

Reinforcement learning (I)

IA 2023/2024

Introducere

Procese de decizie Markov

Value iteration

Policy iteration

Învățare cu întărire (*Reinforcement learning*)

Agentul trebuie să învețe un comportament, fără a avea un instructor

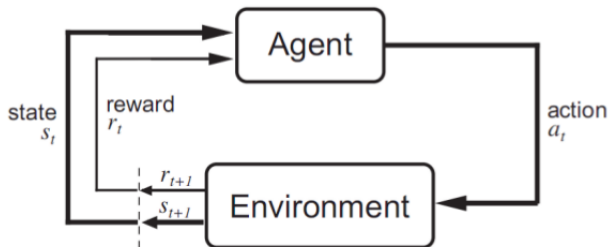
- ▶ Agentul are o sarcină de îndeplinit
- ▶ Efectuează o serie de acțiuni
- ▶ Primește *feedback* din partea mediului: cât de bine a acționat pentru a-și îndeplini sarcina.

Agentul primește o recompensă pozitivă dacă îndeplinește bine sarcina, altfel o recompensă negativă.

Această modalitatea de învățare se numește **învățare cu întărire**.

Modelul de interacțiune

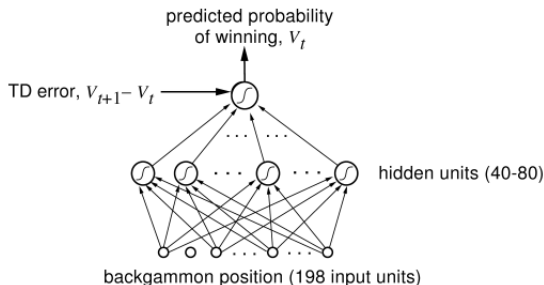
- ▶ Agentul efectuează acțiuni
- ▶ Mediul îi prezintă agentului situații numite stări și acordă recompense



Traietorie / episod ($s_0, a_0, r_0, s_1, a_1, r_1, \dots$)

- ▶ Scopul: de a determina agentul să acționeze a.î. să-și maximizeze recompensele
- ▶ Agentul trebuie să identifice secvența de acțiuni ce conduce la îndeplinirea sarcinii
 - ▶ Date de antrenare: (S, A, R) Stare, Acțiune, Recompensă

Aplicații: TD-Gammon



O rețea neuronală antrenată cu TD-learning (intrarea: poziția, ieșirea: o estimare a valorii pentru acea poziție)

Invață din simulări (joacă jocuri împotriva lui însuși)

AIBO: învață să meargă '04 (utilizând *Policy gradient*)

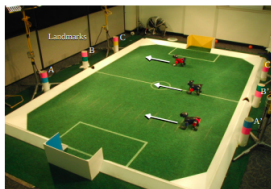


Fig. 5: The training environment for our experiments. Each Aibo times itself as it moves back and forth between a pair of landmarks (A and A', B and B', or C and C').

[https://www.cs.utexas.edu/users/
AustinVilla/?p=research/learned_walk](https://www.cs.utexas.edu/users/AustinVilla/?p=research/learned_walk)

Minitaur quadrupedal robot: învață să meargă (*actor-critic deep RL*)

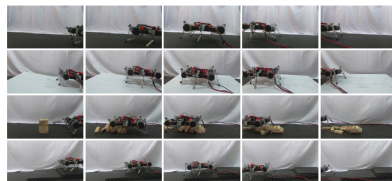


Fig. 9: We trained the Minitaur robot to walk on flat terrain (first row) in about two hours. At test time, we introduced obstacles, including a slope, wooden blocks, and steps, which were not present at training time, and the learned policy was able to generalize to the unseen situations without difficulty (other rows).

[https://sites.google.com/view/
minitaur-locomotion/](https://sites.google.com/view/minitaur-locomotion/)

Deep Reinforcement Learning

AlphaGo (Google DeepMind, 2015): programul a învățat să joace jocurile Atari 2600 urmărind doar afișajul și scorul

- ▶ 2016: a câștigat cu 4-1 împotriva lui Lee Sedol, jucător de GO profesionist cu 9 dan, premiu: 1 000 000\$
- ▶ 2017: a câștigat împotriva lui Ke Jie, cel mai bun jucător de GO din lume

AlphaGo Zero: a învățat să joace fără informații din jocuri ale persoanelor umane (doar pe baza regulilor jocului) și a învins AlphaGo cu 100-0 (oct. 2017)

AlphaZero a învins AlphaGo Zero cu 60-40 și a ajuns după doar 9 ore de antrenare la un nivel superior tuturor programelor de șah și GO existente (dec. 2017)

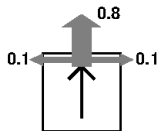
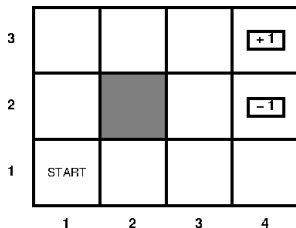
Introducere

Procese de decizie Markov

Value iteration

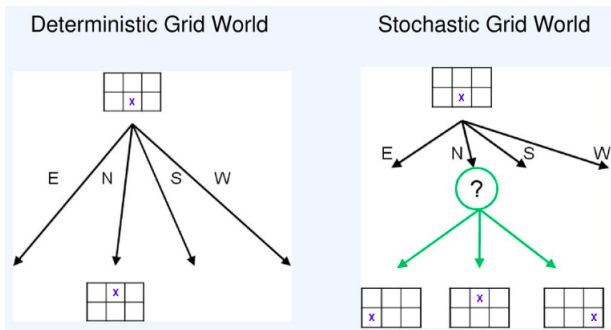
Policy iteration

Decizii secvențiale



- ▶ Mediu determinist
 - ▶ (sus, sus, dreapta, dreapta, dreapta)
- ▶ Mediu stochastic
 - ▶ Model de tranziții $P(s'|s, a)$: probabilitatea de a ajunge din starea s în starea s' efectuând acțiunea a
 - ▶ Acțiunea obține efectul dorit cu probabilitatea 0.8
 - ▶ Agentul primește o recompensă: -0.04 pentru stările nonterminale; +/-1 pentru stările terminale

Deterministic vs. stochastic



Presupunerea Markov

- ▶ Starea curentă s_t depinde de un istoric finit al stărilor anterioare
- ▶ **Proces Markov de ordin întâi**: starea curentă s_t depinde doar de starea anterioară s_{t-1}

$$P(s_t | s_{t-1}, \dots, s_0) = P(s_t | s_{t-1})$$

Proces de decizie Markov (*Markov Decision Process*)

Proces de decizie Markov: o problemă de decizie secvențială pentru un mediu stochastic cu un model de tranziție Markov și recompense aditive

- ▶ Stări $s \in S$ (starea inițială s_0), acțiuni $a \in A$
- ▶ Modelul de tranziții $P(s'|s, a)$
- ▶ Funcția de recompensă $R(s)$

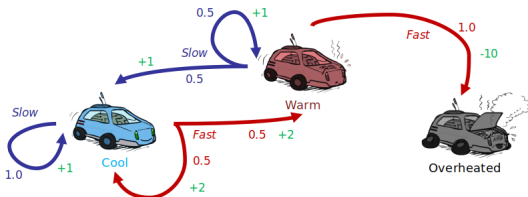
Cum arată o soluție? Trebuie să specifice ce acțiune să execute agentul în fiecare stare (**politică** π).

Sunt probleme de căutare nedeterminate.

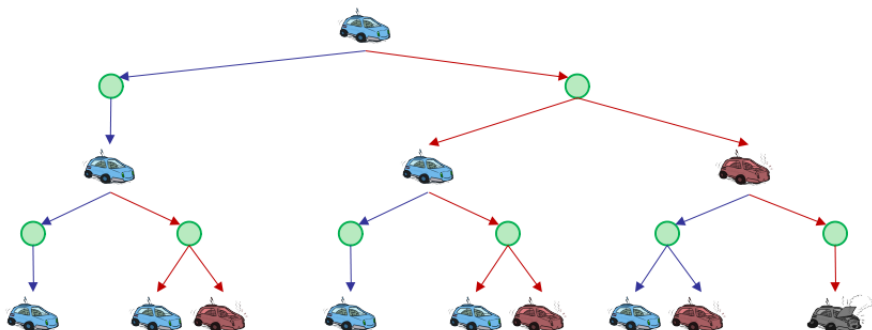
Putem utiliza alg. de căutare (*expectimax*).

Exemplu

- ▶ Un robot (mașină) vrea să călătorească departe, repede.
- ▶ Stări: *Cool*, *Warm*, *Overheated*. Acțiuni: *Slow*, *Fast*. Dacă merge mai repede, primește o recompensă dublă.

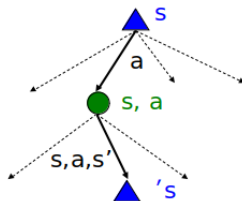


Exemplu: arborele de căutare



Arbori de căutare pentru MDP

- ▶ Fiecare stare proiectează un arbore de căutare.



s stare, (s, a, s') tranziție, $P(s'|s, a)$, $R(s, a, s')$

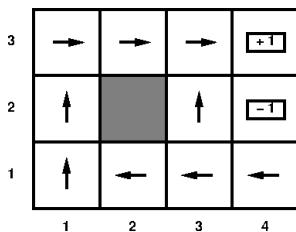
- ▶ În problemele de căutare, scopul este de a identifica o *secvență* optimă.

În MDP, scopul este de a identifica o *politică* optimă π^* (strategie)

- ▶ $\pi : S \rightarrow A$
 $\pi(s)$ este acțiunea recomandată în starea s

- ▶ **Utilitate**: suma recompenselor pentru o **secvență** de stări.
Recompensa este câștigul imediat, pe termen scurt; utilitatea este câștigul total, pe termen lung.
- ▶ **Calitatea unei politici**: **utilitatea așteptată** a secvențelor posibile de stări.
Mediu stochastic: putem avea o secvență diferită de stări când executăm aceeași politică din starea inițială.
- ▶ **Politica optimă** π^* maximizează utilitatea așteptată.

Exemplu: politica optimă și valorile stărilor

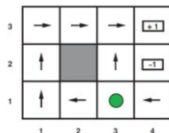


3	0.812	0.868	0.912	+1
2	0.762		0.660	-1
1	0.705	0.655	0.611	0.388
	1	2	3	4

Orizont finit

- ▶ $U_h([s_0, s_1, \dots, s_{N+k}]) = U_h([s_0, s_1, \dots, s_N]), \forall k > 0$
După momentul N , nimic nu mai contează.
- ▶ Politica optimă nu este staționară: acțiunea optimală pentru o anumită stare se poate schimba în timp.

Exemplu:



- ▶ $N = 3 \rightarrow$ trebuie să riște (sus)
- ▶ $N = 100 \rightarrow$ poate alege soluția mai sigură (stânga)

Orizont infinit

- ▶ Nu există un termen limită fix
- ▶ Politica optimă este staționară
- ▶ a. Recompense aditive

$$U_h([s_0, s_1, s_2, \dots]) = R(s_0) + R(s_1) + R(s_2) + \dots$$

- ▶ b. Recompense **actualizate** (*discounted*)

$$U_h([s_0, s_1, s_2, \dots]) = R(s_0) + \gamma R(s_1) + \gamma^2 R(s_2) + \dots$$

$\gamma \in [0, 1]$ factorul de actualizare (*discount factor*) indică faptul că recompensele viitoare contează mai puțin decât cele imediate.

Recompense actualizate

$$U_h([s_0, s_1, s_2, \dots]) = R(s_0) + \gamma R(s_1) + \gamma^2 R(s_2) + \dots$$

- ▶ Preferă recompensele curente, nu cele de mai târziu
- ▶ Valorile recompenselor scad exponențial

Exemplu 1: $\gamma = 0.5$

$$U([1, 2, 3]) = 1 * 1 + 0.5 * 2 + 0.25 * 3$$

$$U([1, 2, 3]) < U([3, 2, 1])$$

Exemplu 2: Quiz

Trebuie să ne asigurăm că utilitatea unei secvențe posibil infinite este finită.

- ▶ **Abordarea 1.** Dacă recompensele sunt mărginite și $\gamma < 1$ atunci:

$$U_h([s_0, s_1, s_2, \dots]) = \sum_{t=0}^{\infty} \gamma^t R(s_t) \leq \sum_{t=0}^{\infty} \gamma^t R_{max} = R_{max}/(1 - \gamma)$$

- ▶ **Abordarea 2.** Dacă mediul conține stări terminale și se garantează faptul că agentul va atinge una din ele (avem o politică adecvată, *proper policy*), putem utiliza $\gamma = 1$

Utilitatea așteptată

- ▶ Fiecare politică generează secvențe multiple de stări, datorită incertitudinii tranzițiilor $P(s'|s, a)$
- ▶ Fie S_t o **variabilă aleatoare**: starea în care ajunge agentul la momentul t executând politica π ; $S_0 = s$.

Utilitatea așteptată obținută prin execuția politicii π din starea s :

$$U^\pi(s) = E \left[\sum_{t=0}^{\infty} \gamma^t R(S_t) \right]$$

(= valoarea așteptată a sumei recompenselor actualizate, obținute pentru toate secvențele posibile de stări)

Evaluarea unei politici

- ▶ Politica optimă

$$\pi_s^* = \operatorname{argmax}_{\pi} U^{\pi}(s)$$

- ▶ $U^{\pi^*}(s)$ utilitatea adevărată a unei stări: valoarea așteptată a sumei recompenselor actualizate dacă agentul execută o politică optimă
- ▶ Principiul **Maximum Expected Utility**: alege acțiunea care maximizează utilitatea așteptată a stării următoare

$$\pi^*(s) = \operatorname{argmax}_{a \in A(s)} \sum_{s'} P(s'|s, a) U(s')$$

Exemplu

Fie $\gamma = 1$ și $R(s) = -0.04$.

3	0.812	0.868	0.912	<div>+1</div>
2	0.762		0.660	<div>-1</div>
1	0.705	0.655	0.611	0.388
	1	2	3	4

Aproape de starea finală utilitățile sunt mai mari pentru că este nevoie de mai puțini pași cu recompensă negativă pentru atingerea stării respective.

Ecuția Bellman

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

Ecuția Bellman (1957): utilitatea unei stări este recompensa imediată pentru acea stare, $R(s)$, plus utilitatea așteptată maximă a stării următoare.

Exemplu

Utilitatea stării (1,1):

$$U(1,1) = -0.04 + \gamma \max \begin{aligned} & [0.8U(1,2) + 0.1U(2,1) + 0.1U(1,1), \text{ (Up)} \\ & \quad 0.9U(1,1) + 0.1U(1,2), \text{ (Left)} \\ & \quad 0.9U(1,1) + 0.1U(2,1), \text{ (Down)} \\ & \quad 0.8U(2,1) + 0.1U(1,2) + 0.1U(1,1)] \text{ (Right)} \end{aligned}$$

Cea mai bună acțiune: *Up*.

Rezolvarea unui proces de decizie Markov

- ▶ n stări posibile
- ▶ n ecuații Bellman, una pentru fiecare stare
- ▶ n ecuații cu n necunoscute: $U(s)$
- ▶ Nu se poate rezolva ca sistem de ecuații liniare din cauza funcției \max

Introducere

Procese de decizie Markov

Value iteration

Policy iteration

I. Iterarea valorilor (*Value iteration*)

Calculează utilitatea fiecărei stări și identifică acțiunea optimă în fiecare stare

Algoritm pentru calcularea politicii optime:

- ▶ Inițializează utilitățile cu valori arbitrare
- ▶ Actualizează utilitatea fiecărei stări din utilitățile vecinilor

$$U_{i+1}(s) = R(s) + \gamma \max_a \sum_{s'} P(s'|s, a) U_i(s')$$

- ▶ Repetă pentru fiecare s simultan, până la atingerea unui echilibru

Iterarea valorilor: pseudocod

function VALUE-ITERATION(mdp, ϵ) **returns** a utility function

inputs: mdp , an MDP with states S , actions $A(s)$, transition model $P(s' | s, a)$,
rewards $R(s)$, discount γ

ϵ , the maximum error allowed in the utility of any state

local variables: U, U' , vectors of utilities for states in S , initially zero

δ , the maximum change in the utility of any state in an iteration

repeat

$U \leftarrow U'; \delta \leftarrow 0$

for each state s **in** S **do**

$U'[s] \leftarrow R(s) + \gamma \max_{a \in A(s)} \sum_{s'} P(s' | s, a) U[s']$

if $|U'[s] - U[s]| > \delta$ **then** $\delta \leftarrow |U'[s] - U[s]|$

until $\delta < \epsilon(1 - \gamma)/\gamma$

return U

Iterarea valorilor

Value Iteration, for estimating $\pi \approx \pi_*$

Algorithm parameter: a small threshold $\theta > 0$ determining accuracy of estimation
Initialize $V(s)$, for all $s \in \mathcal{S}^+$, arbitrarily except that $V(\text{terminal}) = 0$

Loop:

```
|  $\Delta \leftarrow 0$   
| Loop for each  $s \in \mathcal{S}$ :  
|    $v \leftarrow V(s)$   
|    $V(s) \leftarrow \max_a \sum_{s',r} p(s', r | s, a) [r + \gamma V(s')]$   
|    $\Delta \leftarrow \max(\Delta, |v - V(s)|)$   
until  $\Delta < \theta$ 
```

Output a deterministic policy, $\pi \approx \pi_*$, such that
$$\pi(s) = \operatorname{argmax}_a \sum_{s',r} p(s', r | s, a) [r + \gamma V(s')]$$

Din Sutton&Barto. Reinforcement Learning: an introduction

Funcția utilitate $U \leftrightarrow V$ funcție valoare

- ▶ Exemplu: Cursa
- ▶ Demo: <https://courses.grainger.illinois.edu/cs440/fa2018/lectures/mdp-value-demo.pdf>

Probleme ale algoritmului Iterarea valorilor

- ▶ Încet: $O(S^2A)$ per iterație
- ▶ Valoarea “max” la fiecare stare se modifică rar
- ▶ Politica converge adesea cu mult înaintea valorilor

Introducere

Procese de decizie Markov

Value iteration

Policy iteration

II. Iterarea politicilor

- ▶ Dacă fixăm politica, avem o singură acțiune per stare
- ▶ Dacă o acțiune este în mod evident mai bună decât toate celelalte, nu avem nevoie de valorile exacte ale utilităților
- ▶ Algoritmul alternează următorii pași:
 - ▶ 1. **Evaluarea politicii**: dată o politică π_i , calculează $U_i = U^{\pi_i}$ utilitățile stărilor pe baza politicii π_i
 - ▶ 2. **Îmbunătățirea politicii**: calculează o nouă politică π_{i+1} , pe baza utilităților U_i

Repetă acești pași până când politica converge

1. Evaluarea politicii

Acțiunea pentru fiecare stare e fixată de politică; la iterația i , politica π_i specifică acțiunea $\pi_i(s)$ în starea s .

Ecuatii Bellman simplificate

$$U_i(s) = R(s) + \gamma \sum_{s'} P(s'|s, \pi_i(s)) U_i(s')$$

- ▶ Pentru n stări, sistem de n ecuații liniare cu n necunoscute
- ▶ Se poate rezolva *exact* în $O(n^3)$ sau în mod *aproximativ*
- ▶ Aplicăm *Value iteration*

$$U_{i+1}(s) = R(s) + \gamma \sum_{s'} P(s'|s, \pi_i(s)) U_i(s')$$

Exemplu: $\pi_i(1, 1) = Up$, $\pi_i(1, 2) = Up$

Ecuatiile Bellman simplificate:

$$U_i(1, 1) = -0.04 + 0.8U_i(1, 2) + 0.1U_i(1, 1) + 0.1U_i(2, 1)$$

$$U_i(1, 2) = -0.04 + 0.8U_i(1, 3) + 0.2U_i(1, 2)$$

2. Îmbunătățirea politicii

- ▶ Valorile $U(s)$ se cunosc
- ▶ Calculează pentru fiecare s , acțiunea optimă

$$a_i^*(s) = \max_a \sum_{s'} P(s'|s, a) U(s')$$

- ▶ Dacă $a_i^*(s) \neq \pi_i(s)$, actualizează politica: $\pi_{i+1}(s) \leftarrow a_i^*(s)$
Se pot actualiza doar părțile "promițătoare" ale spațiului de căutare.

Iterarea politicilor: pseudocod

function POLICY-ITERATION(mdp) **returns** a policy

inputs: mdp , an MDP with states S , actions $A(s)$, transition model $P(s' | s, a)$

local variables: U , a vector of utilities for states in S , initially zero

π , a policy vector indexed by state, initially random

repeat

$U \leftarrow \text{POLICY-EVALUATION}(\pi, U, mdp)$

$unchanged? \leftarrow \text{true}$

for each state s **in** S **do**

if $\max_{a \in A(s)} \sum_{s'} P(s' | s, a) U[s'] > \sum_{s'} P(s' | s, \pi[s]) U[s']$ **then do**

$\pi[s] \leftarrow \operatorname{argmax}_{a \in A(s)} \sum_{s'} P(s' | s, a) U[s']$

$unchanged? \leftarrow \text{false}$

until $unchanged?$

return π

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

- ▶ Russel&Norvig. Artificial Intelligence: a modern approach. Ch 17. Making complex decisions
- ▶ Sutton&Barto. Reinforcement Learning: an introduction. Ch 3. Finite Markov Decision Processes, Ch 4. Dynamic Programming
<http://incompleteideas.net/book/RLbook2020.pdf>