Et si l’on n’a pas de modèle ?

- Première hypothèse :
  - Cas épisodique

- Techniques dites de Monte Carlo
  - a.k.a faisons plein de tests !

Et si l'on n'a pas de modèle ?

- Monte Carlo Prediction :

First-visit MC prediction, for estimating $V \approx v_\pi$

Input: a policy π to be evaluated

Initialize:

$\quad V(s) \in \mathbb{R}$, arbitrarily, for all $s \in \mathcal{S}$

$\quad Returns(s) \leftarrow$ an empty list, for all $s \in \mathcal{S}$

Loop forever (for each episode):

$\quad$ Generate an episode following π: $S_0, A_0, R_1, S_1, A_1, R_2, \dots, S_{T-1}, A_{T-1}, R_T$

$\quad G \leftarrow 0$

$\quad$ Loop for each step of episode, $t = T-1, T-2, \dots, 0$:

$\quad\quad G \leftarrow \gamma G + R_{t+1}$

$\quad\quad$ Unless S_t appears in $S_0, S_1, \dots, S_{t-1}$:

$\quad\quad\quad$ Append G to $Returns(S_t)$

$\quad\quad\quad V(S_t) \leftarrow \text{average}(Returns(S_t))$

Et si l’on n’a pas de modèle ?

- Mais si nous n’avons pas de modèle, nous préférons obtenir q plutôt que v, pour pouvoir améliorer π !

- Problématique de l’exploration …

- Si nous pouvons démarrer dans un état aléatoire et jouer une action aléatoire alors …

Et si l'on n'a pas de modèle ?

- Mais si nous n'avons pas de modèle, nous préférons obtenir q plutôt que v, pour pouvoir améliorer π !

Monte Carlo ES (Exploring Starts), for estimating $\pi \approx \pi_*$

Initialize:
  $\pi(s) \in \mathcal{A}(s)$ (arbitrarily), for all $s \in \mathcal{S}$
  $Q(s, a) \in \mathbb{R}$ (arbitrarily), for all $s \in \mathcal{S}$, $a \in \mathcal{A}(s)$
  $Returns(s, a) \leftarrow$ empty list, for all $s \in \mathcal{S}$, $a \in \mathcal{A}(s)$

Loop forever (for each episode):
  Choose $S_0 \in \mathcal{S}$, $A_0 \in \mathcal{A}(S_0)$ randomly such that all pairs have probability > 0
  Generate an episode from S_0, A_0, following π: $S_0, A_0, R_1, \ldots, S_{T-1}, A_{T-1}, R_T$
  $G \leftarrow 0$
  Loop for each step of episode, $t = T-1, T-2, \ldots, 0$:
    $G \leftarrow \gamma G + R_{t+1}$
    Unless the pair S_t, A_t appears in $S_0, A_0, S_1, A_1 \ldots, S_{t-1}, A_{t-1}$:
      Append G to $Returns(S_t, A_t)$
      $Q(S_t, A_t) \leftarrow \text{average}(Returns(S_t, A_t))$
      $\pi(S_t) \leftarrow \arg\max_a Q(S_t, a)$

Et si l’on n’a pas de modèle ?

- Mais si nous n’avons pas de modèle, nous préférons obtenir q plutôt que v, pour pouvoir améliorer π !

- Problématique de l’exploration …

- Sinon nous pouvons utiliser une stratégie dite « ε-greedy » …

Et si l'on n'a pas de modèle ?

- Mais si nous n'avons pas de modèle, nous préférons obtenir q plutôt que v, pour pouvoir améliorer π !

On-policy first-visit MC control (for ε-soft policies), estimates $\pi \approx \pi_*$

Algorithm parameter: small $\varepsilon > 0$
Initialize:
  $\pi \leftarrow$ an arbitrary ε-soft policy
  $Q(s,a) \in \mathbb{R}$ (arbitrarily), for all $s \in \mathcal{S}$, $a \in \mathcal{A}(s)$
  $Returns(s,a) \leftarrow$ empty list, for all $s \in \mathcal{S}$, $a \in \mathcal{A}(s)$

Repeat forever (for each episode):
  Generate an episode following π: $S_0, A_0, R_1, \ldots, S_{T-1}, A_{T-1}, R_T$
  $G \leftarrow 0$
  Loop for each step of episode, $t = T-1, T-2, \ldots, 0$:
    $G \leftarrow \gamma G + R_{t+1}$
    Unless the pair S_t, A_t appears in $S_0, A_0, S_1, A_1 \ldots, S_{t-1}, A_{t-1}$:
      Append G to $Returns(S_t, A_t)$
      $Q(S_t, A_t) \leftarrow \text{average}(Returns(S_t, A_t))$
      $A^* \leftarrow \arg\max_a Q(S_t, a)$ (with ties broken arbitrarily)
      For all $a \in \mathcal{A}(S_t)$:

$$\pi(a|S_t) \leftarrow \begin{cases} 1 - \varepsilon + \varepsilon/|\mathcal{A}(S_t)| & \text{if } a = A^* \\ \varepsilon/|\mathcal{A}(S_t)| & \text{if } a \neq A^* \end{cases}$$

Et si l’on n’a pas de modèle ?

- Mais si nous n’avons pas de modèle, nous préférons obtenir q plutôt que v, pour pouvoir améliorer π !

- Attention, nous n’apprenons plus q_* !

Et si l'on n'a pas de modèle ?

Off-policy MC control, for estimating $\pi \approx \pi_*$

Initialize, for all $s \in \mathcal{S}$, $a \in \mathcal{A}(s)$:
    $Q(s,a) \in \mathbb{R}$ (arbitrarily)
    $C(s,a) \leftarrow 0$
    $\pi(s) \leftarrow \arg\max_a Q(s,a)$ (with ties broken consistently)

Loop forever (for each episode):
    $b \leftarrow$ any soft policy
    Generate an episode using b: $S_0, A_0, R_1, \ldots, S_{T-1}, A_{T-1}, R_T$
    $G \leftarrow 0$
    $W \leftarrow 1$
    Loop for each step of episode, $t = T-1, T-2, \ldots, 0$:
        $G \leftarrow \gamma G + R_{t+1}$
        $C(S_t, A_t) \leftarrow C(S_t, A_t) + W$
        $Q(S_t, A_t) \leftarrow Q(S_t, A_t) + \frac{W}{C(S_t,A_t)} [G - Q(S_t, A_t)]$
        $\pi(S_t) \leftarrow \arg\max_a Q(S_t, a)$ (with ties broken consistently)
        If $A_t \neq \pi(S_t)$ then exit inner Loop (proceed to next episode)
        $W \leftarrow W \frac{1}{b(A_t|S_t)}$

Peut-on apprendre avant la fin d'un épisode ?

Peut-on apprendre avant la fin d’un épisode ?

- Pour accélérer l’apprentissage

- Pour gérer le cas de tâches continues (épisode infini)

Peut-on apprendre avant la fin d’un épisode ?

- Pour accélérer l’apprentissage

- Pour gérer le cas de tâches continues (épisode infini)

Temporal Difference Learning

- a.k.a. « Bootstrapping »
- « Prediction »

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

Temporal Difference Learning

- a.k.a. « Bootstrapping »
- « Control » on policy

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

Temporal Difference Learning

- a.k.a. « Bootstrapping »
- « Control » off policy

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

Temporal Difference Learning

- a.k.a. « Bootstrapping »
- « Control » off policy safer

Expected Sarsa

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'
        $Q(S, A) \leftarrow Q(S_t, A_t) + \alpha\Big[R_{t+1} + \gamma \sum_a \pi(a|S_{t+1})Q(S_{t+1}, a) - Q(S_t, A_t)\Big]$
        $S \leftarrow S'$
    until S is terminal

Temporal Difference Learning

- a.k.a. « Bootstrapping »
- « Control » off policy (better)

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:
      $Q_1(S, A) \leftarrow Q_1(S, A) + \alpha\Big(R + \gamma Q_2\big(S', \arg\max_a Q_1(S', a)\big) - Q_1(S, A)\Big)$
    else:
      $Q_2(S, A) \leftarrow Q_2(S, A) + \alpha\Big(R + \gamma Q_1\big(S', \arg\max_a Q_2(S', a)\big) - Q_2(S, A)\Big)$
    $S \leftarrow S'$
  until S is terminal