

Strojové učenie II

prednáška 5 – Temporal Difference metódy

Ing. Ján Magyar, PhD.
Katedra kybernetiky a umelej inteligencie
Technická univerzita v Košiciach
2021/2022 letný semester

Temporal-difference učenie posilňovaním

- prístup založený na odhade hodnotových funkcií
- model-free – nepotrebujeme úplnú znalosť prostredia, stačí skúsenosť s prostredím
- interakcia s prostredím
  - skutočná
  - simulovaná
- schopný pracovať s
  - neúplnými epizódami
  - kontinuálnymi úlohami
- inkrementálny v zmysle krok po kroku

Rozdiel v princípoch odhadu

$$v_\pi(s) = E_\pi[G_t|S_t = s]$$
$$= E_\pi[R_{t+1} + \gamma G_{t+1}|S_t = s]$$
$$= E_\pi[R_{t+1} + \gamma v_\pi(S_{t+1})|S_t = s]$$

- MC
  - cieli na odhad
  - $V(S_t) \leftarrow V(S_t) + \alpha[G_t - V(S_t)]$
  - odhad na základe skúseností
  - čaká na znalosť G_t (epizóda musí dobehnúť)
- TD
  - cieli na odhad
  - $V(S_t) \leftarrow V(S_t) + \alpha[R_{t+1} + \gamma V(S_{t+1}) - V(S_t)]$
  - odhad na základe skúsenosti a iného odhadu
  - čaká iba jeden krok

TD chyba

- člen v zátvorke vyjadruje chybu

$$\delta_t = R_{t+1} + \gamma V(S_{t+1}) - V(S_t)$$

  - rozdiel medzi aktuálnym odhadom hodnoty pre stav S_t a lepším odhadom pomocou okamžitej skúsenosti a odhadu pre nasledujúci stav S_{t+1}

- ak by sa hodnoty odhadov V nemenili počas epizódy ale iba po nej

$$\begin{aligned} G_t - V(S_t) &= R_{t+1} + \gamma G_{t+1} - V(S_t) + \gamma V(S_{t+1}) - \gamma V(S_{t+1}) \\ &= \delta_t + \gamma\big(G_{t+1} - V(S_{t+1})\big) \\ &= \delta_t + \gamma\delta_{t+1} + \gamma^2\big(G_{t+2} - V(S_{t+2})\big) \\ &= \sum_{k=t}^{T-1} \gamma^{k-t}\delta_k \end{aligned}$$

Algoritmus TD odhadu v_π

Tabular TD(0) for estimating v_π

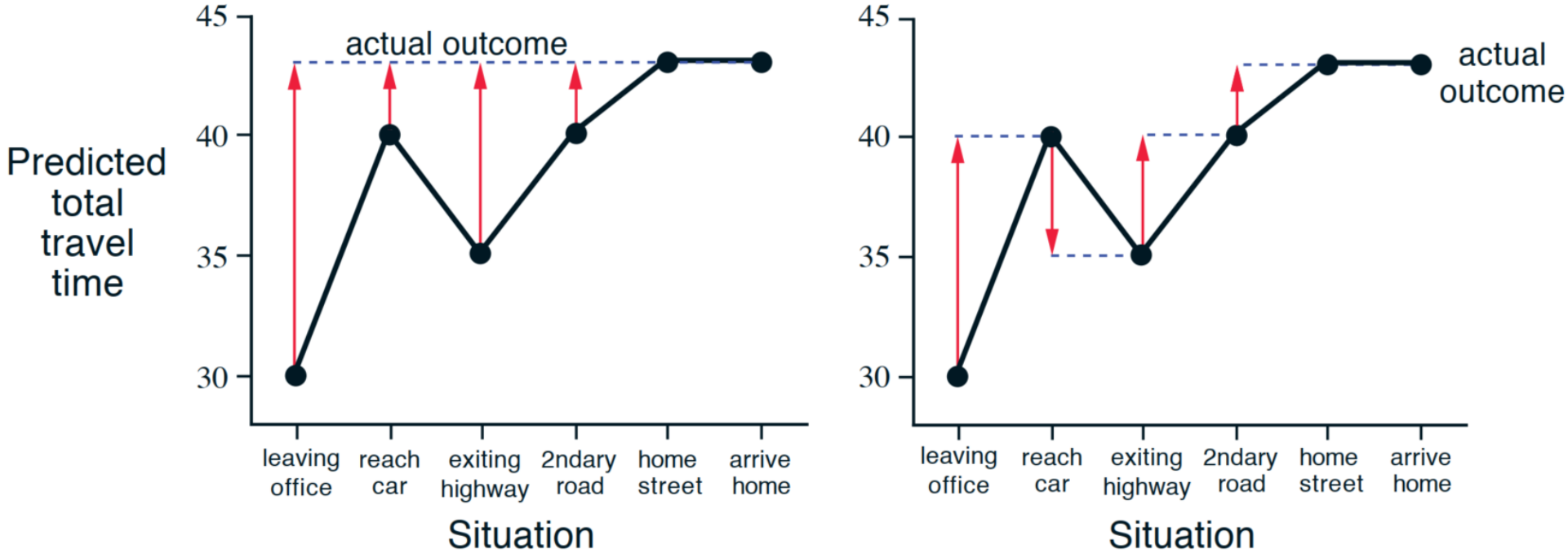
Input: the policy π to be evaluated
Algorithm parameter: step size $\alpha \in (0, 1]$
Initialize $V(s)$, for all $s \in \mathcal{S}^+$, arbitrarily except that $V(terminal) = 0$

Loop for each episode:
    Initialize S
    Loop for each step of episode:
        $A \leftarrow$ action given by π for S
        Take action A, observe R, S'
        $V(S) \leftarrow V(S) + \alpha\big[R + \gamma V(S') - V(S)\big]$
        $S \leftarrow S'$
    until S is terminal

Zdroj: Sutton-Barto: Reinforcement Learning, 2nd ed., 2018

Ukážka: cesta domov

- TD – bezprostredne môže updatovať ako reakciu na aktuálnu situáciu
- MC – musí čakať až na príchod domov



Zdroj: Sutton-Barto: Reinforcement Learning, 2nd ed., 2018

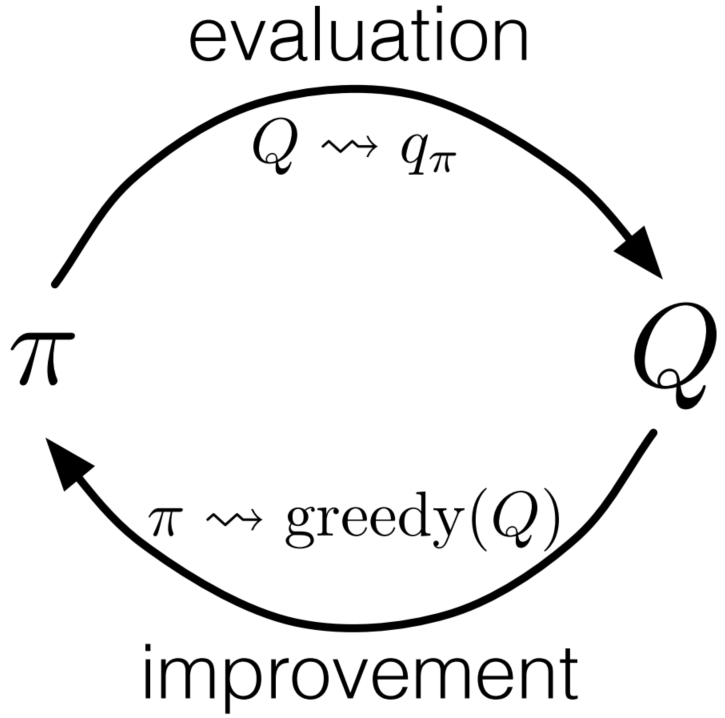
Konvergencia

- *V* konverguje k v_π, ak
  - α je konštantné a „dostatočne“ malé (konverguje približne)
  - α sa postupne zmenšuje tak, že platia vzťahy $\sum_{n=1}^{\infty} \alpha_n = \infty$ a $\sum_{n=1}^{\infty} {\alpha_n}^2 < \infty$ (konverguje s pravdepodobnosťou 1)
- čo konverguje rýchlejšie: MC alebo TD?
  - dávkový update: TD < MC
  - nedávkový update: TD ? MC

Učenie politiky

$$\ldots, S_t, A_t, R_{t+1}, S_{t+1}, A_{t+1}, R_{t+2}, \ldots$$

- založené na všeobecnej iterácii politiky
- použitie $Q(s,a)$ ako odhadu $q_\pi(s,a)$
- problém explorácie
- on-policy ($\pi = b$) vs off-policy ($\pi \neq b$)



Zdroj: Sutton-Barto: Reinforcement Learning, 2nd ed., 2018

Aktualizácia odhadu Q

$$Q(S_t, A_t) \leftarrow Q(S_t, A_t) + \alpha[R_{t+1} + \gamma Q(S_{t+1}, A_{t+1}) - Q(S_t, A_t)]$$

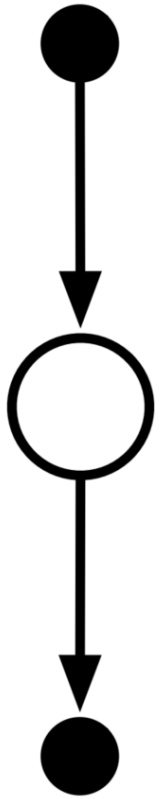
$$Q(S_t, A_t) \leftarrow Q(S_t, A_t) + \alpha\left[R_{t+1} + \gamma \max_a Q(S_{t+1}, a) - Q(S_t, A_t)\right]$$

$$Q(S_t, A_t) \leftarrow Q(S_t, A_t) + \alpha[R_{t+1} + \gamma E[Q(S_{t+1}, A_{t+1})|S_{t+1}] - Q(S_t, A_t)]$$
$$= Q(S_t, A_t) + \alpha\left[R_{t+1} + \gamma \sum_a \pi(a|S_{t+1}) Q(S_{t+1}, a) - Q(S_t, A_t)\right]$$

Aktualizácia: $\ldots + \gamma Q(S_{t+1}, A_{t+1}) - \ldots$

$$\ldots, R_t, S_t, A_t, R_{t+1}, S_{t+1}, A_{t+1}, R_{t+2}, \ldots$$

- $Q(S_t, A_t)$ je
  - pre neterminálny stav aktualizované podľa pätice vybranej zo sekvencie
  - nulové pre terminálny stav
- on-policy odhad
- konvergencia
- Sarsa algoritmus



Algoritmus Sarsa

Sarsa (on-policy TD control) for estimating $Q \approx q_*$

Algorithm parameters: step size $\alpha \in (0, 1]$, small $\varepsilon > 0$
Initialize $Q(s, a)$, for all $s \in \mathcal{S}^+, a \in \mathcal{A}(s)$, arbitrarily except that $Q(terminal, \cdot) = 0$

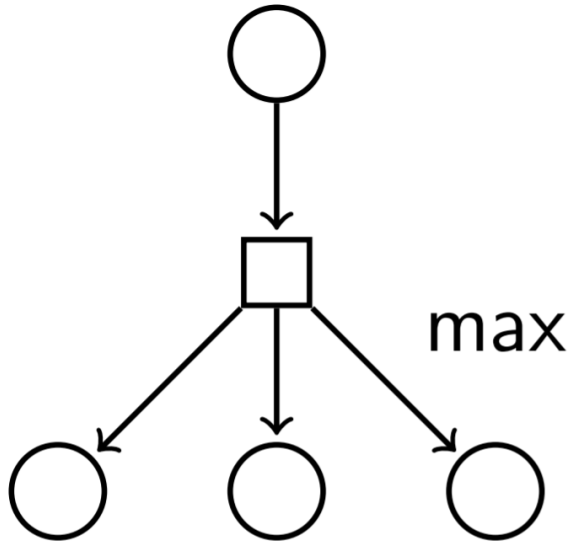
Loop for each episode:
  Initialize S
  Choose A from S using policy derived from Q (e.g., ε-greedy)
  Loop for each step of episode:
    Take action A, observe R, S'
    Choose A' from S' using policy derived from Q (e.g., ε-greedy)
    $Q(S, A) \leftarrow Q(S, A) + \alpha\big[R + \gamma Q(S', A') - Q(S, A)\big]$
    $S \leftarrow S'$; $A \leftarrow A'$;
  until S is terminal

Zdroj: Sutton-Barto: Reinforcement Learning, 2nd ed., 2018

Aktualizácia: $\ldots + \gamma \max_a Q(S_{t+1}, A_{t+1}) - \ldots$

$$\ldots, R_t, S_t, A_t, R_{t+1}, S_{t+1}, A_{t+1}, R_{t+2}, \ldots$$

- $Q(S_t, A_t)$ je
  - pre neterminálny stav aktualizované podľa štvorice vybranej zo sekvencie
  - nulové pre terminálny stav
- off-policy odhad
- konvergencia
- Q-learning algoritmus



Algoritmus Q-learning

Q-learning (off-policy TD control) for estimating $\pi \approx \pi_*$

Algorithm parameters: step size $\alpha \in (0, 1]$, small $\varepsilon > 0$
Initialize $Q(s, a)$, for all $s \in \mathcal{S}^+, a \in \mathcal{A}(s)$, arbitrarily except that $Q(terminal, \cdot) = 0$

Loop for each episode:
    Initialize S
    Loop for each step of episode:
        Choose A from S using policy derived from Q (e.g., ε-greedy)
        Take action A, observe R, S'
        $Q(S, A) \leftarrow Q(S, A) + \alpha\big[R + \gamma \max_a Q(S', a) - Q(S, A)\big]$
        $S \leftarrow S'$
    until S is terminal

Zdroj: Sutton-Barto: Reinforcement Learning, 2nd ed., 2018

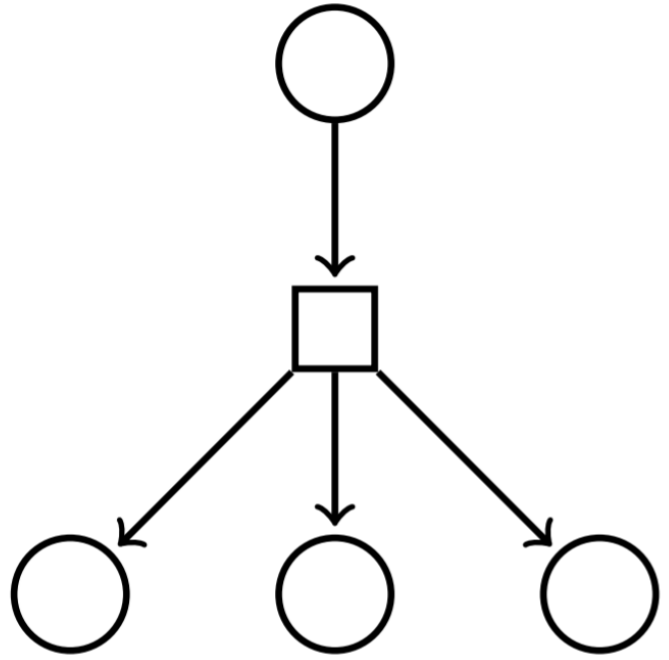
Aktualizácia: $\ldots + \gamma E[Q(S_{t+1}, A_{t+1})|S_{t+1}] - \ldots$

$$\ldots, R_t, S_t, A_t, R_{t+1}, S_{t+1}, A_{t+1}, R_{t+2}, \ldots$$

- $Q(S_t, A_t)$ je
  - pre neterminálny stav aktualizované podľa štvorice vybranej zo sekvencie
  - nulové pre terminálny stav
- spriemerňovanie akcií v S_{t+1}:

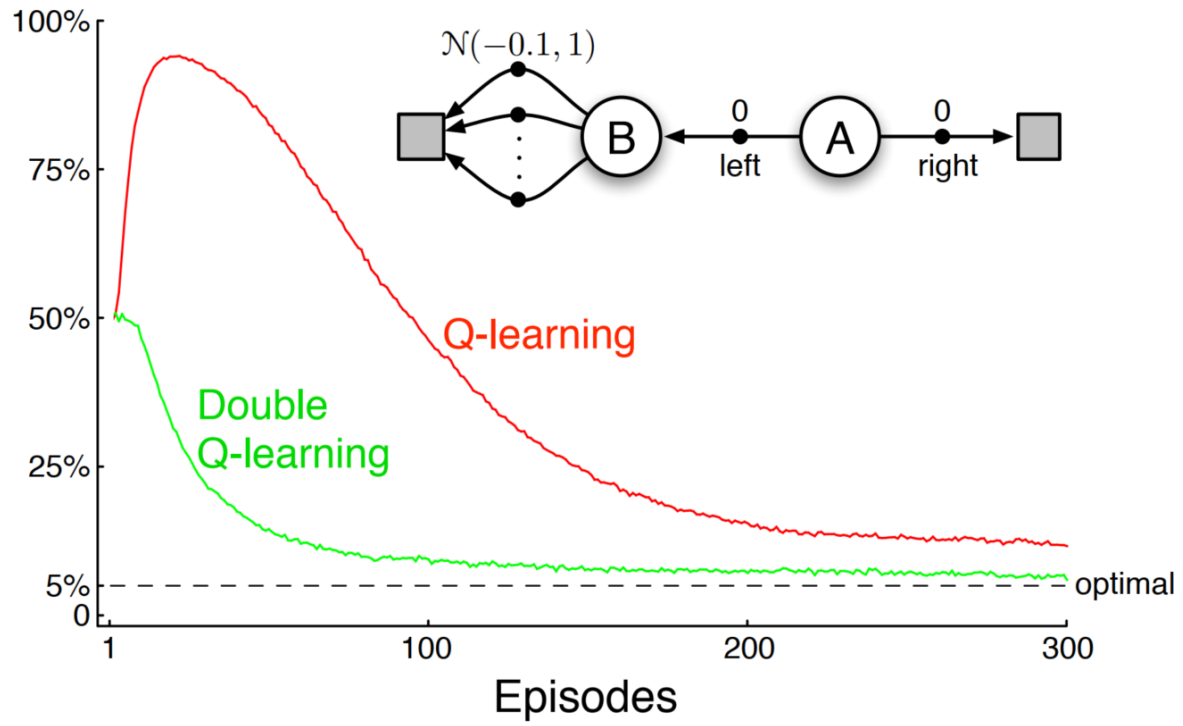
$$E[Q(S_{t+1}, A_{t+1})|S_{t+1}] = \sum_a \pi(a|S_{t+1}$$

- on-policy/off-policy odhad
- konvergencia
- Expected Sarsa algoritmus



Dvojité učenie

- maximalizačná odchýlka
  - $E[R \in N(-0.1, 1)] = -0.1$
  - $\max[R \in N(-0.1,1)] > 0$
- použitie jedného odhadu Q
  - pre určenie najlepšej akcie A_{t+1} v stave S_{t+1}
  - pre odhady hodnoty $q(S_{t+1}, A_{t+1})$
- použitie dvoch nezávislých odhadov Q_1 a Q_2
  - $Q_2\left(S_{t+1}, \underset{a}{\text{argmax}}\, Q_1(S_{t+1}, a)\right)$
  - $Q_1\left(S_{t+1}, \underset{a}{\text{argmax}}\, Q_2(S_{t+1}, a)\right)$
  - update iba Q_1 alebo Q_2
  - striedanie rolí Q_1 a Q_2



Algoritmus Dvojitý Q-learning

Double Q-learning, for estimating $Q_1 \approx Q_2 \approx q_*$

Algorithm parameters: step size $\alpha \in (0, 1]$, small $\varepsilon > 0$
Initialize $Q_1(s, a)$ and $Q_2(s, a)$, for all $s \in \mathcal{S}^+, a \in \mathcal{A}(s)$, such that $Q(\mathit{terminal}, \cdot) = 0$

Loop for each episode:
  Initialize S
  Loop for each step of episode:
    Choose A from S using the policy ε-greedy in $Q_1 + Q_2$
    Take action A, observe R, S'
    With 0.5 probabilility:

$$Q_1(S, A) \leftarrow Q_1(S, A) + \alpha\Big(R + \gamma Q_2\big(S', \operatorname{arg\,max}_a Q_1(S', a)\big) - Q_1(S, A)\Big)$$

    else:

$$Q_2(S, A) \leftarrow Q_2(S, A) + \alpha\Big(R + \gamma Q_1\big(S', \operatorname{arg\,max}_a Q_2(S', a)\big) - Q_2(S, A)\Big)$$

    $S \leftarrow S'$
  until S is terminal

Zdroj: Sutton-Barto: Reinforcement Learning, 2nd ed., 2018

Dvojitá Sarsa

$$\pi(a|s) = \begin{cases} 1 - \varepsilon + \dfrac{\varepsilon}{|A(s)|} & a = \underset{a}{\operatorname{argmax}}(Q_1(s,a) + Q_2(s,a)) \\ \dfrac{\varepsilon}{|A(s)|} & inak \end{cases}$$

$$Q_1(S_t, A_t) \leftarrow Q_1(S_t, A_t) + \alpha[R_{t+1} + \gamma Q_2(S_{t+1}, A_{t+1}) - Q_1(S_t, A_t)]$$
$$Q_2(S_t, A_t) \leftarrow Q_2(S_t, A_t) + \alpha[R_{t+1} + \gamma Q_1(S_{t+1}, A_{t+1}) - Q_2(S_t, A_t)]$$

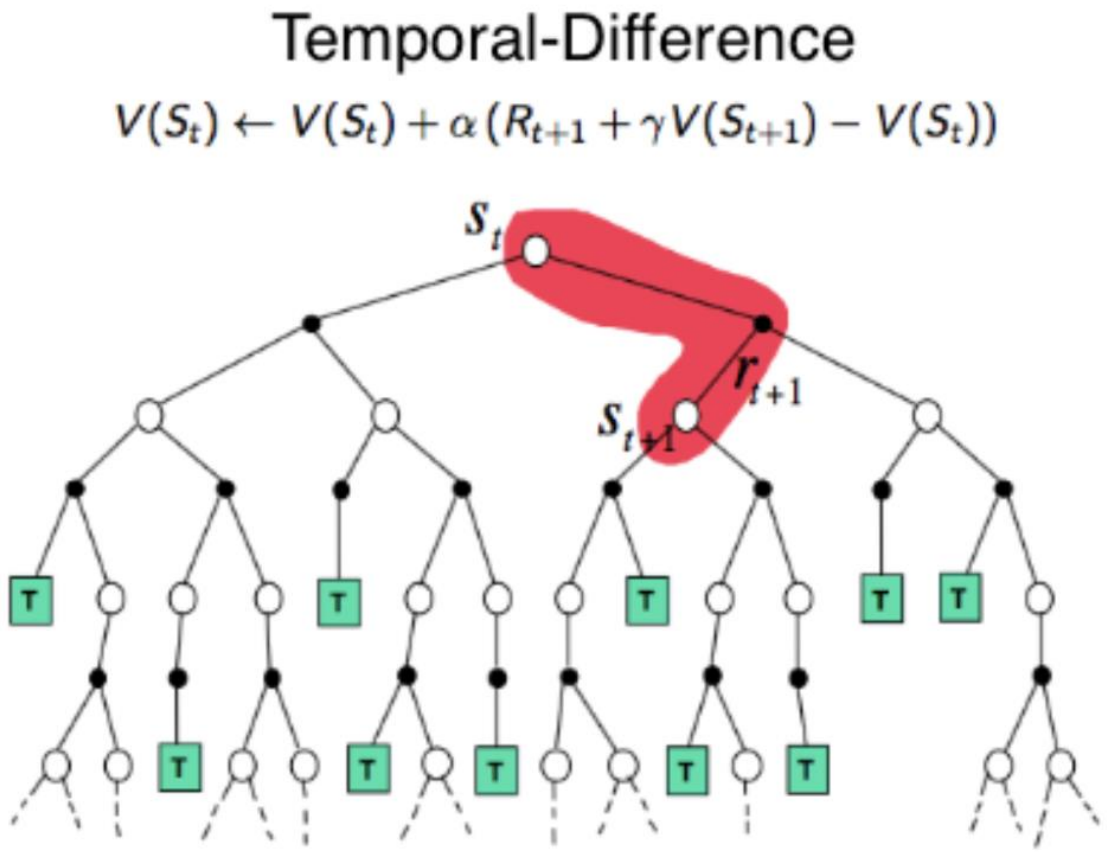
Dvojitá Expected Sarsa

$$\pi(a|s) = \begin{cases} 1 - \varepsilon + \dfrac{\varepsilon}{|A(s)|} & a = \underset{a}{\operatorname{argmax}}(Q_1(s,a) + Q_2(s,a)) \\ \dfrac{\varepsilon}{|A(s)|} & inak \end{cases}$$

$$Q_1(S_t, A_t) \leftarrow Q_1(S_t, A_t) + \alpha \left[R_{t+1} + \gamma \sum_a \pi(a|S_{t+1}) Q_2(S_{t+1}, a) - Q_1(S_t, A_t) \right]$$

$$Q_2(S_t, A_t) \leftarrow Q_2(S_t, A_t) + \alpha \left[R_{t+1} + \gamma \sum_a \pi(a|S_{t+1}) Q_1(S_{t+1}, a) - Q_2(S_t, A_t) \right]$$

Backup diagram



Zdroj: https://lilianweng.github.io/lil-log/2018/02/19/a-long-peek-into-reinforcement-learning.html