsquigarrow (3,2)_{-.04} \rightsquigarrow (3,3)_{-.04} \rightsquigarrow (4,3)_{+1}$
  $(1,1)_{-.04} \rightsquigarrow (2,1)_{-.04} \rightsquigarrow (3,1)_{-.04} \rightsquigarrow (3,2)_{-.04} \rightsquigarrow (4,2)_{-1}$
  Prima încercare produce:
  - în starea (1,1) recompensa totală 0.72 (1 - .04 x 7)
  - în starea (1,2) două recompense totale 0.76 și 0.84
  - în starea (1,3) două recompense totale 0.80 și 0.88

- Utilitatea estimată: media valorilor eșantionate
  - U(1,1) = 0.72, U(1,2) = 0.80, U(1,3) = 0.84 etc.

Estimarea directă a utilității

- Presupune că utilitățile sunt independente (fals)
  Nu ține cont de faptul că utilitatea unei stări depinde de utilitățile stărilor succesoare (constrângerile date de ecuațiile Bellman)
  - căutarea într-un spațiu mult mai mare
  - convergența este foarte lentă
- Avem toate episoadele dinainte

2. Învățarea diferențelor temporale (*Temporal Differences*)

- Combină avantajele celor două abordări anterioare (*Estimarea directă a utilității* și *Programarea dinamică adaptivă*)
  - actualizează doar stările direct afectate
  - satisface aproximativ ecuațiile Bellman

- Utilitățile sunt ajustate după fiecare tranziție observată.

  Exemplu:
  - După prima încercare, estimările $U^\pi(1,3) = 0.84$, $U^\pi(2,3) = 0.92$
  - Fie tranziția $(1,3) \rightarrow (2,3)$ în a doua încercare. Constrângerea dată de ecuația Bellman impune ca $U^\pi(1,3) = -0.04 + U^\pi(2,3) = 0.88$ (cu $\gamma = 1$).
  - Estimarea $U^\pi(1,3) = 0.84$ este mai mică și trebuie mărită

Învățarea diferențelor temporale

- Ecuația diferențelor temporale utilizează diferența utilităților între stări succesive:

$$U^{\pi}(s) \leftarrow U^{\pi}(s) + \alpha(R(s) + \gamma U^{\pi}(s') - U^{\pi}(s))$$

  α rata de învățare
- Metoda aplică o serie de corecții pentru a converge
- Actualizarea implică doar succesorul s', pe când condițiile de echilibru (ec. Bellman) implică toate stările următoare posibile

- Obs: metoda nu are nevoie de un model de tranziții P pentru a realiza actualizările

Diferențe temporale: pseudocod

function PASSIVE-TD-AGENT(*percept*) **returns** an action

inputs: *percept*, a percept indicating the current state s' and reward signal r'

persistent: π, a fixed policy

U, a table of utilities, initially empty

N_s, a table of frequencies for states, initially zero

s, a, r, the previous state, action, and reward, initially null

if s' is new **then** $U[s'] \leftarrow r'$

if s is not null **then**

increment $N_s[s]$

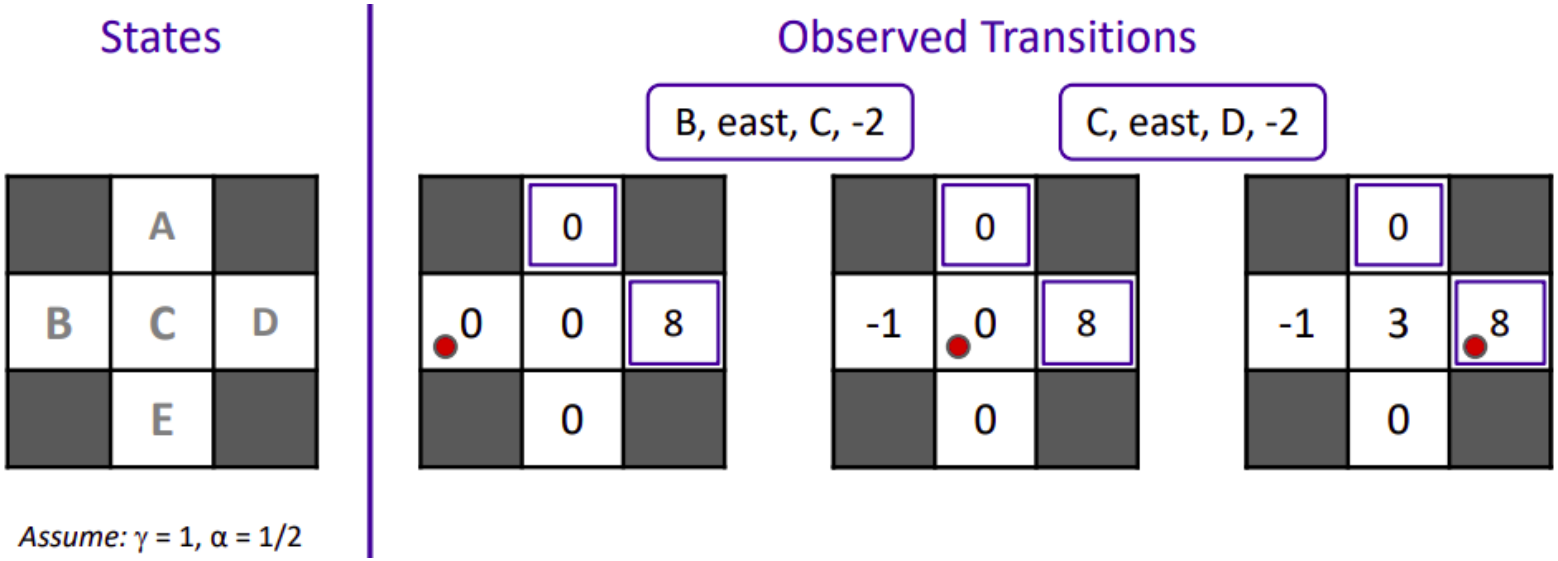
$U[s] \leftarrow U[s] + \alpha(N_s[s])(r + \gamma\, U[s'] - U[s])$

if s'.TERMINAL? **then** $s, a, r \leftarrow$ **null else** $s, a, r \leftarrow s', \pi[s'], r'$

return a

Demo: `https://cs.stanford.edu/people/karpathy/reinforcejs/gridworld_td.html`

Învățarea diferențelor temporale: exemplu

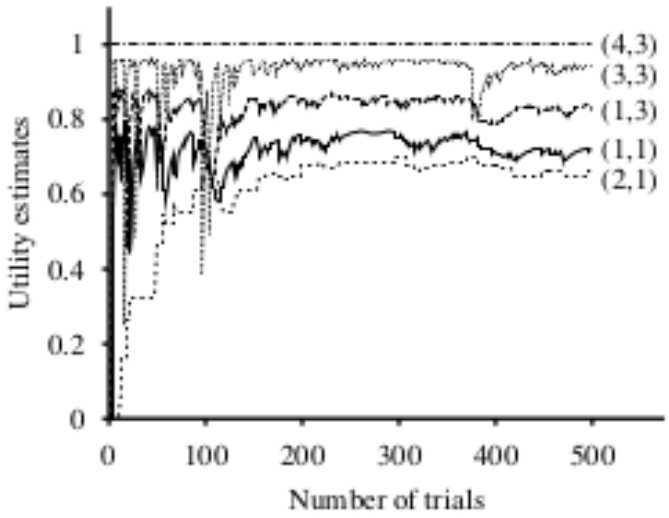


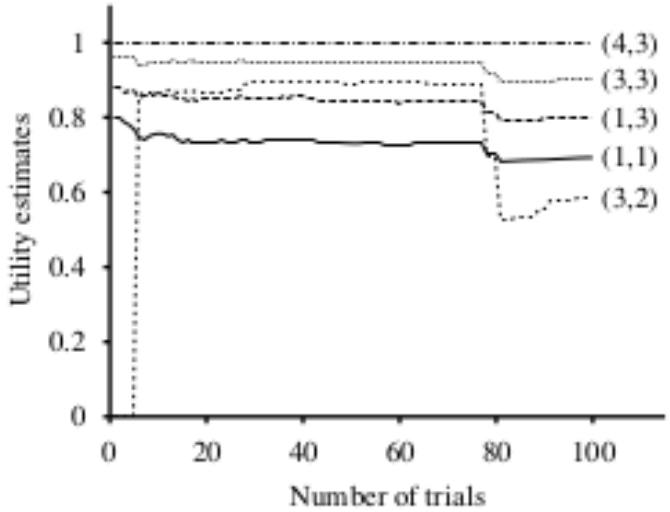
Învățarea diferențelor temporale

- Rata de învățare α determină viteza de convergență la utilitatea reală
- Valoarea medie a $U^{\pi}(s)$ va converge la valoarea corectă
  - suficiente încercări, tranzițiile rare apar rar
  - dacă α este o funcție care scade pe măsură ce nr. de vizitări ale unei stări crește, atunci $U^{\pi}(s)$ converge la valoarea corectă
    - funcția $\alpha(n) = 1/n$ sau $\alpha(n) = 1/(1+n) \in (0, 1]$

Diferențe temporale vs. Programare dinamică adaptivă

- DT nu are nevoie de model, PDA este bazată pe model
- DT utilizează doar succesorul observat pentru actualizare și nu toți succesorii
- DT converge mai lent, dar execută calcule mai simple
- DT poate fi văzut ca o aproximare a PDA





Conținut

Învățarea pasivă vs. învățarea activă

- Agentul pasiv are o politică fixă vs. agentul activ trebuie sa decidă acțiunile
- Agentul pasiv învață (probabilitățile tranzițiilor) și utilitățile stărilor și alege acțiunile optime (în mod greedy)

  vs.

  Agentul activ își actualizează politica pe măsură ce învață
  - scopul este să învețe politica optimă pentru a maximizara utilitatea,
  - însă, funcția utilitate nu este cunoscută decât aproximativ

Exploatare vs. explorare

Dilema exploatare-explorare a agentului

- să își maximizeze utilitatea, pe baza cunoștințelor curente, sau
- să își îmbunătățească cunoștințele

Este necesar un compromis între

- exploatare
  - agentul oprește învățarea și execută acțiunile date de politică
- explorare
  - agentul învață încercând acțiuni noi

Dilema exploatare - explorare: soluții

Metoda ϵ-greedy

- Fie $\epsilon \in [0, 1]$
- Acțiunea următoare selectată va fi:
  - o acțiune aleatoare, cu probabilitatea ϵ
  - acțiunea optimă, cu probabilitatea $1 - \epsilon$

- Implementare
  - inițial $\epsilon = 1$ (explorare)
  - când se termină un episod de învățare, ϵ scade (de ex. cu 0.05) - crește progresiv rata de exploatare
  - ϵ nu scade niciodată sub un prag, de ex. 0.1
    - agentul are mereu o șansă de explorare, pentru a evita optimele locale

Algoritmul Q-Learning (Watkins, 1989)

- Algoritmul Q-Learning învață o funcție acțiune-valoare $Q(s, a)$ (Q *quality*)
  - $Q(s, a)$ valoarea asociată realizării acțiunii a în starea s.
    Relația dintre utilități și valorile Q: $U(s) = max_a Q(s, a)$

- Ecuațiile adevărate la echilibru când valorile Q sunt corecte

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

Acestea pot fi utilizate într-un proces iterativ care calculează valorile Q exacte.

Algoritmul Q-Learning

- Un agent TD care învață o funcție Q nu are nevoie de un model probabilist $P(s'|s,a)$ (*învățare fără model*).

- Pentru fiecare eșantion (s,a,s',r), actualizează valoarea Q
- Ecuația de actualizare pentru *TD Q-Learning*:

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

(executând acțiunea a în starea s rezultă s')

Coeficientul de învățare α determină viteza de actualizare a estimărilor; de obicei, $\alpha \in (0,1)$

Algoritmul Q-Learning: pseudocod

function Q-LEARNING-AGENT(*percept*) **returns** an action
  inputs: *percept*, a percept indicating the current state s' and reward signal r'
  persistent: Q, a table of action values indexed by state and action, initially zero
    N_{sa}, a table of frequencies for state–action pairs, initially zero
    s, a, r, the previous state, action, and reward, initially null

  if TERMINAL?(s) **then** $Q[s, None] \leftarrow r'$
  if s is not null **then**
    increment $N_{sa}[s, a]$
    $Q[s, a] \leftarrow Q[s, a] + \alpha(N_{sa}[s, a])(r + \gamma \max_{a'} Q[s', a'] - Q[s, a])$
  $s, a, r \leftarrow s', \text{argmax}_{a'} f(Q[s', a'], N_{sa}[s', a']), r'$
  return a

f funcție de explorare

- Q-learning converge la o politică optimă
- Q-Learning este mai lent decât PDA
- Demo: https://cs.stanford.edu/people/karpathy/reinforcejs/

Q-learning: exemplu

Pacman is in an unknown MDP where there are three states [A, B, C] and two actions [Stop, Go]. We are given the following samples generated from taking actions in the unknown MDP. For the following problems, assume $\gamma = 1$ and $\alpha = 0.5$.

(a) We run Q-learning on the following samples:

s	a	s'	r
A	Go	B	2
C	Stop	A	0
B	Stop	A	-2
B	Go	C	-6
C	Go	A	2
A	Go	A	-2

What are the estimates for the following Q-values as obtained by Q-learning? All Q-values are initialized to 0.

$Q(C, Stop) = ?, Q(C, Go) = ?$

SARSA

- Ecuația de actualizare

$$Q(s, a) = Q(s, a) + \alpha(R(s) + \gamma Q(s', a') - Q(s, a))$$

(s', a') perechea (starea următoare, acțiunea următoare)

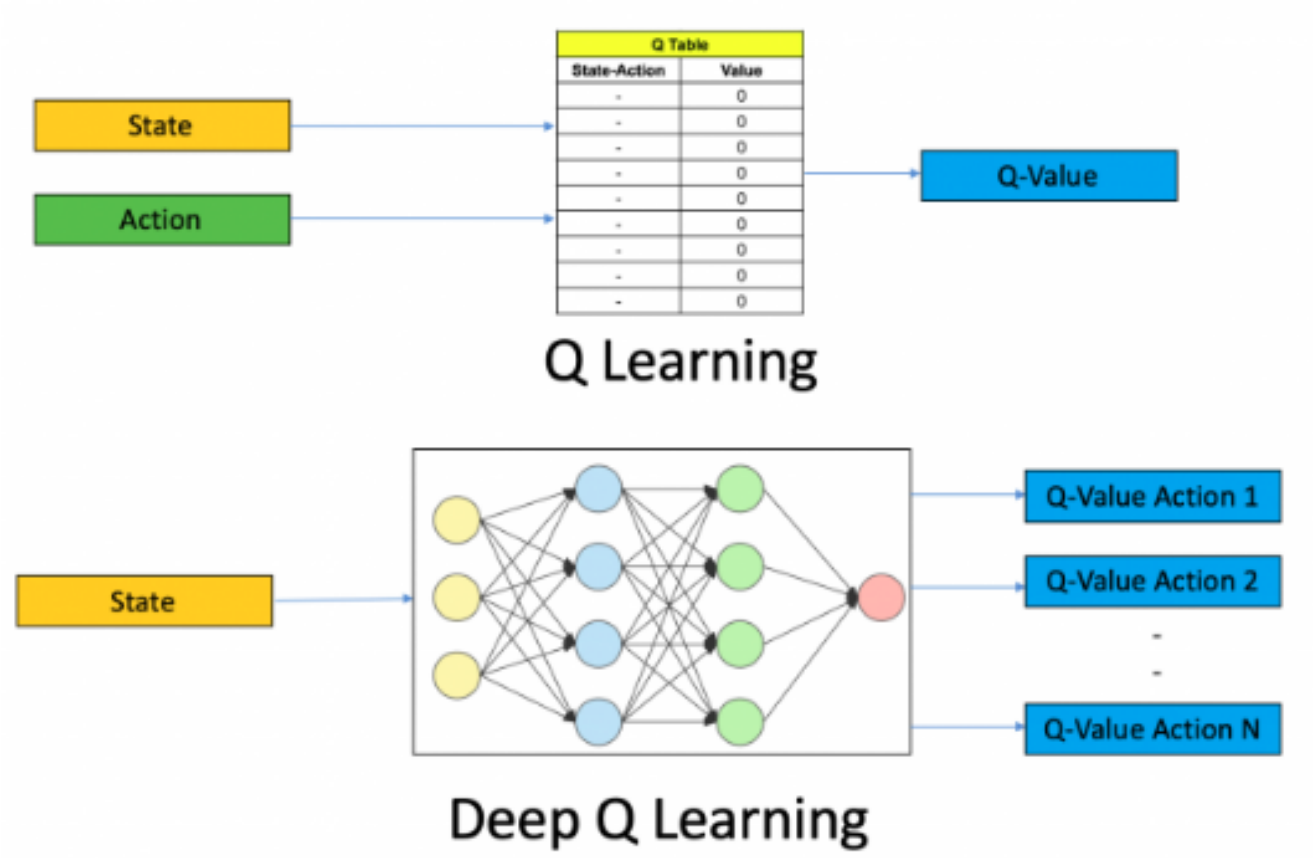
SARSA utilizează abordarea TD: se actualizează tabelul Q după fiecare pas până cand soluția converge/nr. max. de iterații.

- Exemplu: *Windy Gridworld*
http://www.incompleteideas.net/book/ebook/node64.html

Deep Reinforcement Learning

Utilizează o rețea neurală (profundă) pentru a aproxima valorile Q

- intrare: o stare
  ieșire: o estimare a lui Q, pentru fiecare acțiune posibilă



Deep Reinforcement Learning

- Considerăm ec. de actualizare a valorii Q (derivată din ec. Bellman):

$$\begin{aligned} Q(s,a) &= Q(s,a) + \alpha[r + \gamma max_{a'} Q(s',a') - Q(s,a)] \\ &= (1-\alpha)Q(s,a) + r + \gamma max_{a'} Q(s',a') \end{aligned}$$

- Funcția *loss*: eroarea medie patratică (MSE) dintre valorea Q prezisă și valorea țintă Q^* (nu se cunoaște).
  Valoarea țintă: $target(s') = r + \gamma max_{a'} Q(s',a')$
  Minimizăm $loss(s,a,s') = (Q(s,a) - target(s'))^2$.

- Utilizăm metoda *Gradient descent* pentru a optimiza funcția *loss*

Pseudocod: `https://deeplearningmath.org/deep-reinforcement-learning.html`

Deep Q-learning

Probleme:

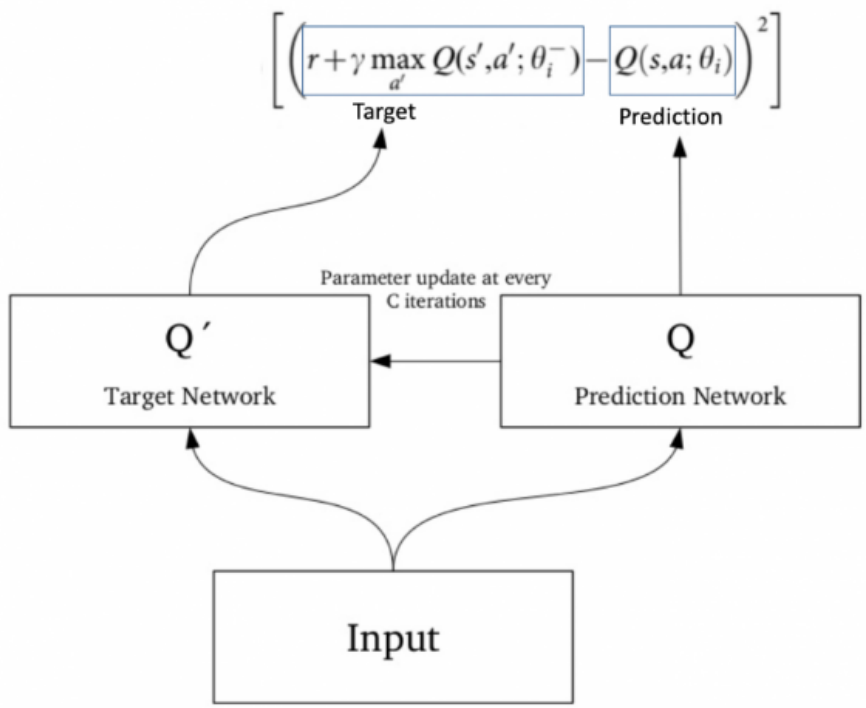
- eșantioanele sunt corelate $\rightarrow$ rețeaua nu poate generaliza
- $target(s')$ este o estimare $\rightarrow$ convergență lentă/alg. nestabil

Soluții:

- ϵ-greedy policy
- *experience replay*: memorăm experiențele (s, a, r, s') și le folosim pentru antrenare (*mini-batch*)

Double Deep Q-network

- valoarea țintă se modifică la fiecare iterație; soluție: o rețea separată pentru a estima valoarea țintă



- la fiecare C iterații, parametrii din rețeaua de predicție sunt copiați în rețeaua țintă

Alte abordări

- Function approximation

$$\hat{U}_\theta(s) = \theta_1 f_1(s) + \theta_2 f_2(s) + \ldots \theta_n f_n(s)$$

$f_1, \ldots f_n$ atribute.

RL învață valorile parametrilor $\theta = \theta_1, \ldots \theta_n$ a.i. funcția de evaluare $\hat{U}_\theta$ aproximează funcția utilitate.

- actualizează parametrii după fiecare încercare
- utilizează o funcție de eroare și calculează gradienții în raport cu θ

$$E_j(s) = (\hat{U}_\theta(s) - u_j(s))^2/2$$

$u_j(s)$ recompensa totală observată din starea s pentru încercarea j

$$\theta_i \leftarrow \theta_i - \alpha \frac{\delta E_j(s)}{\delta \theta_i} = \theta_i + \alpha(u_j(s) - \hat{U}_\theta(s)) \frac{\delta \hat{U}_\theta(s)}{\delta \theta_i}$$

- putere de generalizare (stări vizitate $\rightarrow$ stări nevizitate)

- Policy search: obiectivul e de a maximiza recomensa asteptată pentru o politică *parametrizată*

Conținut

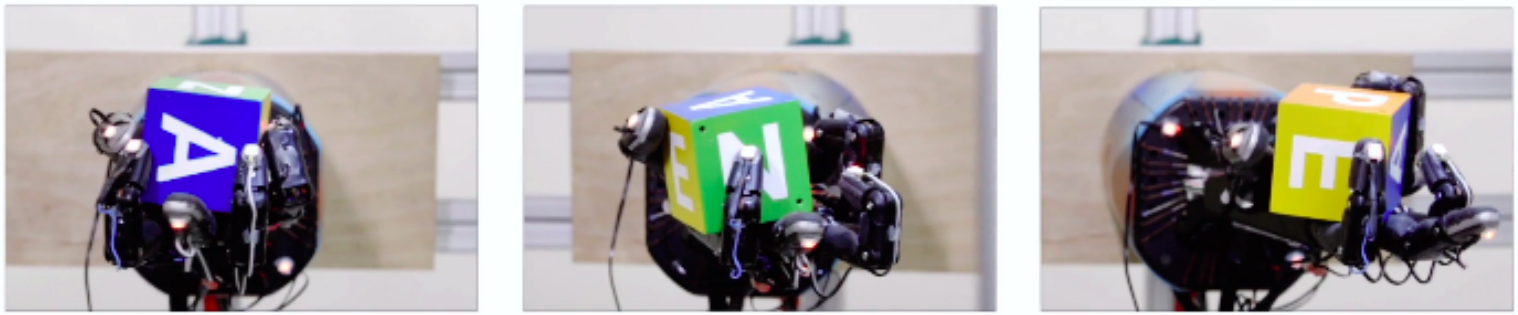
Concluzii

- Învățarea cu întărire este necesară pentru agenții care evoluează în medii necunoscute
- Învățarea pasivă presupune evaluarea unei politici date
- Învățarea activă presupune învățarea unei politici optime

Exemplu: dexteritate

Antrenarea mâinii unui robot pentru a manipula obiecte cu dexteritate: `https://openai.com/blog/learning-dexterity/`

- antrenat pe simulări, transferă cunoștințele în realitate



Bibliografie

- Artificial Intelligence: A modern Approach. Ch. 17. Making Complex Decisions; Ch. 21. Reinforcement Learning
- R. Sutton. Reinforcement Learning. An introduction `http://incompleteideas.net/book/RLbook2020.pdf`
- OpenAI Gym `https://gymnasium.farama.org/`