

Apprentissage par renforcement

Cours1

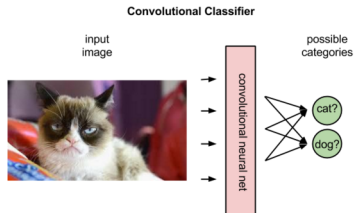
Sylvain Lamprier

2018

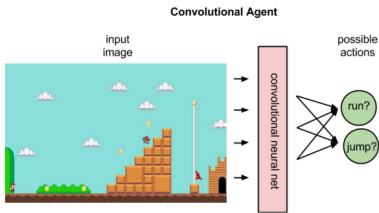
29 octobre 2018

- Apprentissage supervisé
 - On dispose d'une vérité terrain permettant de juger chaque décision
 - ⇒ Minimiser les erreurs par rapport à cette vérité terrain
- Apprentissage non-supervisé
 - On ne dispose que de données non-étiquetées
 - ⇒ Maximiser un critère sur la structure des données
- Apprentissage semi-supervisé
 - On ne dispose que d'une partie des labels
 - ⇒ Mix entre supervisé et non-supervisé
- Apprentissage par renforcement
 - Apprentissage faiblement supervisé : on ne dispose que d'indicateurs de l'utilité des décisions prises
 - ⇒ Maximiser le reward cumulé

Apprentissage Supervisé (classification) :

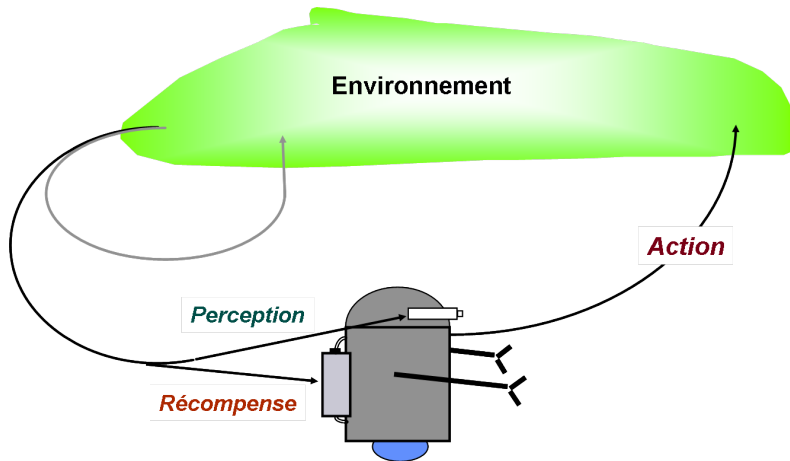


Apprentissage par renforcement (prise de décision) :

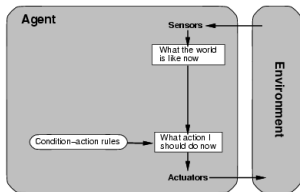


Ce contexte décrit des situations très générales et diverses :

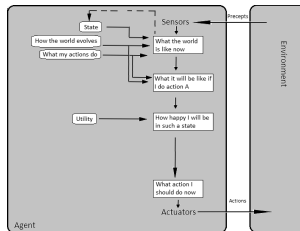
- Un robot qui se déplace sur la lune
- Un logiciel qui joue aux échecs (ou au go, au backgammon, au poker,...)
- Un hélicoptère qui apprend à voler
- Un joueur de foot (multi-agent)
- ...



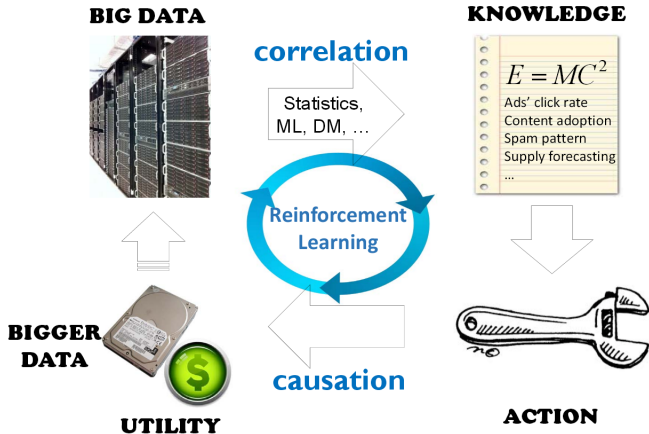
Agent à réflexes simples



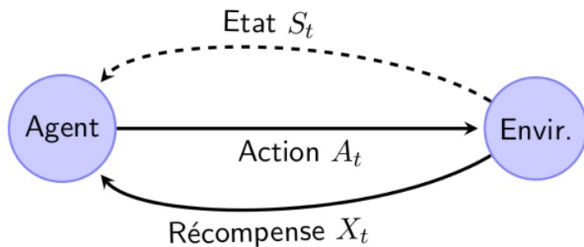
Agent basé sur un modèle de l'utilité espérée



Apprentissage par renforcement

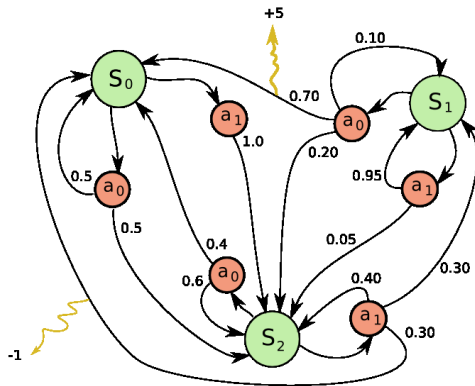


MDP : Processus de décision de Markov

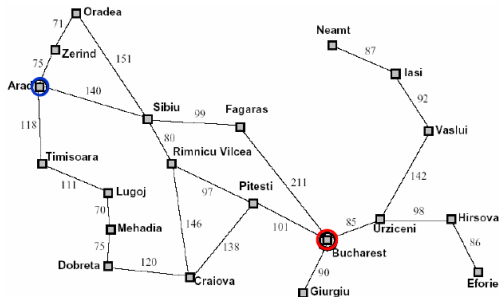


Nous définissons un MDP comme un quadruplet $\{\mathcal{S}, \mathcal{A}, \mathcal{P}, \mathcal{R}\}$:

- \mathcal{S} est l'ensemble d'états (*states*)
- \mathcal{A} est l'ensemble des actions. On note $\mathcal{A}(s)$ l'ensemble des actions dans l'état s tel que $\mathcal{A}(s) \in \mathcal{A}$
- \mathcal{P} est la fonction de transition : $\mathcal{P} : \mathcal{S} \times \mathcal{A} \times \mathcal{S} \rightarrow [0; 1]$.
Cette fonction définit une distribution de probabilité sur les transitions $\mathcal{P}(s, a, s') = P(s' = s_{t+1} | s = s_t, a_t = a)$.
- \mathcal{R} est la fonction de récompense (*reward*).
 $\mathcal{R} : \mathcal{S} \times \mathcal{A} \times \mathcal{S} \rightarrow R$ telle que
 $R(s, a, s') = E[r_t | s_t = s, a_t = a, s_{t+1} = s']$



Exemple de problème : Recherche d'itinéraire



Cas Simple

- Recherche arborescente
- Méthodes Heuristiques
- A^* , etc.

Transitions stochastiques, états non observables, etc.

- RL, POMDP

Exemple de problème : Taquin

7	2	4
5		6
8	3	1

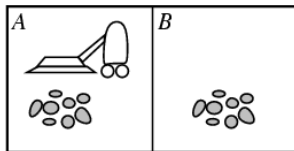
Start State

	1	2
3	4	5
6	7	8

Goal State

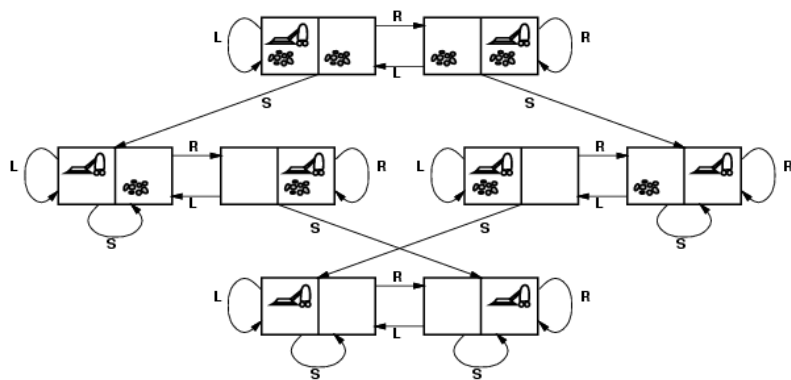
Combien d'états ?

Exemple de problème : aspirateur

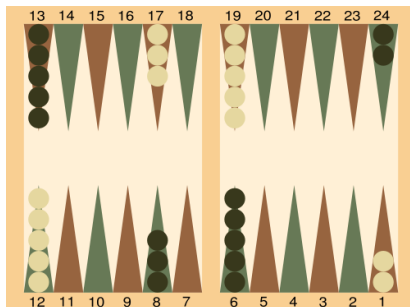


États ? Transitions ?

Exemple de problème : aspirateur

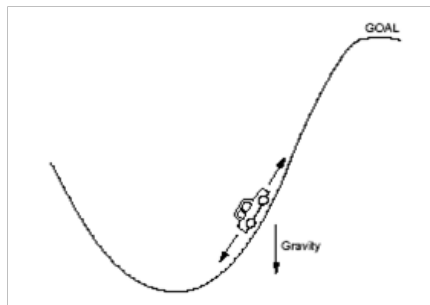


Exemple de problème : Backgammon



- Etats : état du jeu + état des dés
- Actions : actions de déplacement
- Reward :
 - +100 si gagne
 - -100 si perd
- Entraîné sur 1.5 millions de parties
- Aussi bon que le meilleur joueur (du monde)

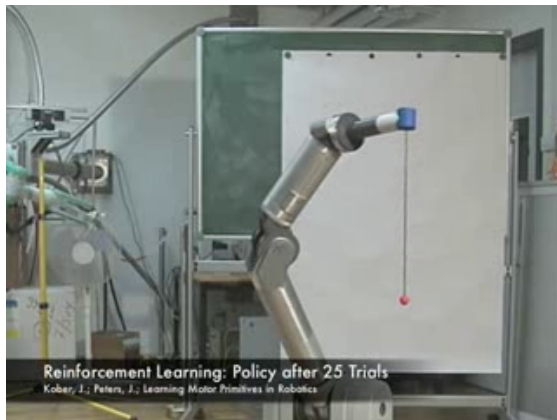
Exemple de problème : Mountain Car



- Etats : Position de la voiture + vitesse
- Actions : Accélération (avant ou arrière)
- Reward :
 - -1 à chaque "pas"
 - 1 si gagne

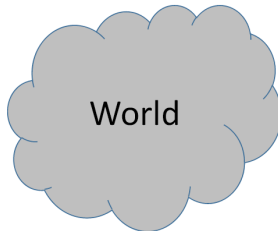
Exemple de problème : Bilboquet

Vidéo Bilboquet



- Semaine 1 : Bandits
 - \mathcal{R} inconnu a priori
 - ⇒ Exploitation/Exploration
- Semaine 2 : MDPs connus
 - ⇒ Recherche de politiques optimales
- Semaine 3 : MDPs inconnus
 - Ni \mathcal{P} ni \mathcal{R} connus a priori
 - ⇒ Exploration de l'espace
 - ⇒ Model-based/Model-free
 - ⇒ Méthodes Value-Based
- Semaine 4 : Policy gradients et Imitation Learning
 - Policy gradients : Apprentissage probabiliste de politiques
 - Imitation Learning : Utilisation de démonstrations humaines
- Semaines 5 et 6 : Advanced Deep RL
- Semaines 7 et 8 : Présentations d'articles

Reinforcement vs Bandits



Actions affect
world state?

NO

Multi-armed Bandits

YES

Reinforcement Learning

Problèmes de bandits

- Prise de décision en ligne
 - Apprentissage en continu
 - Décision Temps réel
 - Pas ou peu d'informations sur les entités manipulées

⇒ Problèmes de bandits-manchots multi-bras



- Problèmes de bandits = Problèmes d'apprentissage par renforcement
 - Reward immédiat
 - Etat courant ne dépend pas des actions passées
- Stochastique vs Adverse
- Stationnaire vs Non-stationnaire
- Bras inter-dépendents ou indépendents
- Prise en compte du contexte décisionnel ?

- Problèmes de bandits = Problèmes d'apprentissage par renforcement
 - Reward immédiat
 - Etat courant ne dépend pas des actions passées
- **Stochastique** vs Adverse
- **Stationnaire** vs Non-stationnaire
- Bras inter-dépendents ou **indépendents**
- Prise en compte du contexte décisionnel ?

Problèmes de bandits

- Problèmes de bandits multi-bras

- K actions (bras) possibles à chaque pas de temps t , une seule effectuée : I_t
- Resultat de l'action i au temps t : $\omega_{i,t} \in \Omega$
Seul le resultat du bras joué au temps t est observé : $\omega_{I_t,t}$
- Fonction de reward $g : \Omega \rightarrow [0; 1]$ définie pour estimer l'utilité du resultat d'une action
- Hypothèse (cas stochastique) : les rewards obtenus pour chaque action sont i.i.d. et suivent une distribution inconnue ν_i d'espérance μ_i
- Une stratégie de décision (ou politique) π détermine, en fonction des actions passées $I_1 \dots I_{t-1}$, l'action $I_t = \pi_t$ à effectuer à l'instant t
- Objectif : Maximiser le reward cumulé sur la période d'actions $1..T$:

$$\pi^* = \arg \max_{\pi} \sum_{t=1}^T g(\omega_{\pi_t,t})$$

- Notion centrale de regret :
 - Regret ρ_n d'avoir effectué les actions $\pi_1.. \pi_n$ dans les n premiers pas de temps plutôt que l'action $i^* = \arg \max_i \mu_i$ de meilleure espérance :

$$\rho_n = \sum_{t=1}^n g(\omega_{i^*,t}) - \sum_{t=1}^n g(\omega_{\pi_t,t})$$

- Espérance de Regret $\mathbb{E}(\rho_n)$:

$$\mathbb{E}(\rho_n) = n \times \mu_{i^*} - \mathbb{E}\left(\sum_{t=1}^n \mu_{\pi_t}\right)$$

- Espérance empirique des rewards de i après x essais de i :

$$\hat{\mu}_{i,x} = \frac{1}{x} \sum_{s=1}^x g_{i,s}$$

Avec $g_{i,s}$ le s -ième reward obtenu par le bras i .

- Plus on joue un bras, meilleure est l'estimation de son espérance de reward :

$$\lim_{x \rightarrow \infty} \hat{\mu}_{i,x} = \mu_i$$

- Proposition de politique π :
 - $\pi_t = \arg \max_{i \in K} \hat{\mu}_{i, T_i(t)}$
avec $T_i(t)$ le nombre de fois que i a été joué au temps t
 - Qu'en pensez-vous ?

- Proposition de politique π :

- $\pi_t = \arg \max_{i \in K} \hat{\mu}_i, T_i(t)$

avec $T_i(t)$ le nombre de fois que i a été joué au temps t

- Qu'en pensez-vous ?

⇒ Pas d'exploration

⇒ Risque de rester "bloqué" sur un bras sous-optimal

- Proposition de politique π :

- $\pi_t = \arg \max_{i \in K} \hat{\mu}_{i, T_i(t)}$

avec $T_i(t)$ le nombre de fois que i a été joué au temps t

- Qu'en pensez-vous ?

⇒ Pas d'exploration

⇒ Risque de rester "bloqué" sur un bras sous-optimal

⇒ Définir un compromis entre :

- Exploitation :

- Récupération des gains fournis par le meilleur bras actuel

- Exploration :

- Découverte de nouveaux bras
 - Raffinement de l'estimation de bras $\neq \arg \max_{i \in K} \hat{\mu}_{i, T_i(t)}$

Théorème [Lai & Robbins, 1985]

Il est possible de définir des stratégies tel que :

$$\mathbb{E}(\rho_n) \leq cK \ln(n)$$

Avec $c \approx \frac{1}{\Delta^*}$, où $\Delta^* = \mu^* - \max_{j: \mu_j < \mu^*} \mu_j$

- Un premier algo : Epsilon-greedy
 - A chaque itération t :
 - Avec une probabilité de $1 - \epsilon_t$, $\pi_t = \arg \max_{i \in K} \hat{\mu}_{i, T_i(t)}$ (bras de meilleure espérance empirique)
 - Avec une probabilité de ϵ_t , $\pi_t =$ bras choisi au hasard
 - Compromis exploitation-exploration défini par ϵ_t
 - Performances très dépendantes de ϵ_t
 - ϵ_t généralement décroissant en fonction de t
- ⇒ De nombreuses variantes existent

- Un premier algo : Epsilon-greedy
- A chaque itération t :
 - Avec une probabilité de $1 - \epsilon_t$, $\pi_t = \arg \max_{i \in K} \hat{\mu}_{i, T_i(t)}$ (bras de meilleure espérance empirique)
 - Avec une probabilité de ϵ_t , $\pi_t =$ bras choisi au hasard
- Compromis exploitation-exploration défini par ϵ_t
 - Performances très dépendantes de ϵ_t
 - ϵ_t généralement décroissant en fonction de t

⇒ De nombreuses variantes existent
- Est-il possible de spécifier ϵ_t de manière à garantir un regret logarithmique ?

Tuned Epsilon-greedy

Théorème [Auer et al., 2002]

Si $\epsilon_t = \min\{1; \frac{12}{d^2 t}\}$ avec $d \in]0; \Delta^*]$, alors le regret instantané au temps n de la stratégie epsilon-greedy est dans le pire des cas en $O(\frac{K}{dn})$

Tuned Epsilon-greedy

Théorème [Auer et al., 2002]

Si $\epsilon_t = \min\{1; \frac{12}{d^2 t}\}$ avec $d \in]0; \Delta^*]$, alors le regret instantané au temps n de la stratégie epsilon-greedy est dans le pire des cas en $O(\frac{K}{dn})$

⇒ Si on connaît Δ^* alors il est possible de définir une stratégie epsilon-greedy où $\mathbb{E}(\rho_n) \leq \frac{K}{\Delta^*} \ln(n) + C$ (avec C une constante)

Tuned Epsilon-greedy

Théorème [Auer et al., 2002]

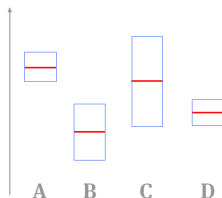
Si $\epsilon_t = \min\{1; \frac{12}{d^2 t}\}$ avec $d \in]0; \Delta^*]$, alors le regret instantané au temps n de la stratégie epsilon-greedy est dans le pire des cas en $O(\frac{K}{dn})$

- ⇒ Si on connaît Δ^* alors il est possible de définir une stratégie epsilon-greedy où $\mathbb{E}(\rho_n) \leq \frac{K}{\Delta^*} \ln(n) + C$ (avec C une constante)
- Pb : Δ^* n'est pas connu a priori ⇒ Définition d'un paramètre d efficace difficile

- Une stratégie centrale : UCB
 - Upper-Confidence Bound [Auer et al., 2002]

$$\pi_t = \arg \max_i B_{t, T_i(t-1)}(i), \text{ avec } B_{t,s}(i) = \hat{\mu}_{i,s} + \sqrt{\frac{2 \log t}{s}}$$

- Stratégie optimiste :
 - $\Rightarrow B_{t, T_i(t-1)}(i)$ représente une borne supérieure de $\hat{\mu}_{i, T_i(t-1)}$ à l'iteration t



- \Rightarrow On choisit le bras qui serait le meilleur si les valeurs des bras étaient les meilleures possibles selon l'intervale de confiance

- Stratégie optimiste :

- Inégalités de Chernoff-Hoeffding pour des variables aléatoires indépendantes $X_i \in [0, 1]$ d'espérance μ :

$$P\left(\frac{1}{s} \sum_{i=1}^s X_i - \mu \geq \epsilon\right) \leq \exp^{-2s\epsilon^2} \quad \text{et} \quad P\left(\frac{1}{s} \sum_{i=1}^s X_i - \mu \leq -\epsilon\right) \leq \exp^{-2s\epsilon^2}$$

- On a alors pour tout bras i :

$$P(\hat{\mu}_{i, T_i(t-1)} + \sqrt{\frac{2 \log t}{T_i(t-1)}} \leq \mu_i) \leq t^{-4} \quad \text{et} \quad P(\hat{\mu}_{i, T_i(t-1)} - \sqrt{\frac{2 \log t}{T_i(t-1)}} \geq \mu_i) \leq t^{-4}$$

⇒ Cela définit un intervalle de confiance de niveau $1 - 2t^{-4}$:

$$\mu_i - \sqrt{\frac{2 \log t}{T_i(t-1)}} \stackrel{(a)}{\leq} \hat{\mu}_{i, T_i(t-1)} \stackrel{(b)}{\leq} \mu_i + \sqrt{\frac{2 \log t}{T_i(t-1)}}$$

- UCB choisit un bras sous-optimal i , i.e. $B_{t,s}(i) \geq B_{t,s^*}(i^*)$, si :

$$\hat{\mu}_{i, T_i(t-1)} + \sqrt{\frac{2 \log t}{T_i(t-1)}} \geq \hat{\mu}_{i^*, T_{i^*}(t-1)} + \sqrt{\frac{2 \log t}{T_{i^*}(t-1)}}$$

- Si on est dans l'intervale de confiance, on a alors dans ce cas :

$$\mu_i + 2\sqrt{\frac{2 \log t}{T_i(t-1)}} \geq \mu^*, \text{ soit : } T_i(t-1) \leq \frac{8 \log t}{\Delta_i^2}$$

- Sinon, c'est que l'une des inégalités (a) ou (b) n'est pas vérifiée

- On pose, pour tout entier $u \geq 0$:

$$T_i(n) \leq u + \sum_{t=u+1}^n \mathbb{I}(\exists s : u < s \leq t, \exists s^* : 1 \leq s^* \leq t, B_{t,s}(i) \geq B_{t,s^*}(i^*))$$

- En choisissant $u = \frac{8 \log n}{\Delta_i^2}$, on sait alors qu'un bras sous-optimal est choisi seulement si (a) ou (b) n'est pas vérifiée. Or :
 - (a) n'est pas vérifiée avec une proba de t^{-4}
 - (b) n'est pas vérifiée avec une proba de t^{-4}

- Donc :

$$\begin{aligned} \mathbb{E} T_i(n) &\leq \frac{8 \log n}{\Delta_i^2} + \sum_{t=u+1}^n \left[\sum_{s=u+1}^t t^{-4} + \sum_{s=1}^t t^{-4} \right] \\ &\leq \frac{8 \log n}{\Delta_i^2} + 1 + \frac{\pi^2}{3} \end{aligned}$$

UCB : Borne supérieure du regret

- On pose, pour tout entier $u \geq 0$:

$$T_i(n) \leq u + \sum_{t=u+1}^n \mathbb{I}(\exists s : u < s \leq t, \exists s^* : 1 \leq s^* \leq t, B_{t,s}(i) \geq B_{t,s^*}(i^*))$$

- En choisissant $u = \frac{8 \log n}{\Delta_i^2}$, on sait alors qu'un bras sous-optimal est choisi seulement si (a) ou (b) n'est pas vérifiée. Or :
 - (a) n'est pas vérifiée avec une proba de t^{-4}
 - (b) n'est pas vérifiée avec une proba de t^{-4}

- Donc :

$$\begin{aligned} \mathbb{E} T_i(n) &\leq \frac{8 \log n}{\Delta_i^2} + \sum_{t=u+1}^n \left[\sum_{s=u+1}^t t^{-4} + \sum_{s=1}^t t^{-4} \right] \\ &\leq \frac{8 \log n}{\Delta_i^2} + 1 + \frac{\pi^2}{3} \end{aligned}$$

\Rightarrow Borne supérieure logarithmique sur l'espérance du nombre de tirages de chaque bras sous-optimal

- Borne du regret à partir de cette borne du nombre de tirages des bras sous-optimaux ?

$$\mathbb{E}(\rho_n)$$

$$\begin{aligned} &= n \times \mu^* - \mathbb{E}\left(\sum_{t=1}^n \mu_{\pi_t}\right) \\ &= n \times \mu^* - \sum_{i=1}^K \mathbb{E}_{T_i}(n) \times \mu_i \\ &= \sum_{i=1}^K \mathbb{E}_{T_i}(n) \times (\mu^* - \mu_i) \\ &= \sum_{i=1}^K \mathbb{E}_{T_i}(n) \times \Delta_i \\ &\leq \sum_{i \in \{1..K\} : \mu_i < \mu^*} \frac{8 \log n}{\Delta_i} + \Delta_i \left(1 + \frac{\pi^2}{3}\right) \\ &\leq K \frac{8 \log n}{\Delta^*} + K \Delta^* \left(1 + \frac{\pi^2}{3}\right) \end{aligned}$$

UCB : Application à la publicité sur le Web

Exemple d'application d'UCB sur le Web : la publicité dans les moteurs de recherche [*Pandey&Olston, 2007*]

- Publicités $A_1 \dots A_k$
- Requêtes (ou mots) $Q_1 \dots Q_m$
- Revenu par clic $a_{i,j}$ pour chaque paire publicité A_i -requête Q_j
- Probabilité (inconnue) $p_{i,j}$ que les utilisateurs cliquent sur la publicité A_i pour la requête Q_j

⇒ Objectif : Maximiser les gains du moteur sur l'ensemble des n_j recherches selon chaque requête Q_j de la journée :

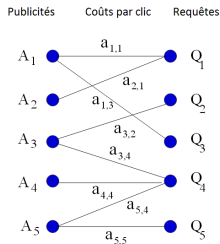
$$\sum_{i=1}^{n_j} \mathbb{I}(\text{clic sur la publicité } A_i \text{ affichée}) \times a_{i,j} \sim \sum_{i=1}^{n_j} p_{i,j} \times a_{i,j}$$

⇒ Choix de la publicité à afficher pour la i -ième recherche utilisant la requête Q_j :

$$A_i = \arg \max_{A_x \in A} (\hat{p}_{x,j}(i-1) + \sqrt{\frac{2 \log(i)}{n_{x,j}(i-1)}}) \times a_{x,j}$$

Avec sur les $i-1$ premières recherches concernant la requête Q_j :

- $\hat{p}_{x,j}(i-1)$: l'estimation de la probabilité de clic sur la pub A_x
- $n_{x,j}(i-1)$: le nombre de fois où A_x a été affiché



Collecte de données temps réel sur les réseaux sociaux
[Gisselbrecht et al., 2015]

- Plateformes de streaming des réseaux
- Ecoute d'un nombre limité d'utilisateurs en simultané
- Pb : choisir les k utilisateurs avec le meilleur potentiel d'utilité selon la fonction de reward considérée :

$$\pi^* = \arg \max_{\pi} \sum_{t=1}^n \sum_{i \in \pi_t} g(\omega_{i,t})$$

⇒ UCBV appliqué à la sélection de k bras simultanés
(Combinatorial UCBV)

Problèmes de bandits : une variante d'UCB

- UCB-V [Audibert et al., 2007]

- Intuition

- Certains bras ont une variabilité des rewards plus importante que d'autres
 - Estimation des bras à plus grande variabilité plus difficile
 - ⇒ Meilleure prise en compte de ces bras par considération de la variance empirique des rewards

- Variance Empirique :

$$\hat{\sigma}_{i,x}^2 = \frac{1}{x} \sum_{s=1}^x (g_{i,s} - \hat{\mu}_{i,x})^2$$

- UCB-V = UCB avec borne supérieure de l'intervalle de confiance de la variance

$$\pi_t = \arg \max_i B_{t, T_i(t-1)}(i)$$

Avec

$$B_{t,s}(i) = \hat{\mu}_{i,s} + \sqrt{\frac{2 \log(t) \hat{\sigma}_{i,s}^2}{s}} + \frac{\log(t)}{2s}$$

Problèmes de bandits : contexte de décision

- Contexte de décision
 - Contexte global variant à chaque itération
 - Contexte individuel (sur chaque bras) fixe (= profils des bras)
 - Contexte individuel variant à chaque itération
- Prise en compte du contexte
 - Contexte fixe (prise en compte globale)
 - ⇒ Accélérer la sélection des meilleurs bras en apprenant des "zones" de l'espace de représentation pertinentes
 - ⇒ Cold-start pour nouveaux bras entrant dans le pool
 - Contexte variable : Hypothèse de non-stationnarité des rewards
 - ⇒ Prise en compte globale de contextes individuels : rewards des bras suivent une distribution commune définie sur leurs contextes individuels
 - ⇒ Prise en compte individuelle d'un contexte global : chaque bras suit une distribution indépendante conditionnellement au contexte global de la décision
 - ⇒ Prise en compte individuelle d'un contexte individuel : rewards de chaque bras dépendent de son état actuel

- Lin-UCB [*Li et al., 2010*]

- UCB avec prise en compte individuelle du contexte
- Contexte de décision pour un bras i à l'instant t : $x_{i,t}$
- Recherche pour chaque bras des corrélations entre contextes de décision et rewards obtenus :

$$\mathbb{E}_i(g(\omega_{i,t})|x_{i,t}) = \langle x_{i,t}, \theta_i^* \rangle$$

- Mise à jour des paramètres par Ridge Regression au fur et à mesure du processus

$$\hat{\theta}_i = \arg \min_{\theta_i} \|D_i \theta_i - c_i\|^2 + \|\theta_i\|^2$$

Avec D_i la matrice des contextes observés pour le bras i et c_i le vecteur des rewards obtenus correspondants

$$\Rightarrow \hat{\theta}_i = (D_i^T D_i + I)^{-1} D_i^T c_i$$

Bandits contextuels

- Lin-UCB [Li et al., 2010]

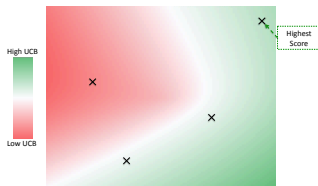
- Il peut être montré qu'avec une probabilité $1 - \delta$:

$$| \langle x_{i,t}, \hat{\theta}_i \rangle - \mathbb{E}_i(g(\omega_{i,t}) | x_{i,t}) | \leq \alpha \sqrt{x_{i,t}^T (D_i^T D_i + I)^{-1} x_{i,t}}$$

Avec $\alpha = 1 + \sqrt{\log(2/\delta)/2}$

- On a donc une borne supérieure de l'intervale de confiance pour $\langle x_{i,t}, \hat{\theta}_i \rangle$, qu'on peut donc utiliser à la manière d'UCB pour définir la politique π :

$$\pi_t = \arg \max_i \langle x_{i,t}, \hat{\theta}_i \rangle + \alpha \sqrt{x_{i,t}^T (D_i^T D_i + I)^{-1} x_{i,t}}$$



Algorithm 1 LinUCB with disjoint linear models.

```
0: Inputs:  $\alpha \in \mathbb{R}_+$ 
1: for  $t = 1, 2, 3, \dots, T$  do
2:   Observe features of all arms  $a \in \mathcal{A}_t$ :  $\mathbf{x}_{t,a} \in \mathbb{R}^d$ 
3:   for all  $a \in \mathcal{A}_t$  do
4:     if  $a$  is new then
5:        $\mathbf{A}_a \leftarrow \mathbf{I}_d$  ( $d$ -dimensional identity matrix)
6:        $\mathbf{b}_a \leftarrow \mathbf{0}_{d \times 1}$  ( $d$ -dimensional zero vector)
7:     end if
8:      $\hat{\boldsymbol{\theta}}_a \leftarrow \mathbf{A}_a^{-1} \mathbf{b}_a$ 
9:      $p_{t,a} \leftarrow \hat{\boldsymbol{\theta}}_a^\top \mathbf{x}_{t,a} + \alpha \sqrt{\mathbf{x}_{t,a}^\top \mathbf{A}_a^{-1} \mathbf{x}_{t,a}}$ 
10:   end for
11:   Choose arm  $a_t = \arg \max_{a \in \mathcal{A}_t} p_{t,a}$  with ties broken arbitrarily, and observe a real-valued payoff  $r_t$ 
12:    $\mathbf{A}_{a_t} \leftarrow \mathbf{A}_{a_t} + \mathbf{x}_{t,a_t} \mathbf{x}_{t,a_t}^\top$ 
13:    $\mathbf{b}_{a_t} \leftarrow \mathbf{b}_{a_t} + r_t \mathbf{x}_{t,a_t}$ 
14: end for
```

$$\text{Avec } A_i = D_i^T D_i + I \text{ et } b_i = D_i^T c_i$$

Application à la recommandation de news personnalisée [Li et al., 2010]

www.yahoo.com



A_t : available articles at time t

\mathbf{x}_t : user features (age, gender, interests, ...)

a_t : the displayed article at time t

r_{t,a_t} : 1 for click, 0 for no-click

Average reward is click-through rate (CTR)

- Alternative aux stratégies optimistes : Thompson Sampling [*Thompson, 1933*],[*Kaufmann et al., 2012*]
- Maximisation de l'espérance de reward :

$$\pi_t = \arg \max_i \mathbb{E}(r_{t,i}|i, x_{i,t}, \mathcal{D}) \quad (1)$$

$$= \arg \max_i \int \mathbb{E}(r_{t,i}|i, x_{i,t}, \theta) P(\theta|\mathcal{D}) d\theta \quad (2)$$

Avec :

- $r_{t,i} = g(\omega_{i,\pi_t})$ le reward obtenu par i au temps t
- $\mathcal{D} = \{(i, t, x_{i,t}, r_t)\}$ l'ensemble des observations passées ;
- $\mathbb{E}(r_{t,i}|i, x_{i,t}, \mathcal{D})$ l'espérance du reward obtenu par i au temps t en fonction des observations passées
- $P(\theta|\mathcal{D}) \propto P(\mathcal{D}|\theta)P(\theta)$ la probabilité postérieure des paramètres conditionnellement aux paramètres
- $P(\mathcal{D}|\theta)$ la vraisemblance des observations selon les paramètres
- $P(\theta)$ un prior sur l'ensemble de paramètres θ ;

- Thompson Sampling en pratique
- A chaque iteration t :
 - 1 Échantillonnage des paramètres $\theta^* \sim P(\theta|\mathcal{D})$
 - 2 Choix du bras qui maximise l'espérance du reward en fonction des paramètres et du contexte :

$$\pi_t = \arg \max_i \mathbb{E}(r|i, x_{i,t}, \theta^*)$$

- Thompson Sampling en pratique
 - Cas linéaire [Agrawal & Goyal, 2013] :
 - $\mathbb{E}(r_t|i, x_{i,t}, \theta) = \langle \theta, x_{i,t} \rangle$
 - On suppose que les rewards observés suivent une loi normale : $P(\mathcal{D}_t|\theta) = \mathcal{N}(\theta \mathcal{X}_t, v^2)$, avec \mathcal{X}_t la matrice des contextes des bras choisis jusqu'à t
 - On suppose un prior gaussien sur les paramètres θ : $P(\theta) = \mathcal{N}(0, \sigma^2)$
- ⇒ Postérieure normale : $P(\theta|\mathcal{D}_t) = \mathcal{N}(b_t A_t^{-1}, A_t^{-1})$, avec :

- $$A(t) = \frac{I}{\sigma^2} + \frac{1}{v^2} \sum_{s=1}^{t-1} x_{\pi_i, s} x_{\pi_i, s}^T$$
- $$b(t) = \frac{1}{v^2} \sum_{s=1}^{t-1} r_s x_{\pi_i, s}$$

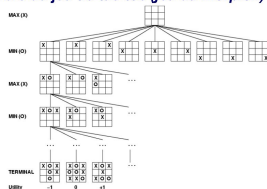
- Thompson Sampling : Application a la selection de messages à publier
 - ⇒ Maximiser le nombre de *retweets* [Lage et al., 2013]
- A chaque ieration t :
 - 1 Recuperation de la liste des articles candidats au temps t
 - 2 Publication de l'article avec le plus fort potentiel selon ses caractéristiques et les paramètres du modèle
 - 3 Observation de l'impact de la publication pendant une periode de temps donnée
 - 4 Mise à jour du modèle selon le nombre de *retweets* observés
- Caractéristiques considérées :
 - Contenu : tf normalisé des termes
 - Nombre d'Hashtags
 - Nombre de destinataires
 - Taille du message

Bandits : Application dans les arbres de décision

Un processus de décision peut être représenté par un arbre :

- Noeud = situation dans un problème de décision
- Fils d'un noeud s_i = situation atteignable à partir de s_i selon une action
- Racine = situation de départ
- Feuilles = situations terminales
- Possiblement infini (si boucles dans le MDP correspondant ou si actions/etats continus)

Arbre du jeu tic-tac-toe (jeu du morpion)



IFT615

© Frédéric Kaba

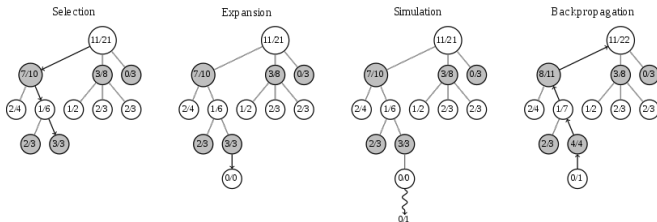
3

Monde stochastique et/ou avec adversaire : comment évaluer les bonnes situations ?

- Dans le cadre des jeux à deux joueurs : algorithmes minmax, alpha-beta, etc.
- ... Mais souvent arbre trop grand \Rightarrow impossible à évaluer complètement
- Possibilité : s'arrêter à une profondeur donnée et retourner une estimation de la qualité de la situation à cette profondeur
- Problème : comment estimer la qualité d'une situation ?

Bandits : Application dans les arbres de décision

Monte-Carlo Tree Search



- Sélection : A chaque niveau de l'arbre connu, sélection d'une action selon une stratégie exploitation/exploration
- Expansion : Arrivé sur une feuille, création des situation filles du noeud
- Simulation : Jeu aléatoire jusqu'à situation de victoire ou de défaite (Rollout)
- Backpropagation : Mise à jour des scores des noeuds de l'arbre selon victoire ou défaite

Stratégie de Sélection classique : UCT (upper-confidence Tree)

$$\frac{w_i}{n_i} + c\sqrt{\frac{\ln N_i}{n_i}}$$

References

- [Agrawal & Goyal, 2013] S. Agrawal and N. Goyal. Thompson sampling for contextual bandits with linear payoffs. In ICML (3), pages 127–135, 2013
- [Audibert et al., 2007] J.-Y. Audibert, R. Munos, and C. Szepesvari. Tuning bandit algorithms in stochastic environments. In ALT'07, pages 150–165. 2007.
- [Auer et al., 2002] Peter Auer, Nicolo Cesa-Bianchi, and Paul Fischer. 2002. Finite-time Analysis of the Multiarmed Bandit Problem. Mach. Learn. 47, 2-3 (May 2002), 235-256.
- [Gisselbrecht et al., 2015] Thibault Gisselbrecht, Ludovic Denoyer, Patrick Gallinari and Sylvain Lamprier. WhichStreams : A Dynamic Approach for Focused Data Capture from Large Social Media. ICWSM 2015 : 130-139
- [Kaufmann et al., 2012] E.Kaufmann, N.Korda, and R.Munos. Thompson Sampling : an asymptotically optimal finite-time analysis. In ALT'12.
- [Lage et al., 2013] Ricardo Lage, Ludovic Denoyer, Patrick Gallinari et al. (2013) Choosing which message to publish on social networks : A Contextual bandit approach. In IEEE/ACM International Conference on Advances in Social Networks Analysis and Mining.
- [Lai & Robbins, 1985] Lai, T. and Robbins, H. (1985). Asymptotically efficient adaptive allocation rules. Advances in Applied Mathematics ,6,4–22.
- [Li et al., 2010] Lihong Li, Wei Chu, John Langford, and Robert E. Schapire. 2010. A contextual-bandit approach to personalized news article recommendation. In Proceedings of the 19th international conference on World wide web (WWW '10). ACM, New York, NY, USA, 661-670.
- [Pandey & Olston, 2007] Sandeep Pandey and Christopher Olston. Handling advertisements of unknown quality in search advertising. Advances in Neural Information Processing Systems , 19 :1065, 2007
- [Thompson, 1933] Thompson, William R. "On the likelihood that one unknown probability exceeds another in view of the evidence of two samples". Biometrika, 25(3-4) :285–294, 1933.