Apprentissage par renforcement actif

- Dans le cas passif, le plan à suivre est pré-déterminé
 - peu utile si on ne connaît pas le plan optimal à suivre
- Dans le cas actif, l'agent doit aussi chercher le plan optimal
 - l'agent doit simultanément chercher le plan optimal et sa fonction de valeur
 - ◆ V(s) est maintenant une estimation de la fonction de valeur du plan optimal
- Dans le cas PDA, trois changements sont à faire
 - \diamond on va estimer P(s'|s,a) pour plus d'une action a (toujours à partir des fréquences)
 - on applique value iteration au MDP estimé (c.-à-d. on résout les équations pour la politique optimale)
 - l'action choisie par l'agent devient

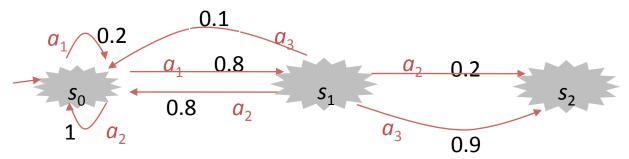
$$\pi(s) = \underset{a \in A(s)}{\operatorname{argmax}} \sum_{s' \in S} P(s'|s,a) \ V(s')$$

Appentissage actif avec PDA

```
function ACTIVE ADP-AGENT(percept) returns an action
  inputs: percept, a percept indicating the current state s' and reward signal r'
  persistent: \pi, a fixed policy
              mdp, an MDP with model P, rewards R, discount \gamma
              U, a table of utilities, initially empty
              N_{sa}, a table of frequencies for state-action pairs, initially zero
              N_{s'|sa}, a table of outcome frequencies given state-action pairs, initially zero
              s, a, the previous state and action, initially null
  if s' is new then U[s'] \leftarrow r'; R[s'] \leftarrow r'
                                             Value iteration
  if s is not null then
      increment N_{sa}[s,a] and N_{s'|sa}[s',s,a] V(s) = R(s) + \max_{a} \gamma \sum_{s' \in S} P(s'|s,a) V(s')
      for each t such that N_{s'|s_a}[t, s, a] is nowhere do
  P(t | s, a) \leftarrow N_{s'|sa}[t, s, a] / N_{sa}[s, a]
U \leftarrow POLICY-EVALUATION(\pi, U, mdp)
```

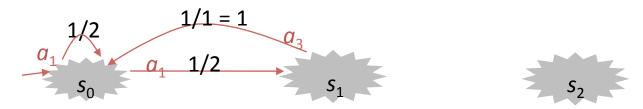
Appentissage actif avec PDA

Rappel de l'exemple :



- On a des actions possibles différentes, pour chaque état
 - $A(s_0) = \{a_1, a_2\}$
 - $A(s_1) = \{a_2, a_3\}$
 - $A(s_2) = \{\}$

Appentissage actif avec PDA



- Observations: $(s_0) \xrightarrow[-0.1]{a_1} (s_0) \xrightarrow[-0.1]{a_1} (s_1) \xrightarrow[-0.1]{a_3} (s_0) \xrightarrow[-0.1]{a_1}$
 - $V(s_0) = -0.1 + 0.5 \max\{ 0.5 \ V(s_0) + 0.5 \ V(s_1), 0 \}$ $V(s_1) = -0.1 + 0.5 \max\{ 0, V(s_0) \}$ $V(s_2) = 1$



$$V(s_0) = -0.1$$

 $V(s_1) = -0.1$
 $V(s_2) = 1$

- Pour choisir quelle action prendre, on compare
 - \bullet $\Sigma_{s \in S} P(s|s',a_2) V(s) = 0$ (puisque $P(s|s',a_2)$ pas appris encore pour a_2)
 - \bullet $\Sigma_{s \in S} P(s | s', a_1) V(s) = 0.5 V(s_0) + 0.5 V(s_1) = -0.1$
- L'action choisie par l'agent est donc a₂