

# Algorithme de Préférence : Pass Culture

Paul Garnier  
Francois Réмили  
Arthur Verrez

22 mars 2018

## 1 Concepts Principaux

On cherche à proposer aux utilisateurs les offres qui leur<sup>s</sup> correspondent. Dans un deuxième temps, on va chercher à étendre ces offres pour agrandir le potentiel culturel de chacun des utilisateurs. Pour ce faire, on va d'abord considérer des matrices "caractéristiques" des utilisateurs et des offres.

D'un point de vue théorique, notons :

$$\begin{aligned}\mathcal{U} &= \{U_i ; i \in \mathbb{N}\} \text{ l'ensemble des utilisateurs} \\ \mathcal{O} &= \{O_i ; i \in \mathbb{N}\} \text{ l'ensemble des offres}\end{aligned}$$

ainsi que  $N_1$  le nombre de tags principaux ("Théâtre", "Peinture", "Opéra", ...) et  $N_2$  le nombre de tags secondaires ("Français", "Italien", "Familial", ...).

À chaque  $O_i$  et  $U_i$  on associe donc, comme dit plus haut, une matrice des caractéristiques. D'un point de vue informatique, on les appellera par  $U_i.\text{preference}$  et  $O_i.\text{preference}$ . Ici, mathématiquement, on les notera  $\mathcal{M}(U_i)$  et  $\mathcal{M}(O_i)$ . Ces matrices seront de tailles  $N_2 \times N_1$ .

$$\mathcal{M}(O_i) = \begin{pmatrix} a_{1,1} & \cdots & a_{1,N_1} \\ \vdots & & \vdots \\ a_{N_2,1} & \cdots & a_{N_2,N_1} \end{pmatrix}$$

où :

$$\begin{cases} \forall i, j & 0 \leq a_{i,j} \leq 1 \\ \sum_{i,j} a_{i,j} & = 1 \end{cases}$$

La somme égale à 1 signifie que la matrice est normalisée. On les normalise avec la norme 1, que l'on retrouvera dans le produit scalaire pour notre fonction attraction (représentant littéralement l'attraction entre un utilisateur et une offre).

En effet, on définit donc une fonction attraction  $\phi$  :

$$\phi : \left| \begin{array}{ll} (\mathcal{M}_{N2,N1})^2 & \longrightarrow [0, 1] \\ (A, B) & \longmapsto \sum_{k,l} a_{k,l} b_{k,l} \end{array} \right.$$

Par la normalisation des matrices préférences ainsi que par la définition de  $\phi$  (c'est un produit scalaire), on peut utiliser l'inégalité de Cauchy-Schwarz et on s'assurer que  $\forall i, j$ , on a  $\phi(\mathcal{M}(U_i), \mathcal{M}(O_j)) \in [0, 1]$ . Finalement, plus cette fonction est proche de 1, plus l'événement est censé plaire à notre utilisateur.

On renverra donc en priorité  $\max(\{\phi(U_i, O_j) ; O_j \in \mathcal{O}\})$ .

De la même façon, on va introduire une fonction "ressemblance"  $\Theta$  entre deux utilisateurs et une autre pour deux événements  $\theta$  :

$$\begin{array}{l} \Theta : \left| \begin{array}{ll} \mathcal{U}^2 & \longrightarrow [0, 1] \\ (U_i, U_j) & \longmapsto \Theta(U_i, U_j) \end{array} \right. \\ \theta : \left| \begin{array}{ll} \mathcal{O}^2 & \longrightarrow [0, 1] \\ (O_i, O_j) & \longmapsto \theta(O_i, O_j) \end{array} \right. \end{array}$$

On va aussi définir une fonction  $\mathcal{V}$  représentant le potentiel d'un utilisateur  $U_i$  pour évaluer un événement  $O_i$  :

$$\mathcal{V} : \left| \begin{array}{ll} \mathcal{U} \times \mathcal{O} & \longrightarrow [0, 1] \\ (U_i, O_j) & \longmapsto \mathcal{V}(U_i, O_j) \end{array} \right.$$

On va ainsi construire ces différentes fonctions pour pouvoir constamment modifier les matrices  $\mathcal{M}(U_i)$  et  $\mathcal{M}(O_i)$ . Il faudra d'abord prendre en compte l'utilisateur précisément : ce qu'il choisit, ce qu'il ne choisit pas et comment ceci influe sur les matrices. Ensuite, il faudra prendre en compte ce que les utilisateurs qui lui ressemblent font. Finalement, on prendra aussi en compte ce que l'utilisateur choisit, non pas pour modifier les matrices mais pour directement changer les offres recommandées.

## 2 Le cas de l'utilisateur seul

Considérons d'abord ce qui se passe à partir du moment où des offres sont proposées à l'utilisateur. On considère qu'une offre "vue" mais non "swipe up" peut toujours changer d'état si l'utilisateur revient dessus. Il existe aussi des offres tout simplement "non vue". Ainsi, si l'on note  $\mathcal{OP}$  pour offres proposées l'ensemble de ces offres, on peut le partitionner comme suit :

$$\mathcal{OP} = \mathcal{L} \cup \mathcal{UL} \cup \mathcal{US}$$

où  $\mathcal{L}$  sont les offres swipe up,  $\mathcal{UL}$  les offres non swipe up et  $\mathcal{US}$  les offres non vues. On notera  $S = \#\mathcal{L} + \#\mathcal{UL}$ . On va s'intéresser précisément à chacun de ces trois ensembles.

### Le cas de $\mathcal{L}$ :

On note ici l'utilisateur  $U_{i_0} \in \mathcal{U}$  et l'événement  $O_{j_0} \in \mathcal{O}$ . On sait déjà qu'il est intéressé par l'événement en question. On va donc modifier leurs matrices respectives. Dans le cas d'un événement "swipe up", on va modifier les matrices sur tout leurs coefficients (ce ne sera pas le cas pour l'ensemble  $\mathcal{UL}$ . Il faut prendre en compte différents facteurs : le nombre d'utilisateur  $\#\mathcal{U}$ , sa faculté à influencer l'événement  $\mathcal{V}$  et finalement deux facteurs multiplicatifs  $\alpha$  et  $\beta$  pour pouvoir jouer sur le changement des matrices.

Pour les matrices  $\mathcal{M}(U_i)$  et  $\mathcal{M}(O_i)$ , on considère un coefficient arbitraire  $a_{p,q}$  et  $b_{p,q}$ , et on va réaliser l'opération suivante :

$$\left( a_{p,q} \times \frac{S}{S+1} + b_{p,q} \times \frac{1}{S+1} \right) \times \frac{\alpha}{\#\mathcal{U}}$$

et remplacer  $a_{p,q}$  par ce que l'on vient de calculer.

De la même façon, on va remplacer  $b_{p,q}$  par :

$$\left( b_{p,q} \times \frac{S}{S+1} + a_{p,q} \times \frac{1}{S+1} \right) \times \beta \times \frac{\mathcal{V}(U_{i_0}, O_{j_0})}{\#\mathcal{U}}$$

**Discussion** autour des coefficients : (todo)

### Le cas de $\mathcal{UL}$ :

Il semblerait qu'ici, on puisse se contenter de réaliser les mêmes calculs mais avec les coefficients conjugués. On introduit tout de même deux nouveaux coefficients  $\tilde{\alpha}$  et  $\tilde{\beta}$ . De plus, on n'utilise pas pour le moment, dans ce cas précis, la fonction  $\mathcal{V}$ . On va donc remplacer  $a_{p,q}$  et  $b_{p,q}$  par :

$$(a_{p,q} \times \frac{S}{S+1} + (1 - b_{p,q}) \times \frac{1}{S+1}) \times \frac{\tilde{\alpha}}{\#\mathcal{U}}$$

et :

$$(b_{p,q} \times \frac{S}{S+1} + (1 - a_{p,q}) \times \frac{1}{S+1}) \times \frac{\tilde{\beta}}{\#\mathcal{U}}$$

### Le cas de $\mathcal{US}$ :

On considère ici qu'un événement non vu est voué à l'être. On ne modifie donc rien pour les événements proposés mais non vus. Il n'y a donc pas de changement. C'est cependant un ensemble à prendre en compte d'un point de vue algorithmique dans tout nos programmes.

## 3 Interactions entre les différents utilisateurs

On se donne un entier  $k \in \mathbb{N}$ , et on considère l'ensemble :

$$\mathcal{N}_k(U_i) = \{U_j \text{ telle que } \Theta(U_i, U_j) \text{ soit l'une des } k \text{ plus grandes valeurs}\}$$

On ne va considérer que ces  $k$  utilisateurs pour influencer la matrice de notre utilisateur ainsi que celles des événements dans  $\mathcal{L}$ . Il faut tout de même avoir défini avant cela la fonction  $\Theta$ , considérons pour le moment que c'est la même fonction attraction  $\phi$ , comme défini au début du document. Plus que la simple fonction  $\phi$  d'attraction, on peut calculer une seconde fonction d'attraction, grâce aux autres utilisateurs. Cette fonction se base plus ou moins sur une **interprétation** des Relations de Chasles. Notons  $\psi$  la quantité suivante :

$$\psi(U_i, O_j) = \frac{\sum_{p \in \mathcal{N}_k(U_i)} \Theta(U_i, p) \times \phi(p, O_j)}{\sum_{p \in \mathcal{N}_k(U_i)} \Theta(U_i, p)}$$

C'est une nouvelle fonction d'attraction qui prend ici en compte les autres utilisateurs. On va l'utiliser pour modifier les matrices de préférences d'un utilisateur. On note  $\Delta$  la fonction suivante :

$$\Delta : \begin{cases} \mathcal{U} \times \mathcal{O} & \longrightarrow [0, 1] \\ (U_i, O_j) & \longmapsto \frac{1}{2} |\psi(U_i, O_j) - \phi(U_i, O_j)| \end{cases}$$

On va utiliser cette fonction maintenant, et on l'utilisera aussi ensuite pour proposer directement des nouveaux événements. Pour la modification des matrices, on va chercher à comprendre pourquoi il peut y avoir une telle différence entre  $\phi$  et  $\psi$ .

Si  $\psi(U_i, O_j) \leq \phi(U_i, O_j)$ , on ne s'y intéresse pas. En revanche, si l'on a  $\phi(U_i, O_j) \leq \psi(U_i, O_j)$ , il faut chercher à comprendre quels coefficients des matrices en sont la cause. Considérons, de façon arbitraire pour le moment, que l'on ne va modifier que 5 coefficients. On note tout de même  $n$  cet entier.

On note  $\mathcal{I}(U_i, O_j)$  l'ensemble à  $2n$  élément qui se constitue des couples  $(p, q)$  lié aux produits  $a_{k,l} b_{k,l}$  les plus importants.

On considère maintenant  $\mathcal{J}$  l'intersection de ces ensembles :

$$\mathcal{J} = \bigcap_{p \in \mathcal{N}_k(U_i)} \mathcal{I}(p, O_j)$$

Finalement, on va enfin modifier les bon coefficients  $\{a_{p,q} ; (p, q) \in \mathcal{J}\}$  en les remplaçant par :

$$\begin{cases} a_{p,q} + \frac{\Delta(U_i, O_j)}{2} & \text{si } a_{p,q} + \Delta(U_i, O_j) \leq 1 \\ \frac{a_{p,q} + 1}{2} & \text{sinon} \end{cases}$$

On va maintenant voir comment les autres utilisateurs peuvent directement influencer les offres proposées. Il nous suffit de remplacer la fonction d'attraction  $\phi$  par  $\psi$ . On récupère ainsi les offres proposées par  $\psi$  et pas par  $\phi$ , et on les injectes avec une proportion de  $z\%$ .

## 4 Dernière façon de proposer des événements

Toujours dans l'optique d'étendre le champ culturel de l'utilisateur, cherchons une autre façon de lui proposer des événements. Pour ce faire, on va s'intéresser aux tags secondaires. On reste encore sur un utilisateur  $U_{i_0}$  fixé. On note encore  $\mathcal{M}(U_{i_0})$  sa matrice préférences. On note  $\mathcal{T}^2$  de cardinal  $N_2$  l'ensemble des tags secondaires. On note  $\mathcal{T}_{U_i}^2$  l'ensemble ordonné

des tags secondaires pour l'utilisateur  $U_i$ . On dit maximisé tel que le premier élément, par exemple, soit celui qui maximise la somme des coefficients de sa ligne dans la matrice  $\mathcal{M}(U_i)$ . On utilise des notations symétrique pour les tags principaux avec  $\mathcal{T}^1$ . On note finalement  $(p_0, q_0)$  le couple tel que  $p_0$  correspond au premier élément de  $\mathcal{T}_{U_i}^2$  et  $q_0$  au dernier élément de  $\mathcal{T}_{U_i}^1$ . On récupère enfin les offres de  $\mathcal{O}$  qui possède le coefficient  $(p_0, q_0)$  les plus élevés. On note  $\mathcal{O}_{p_0, q_0}^y$  cet ensemble, où  $y = \#\mathcal{O}_{p_0, q_0}^y$ .

Il ne nous reste plus qu'à appliquer notre fonction d'attraction  $\phi$  à cet ensemble, et à proposer ces offres à l'utilisateurs avec une proportion  $\tilde{z}\%$ .

## 5 todo

- discussion sur les coefficients
- — sur les formules
- — sur d'autres méthodes ?
- sur la construction des fonctions  $\Theta$ ,  $\theta$  et  $\mathcal{V}$ .