- Ne perdons pas de vue l'objectif!
 - Trouver la meilleure des « policies » ! (a.k.a. celle qui maximise en moyenne le reward long terme cumulé)

- Ne perdons pas de vue l'objectif!
 - Trouver la meilleure des « policies » ! (a.k.a. celle qui maximise en moyenne le reward long terme cumulé)
 - Notons ces ou cette stratégie π_*
 - Il peut y en avoir plusieurs!
 - Exemple

- Ne perdons pas de vue l'objectif!
 - Trouver la meilleure des « policies » ! (a.k.a. celle qui maximise en moyenne le reward long terme cumulé)
 - On parle de tâche de « Control »
 - Notons ces ou cette stratégies π_*
 - Il peut y en avoir plusieurs!
 - Exemple
 - Cependant, elle ont toute la même « value function » optimale associée
 - Notons cette dernière v_*

- Ne perdons pas de vue l'objectif!
 - Trouver la meilleure des « policies » ! (a.k.a. celle qui maximise en moyenne le reward long terme cumulé)
 - On parle de tâche de « Control »
 - Notons ces ou cette stratégies π_*
 - Il peut y en avoir plusieurs!
 - Exemple
 - Cependant, elle ont toute la même « value function » optimale associée
 - Notons cette dernière v_{st}
- En effet:

•
$$v_*(s) \doteq \max_{\pi} v_{\pi}(s),$$
 (3.15)

- Cependant, elle ont toute la même « value function » optimale associée
 - Notons cette dernière v_*
- En effet:

$$\bullet \quad v_*(s) \doteq \max_{\pi} v_{\pi}(s), \tag{3.15}$$

- Il en va de même pour l'« action-value function » optimale
 - Notons cette dernière q_{st}
- En effet:

•
$$q_*(s,a) \doteq \max_{\pi} q_{\pi}(s,a),$$
 (3.16)

• Si l'on trouve v_* et que l'on connait p(s',r|s,a) alors nous pouvons en déduire une des π_* !

• Si l'on trouve q_* alors nous pouvons en déduire une des π_* !

• Comment trouver v_* ou q_* ?

• Partons de deux des équations d'optimalité de Bellman :

$$v_{*}(s) = \max_{a \in \mathcal{A}(s)} q_{\pi_{*}}(s, a) \qquad q_{*}(s, a) = \mathbb{E} \Big[R_{t+1} + \gamma \max_{a'} q_{*}(S_{t+1}, a') \mid S_{t} = s, A_{t} = a \Big]$$

$$= \max_{a} \mathbb{E}_{\pi_{*}} [G_{t} \mid S_{t} = s, A_{t} = a] \qquad = \sum_{s', r} p(s', r \mid s, a) \Big[r + \gamma \max_{a'} q_{*}(s', a') \Big].$$

$$= \max_{a} \mathbb{E}_{\pi_{*}} [R_{t+1} + \gamma G_{t+1} \mid S_{t} = s, A_{t} = a]$$

$$= \max_{a} \mathbb{E}[R_{t+1} + \gamma v_{*}(S_{t+1}) \mid S_{t} = s, A_{t} = a]$$

$$= \max_{a} \sum_{s', r} p(s', r \mid s, a) \Big[r + \gamma v_{*}(s') \Big].$$

 Pseudo code pour évaluer puis améliorer en boucle un stratégie a.k.a. « Policy Iteration »:

```
Policy Iteration (using iterative policy evaluation) for estimating \pi \approx \pi_*
1. Initialization
    V(s) \in \mathbb{R} and \pi(s) \in \mathcal{A}(s) arbitrarily for all s \in \mathbb{S}
2. Policy Evaluation
    Loop:
          \Delta \leftarrow 0
          Loop for each s \in S:
               v \leftarrow V(s)
               V(s) \leftarrow \sum_{s',r} p(s',r|s,\pi(s)) [r + \gamma V(s')]
               \Delta \leftarrow \max(\Delta, |v - V(s)|)
    until \Delta < \theta (a small positive number determining the accuracy of estimation)
3. Policy Improvement
    policy-stable \leftarrow true
    For each s \in S:
          old\text{-}action \leftarrow \pi(s)
         \pi(s) \leftarrow \arg\max_{a} \sum_{s',r} p(s',r|s,a) [r + \gamma V(s')]
If old\text{-}action \neq \pi(s), then policy\text{-}stable \leftarrow false
    If policy-stable, then stop and return V \approx v_* and \pi \approx \pi_*; else go to 2
```

• Nous pouvons être plus rapide en itérant directement sur \boldsymbol{v} a.k.a. « Value Iteration »:

- Première hypothèse :
 - Cas épisodique
- Techniques dites de Monte Carlo
 - a.k.a faisons plein de tests!

• Monte Carlo Prediction:

```
First-visit MC prediction, for estimating V \approx v_{\pi}

Input: a policy \pi to be evaluated

Initialize:

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

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

Loop forever (for each episode):

Generate an episode following \pi: S_0, A_0, R_1, S_1, A_1, R_2, \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 S_t appears in S_0, S_1, \ldots, S_{t-1}:

Append G to Returns(S_t)

V(S_t) \leftarrow average(Returns(S_t))
```

• 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 ...

• 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) \text{ (arbitrarily), for all } s \in \mathbb{S}
Q(s,a) \in \mathbb{R} \text{ (arbitrarily), for all } s \in \mathbb{S}, \ a \in \mathcal{A}(s)
Returns(s,a) \leftarrow \text{ empty list, for all } s \in \mathbb{S}, \ a \in \mathcal{A}(s)

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

• 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 « arepsilon-greedy » ...

• 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 \varepsilon-soft policies), estimates \pi \approx \pi_*
Algorithm parameter: small \varepsilon > 0
Initialize:
    \pi \leftarrow an arbitrary \varepsilon-soft policy
    Q(s, a) \in \mathbb{R} (arbitrarily), for all s \in S, a \in A(s)
    Returns(s, a) \leftarrow \text{emptv list, for all } s \in S, a \in A(s)
Repeat forever (for each episode):
    Generate an episode following \pi: 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, \dots, 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, ..., 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 \operatorname{argmax}_a Q(S_t, a)
                                                                       (with ties broken arbitrarily)
            For all a \in \mathcal{A}(S_t):
```

• 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_* !

```
Off-policy MC control, for estimating \pi \approx \pi_*
Initialize, for all s \in S, a \in A(s):
     Q(s,a) \in \mathbb{R} (arbitrarily)
     C(s,a) \leftarrow 0
     \pi(s) \leftarrow \operatorname{arg\,max}_a Q(s, a) (with ties broken consistently)
Loop forever (for each episode):
     b \leftarrow \text{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 \operatorname{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)}
```