

Optimisation de placement de publicité internet par l'algorithme des bandits manchots

Antoine JEANJEAN, Bruno MARTIN

Bouygues e-lab, Paris.

{ajeanjean, bmartin}@bouygues.com

Dans cette note, nous abordons un problème réel d'optimisation du placement de publicité sur internet. Il s'agit à tout instant de choisir les produits à placer dans des espaces publicitaires étiquetés "Shopping Box" sur les sites du groupe TF1. Chaque mois, plusieurs centaines de millions de blocs de publicité s'affichent au sein d'une rubrique, pour un créneau horaire d'un jour de la semaine. Chaque bloc est constitué de 2 ou 3 produits à sélectionner parmi la liste de plusieurs dizaines de milliers de produits disponibles appartenant à une centaine d'annonceurs.

L'offre commerciale proposée aux annonceurs est de deux types : une offre avec paiement au clic et une offre avec paiement à l'affichage. L'objectif de ce problème d'optimisation, qu'on peut qualifier d'"online optimization problem", est de répondre à une demande d'affichage de publicité en choisissant à tout instant un produit, qui satisfait au mieux 3 objectifs : maximiser la probabilité que l'affichage de ce produit dans cet affichage se solde par un clic, minimiser le nombre de produits en retard sur leur objectif d'affichages et minimiser le nombre d'annonceurs en retard sur leur taux de clics objectif.

L'analyse statistique d'un historique de plusieurs mois de données a mis en évidence les facteurs clés agissant sur le taux de clics des internautes. Les critères retenus sont les suivants : le jour de la semaine, le créneau horaire dans la journée, la catégorie du produit (par exemple : voyage, vêtement, cosmétique...), sa gamme de prix et la rubrique du site internet (par exemple : vidéos, information, mode...). Pour chacun de ces critères, les résultats montrent des variations importantes de la probabilité de clics. Le taux de clics et le nombre d'affichage sont fortement corrélés : plus le nombre d'affichages augmente, plus le taux de clics diminue. Ce comportement s'explique par une augmentation de la probabilité qu'un internaute ait déjà vu cette publicité. Dans le même temps, l'augmentation du nombre d'affichages permet de diminuer l'incertitude sur le taux de clics.

Pour résoudre ce problème d'optimisation multi-critère de placements de publicité, nous avons conçu un algorithme de type UCB (Upper Confidence Bound) [2] en y ajoutant des limites supplémentaires, en se basant sur le problème connu dans la littérature sous le nom des bandits manchots [1,3].

Ce problème considère un joueur qui dispose de X jetons qu'il souhaite jouer dans N machines à sous ayant chacun une probabilité de gain différente $p(i)$. Les probabilités de chaque machine sont inconnues au début de la partie. Le joueur souhaite maximiser ses gains. Il s'agit de déterminer la meilleure stratégie à adopter ? Après une phase d'initialisation, l'algorithme UCB1 consiste à corriger des probabilités maximales de réussite. Ces probabilités sont calcu-

lées par le recueil d'expériences passées mais aussi en appliquant une correction logarithmique permettant de prendre en compte l'incertitude sur l'écart entre le mesuré et le réel. L'incertitude est d'autant plus grande que le nombre de tirages est faible (d'où l'utilisation d'une fonction logarithmique).

Trois facteurs correctifs permettent ici d'améliorer les résultats et d'éviter certaines dérives de l'algorithme : un facteur correctif sur *le taux de clic cible*, afin de prendre en compte la valeur des clics, et donc de se focaliser non pas sur l'espérance de clic mais sur l'espérance de gain associée. Le deuxième facteur applique un pourcentage sur la probabilité maximum de chaque produit, afin de prendre en compte l'information sur la *période de la journée* et le *jour de la semaine* de la demande d'affichage. Enfin, un troisième paramètre permet de *favoriser/ralentir* les affichages des produits des annonceurs en retard/avance sur leur objectif.

Références

1. Lai, T. L. (1987). Adaptive treatment allocation and multi-armed bandit problem. In *Annals of Statistics* 15(3), 1091-1114.
2. P. Auer, N. Cesa-Bianchi, Y. Freund, and R. E. Schapire (2002). The nonstochastic multiarmed bandit problem. *SIAM Journal on Computing* 40(4), 32(1) :48-77, 2002.
3. J. C. Gittins. (1989). Multiarmed Bandits Allocation Indices. *Wiley*, New York.