ici : moteurs de recommandation

Cette présentation pourrait vous intéresser. . .

Une introduction aux moteurs de recommendation

Jeff Abrahamson

Jellybooks

Définition

Étant donné information sur l'utilisateur, son environnement, et des objets d'intérêt, déterminer les objets recommandables les plus pertinents.

Définition

> Étant donné information sur l'utilisateur, son environnement, et des objets d'intérêt, déterminer les objets recommandables les plus pertinents.

On n'est pas contraint à trouver les max k.

Il suffit de trouver k parmi un max n.

Exemples

- Amazon
- Google News (ou Le Monde)
- Facebook
- Diagnostique médicale
- App Store / Google Play
- Youtube
- Publicités
- Netflix, last.fm, Spotify, Pandora, ...
- Browser (propositions de URL)
- Recherche

Valeur pour le client

- Trouver — intéressant
- Réduire choix
- Explorer options
- Découverte (“long tail”)
- Loisirs

Valeur pour le fournisseur

- Prestation unique / supplémentaire
- Confiance, fidélité
- Augmenter ventes, CTR, conversions
- Mieux comprendre le client

Attacher vos ceintures. . .

- On va beaucoup sauter
- Il restera des trous
- Trop de matériel, rien n'est vrai tout le temp

Attacher vos ceintures. . .

- On va beaucoup sauter
- Il restera des trous
- Trop de matériel, rien n'est vrai tout le temp
- Tout projet est un projet de recherche

Attacher vos ceintures. . .

- On va beaucoup sauter
- Il restera des trous
- Trop de matériel, rien n'est vrai tout le temp

- Tout projet est un projet de recherche
- Objectif : plus de perspectif

La recommendation

Content-based filtering *(filtrage basée sur le continu)*	Plus de ce qui ressemble à ce que j'aime.
Collaborative filtering *(filtrage collaboratif)*	Plus de ce que d'autres qui aiment ce que j'aime aiment.
Knowledge-based filtering *(filtrage basée sur connaissance)*	Plus de ce qu'il faut.

Content-based filtering

Pour

- Pas besoin de communauté
- Comparaison entre objets possible.

Contre :

- Comprendre contenu
- Cold start (nouveaux utilisateurs)
- Pas de sérendipité

Collaborative filtering

Pour

- Sans études du contenu
- Sérendipité
- Apprentissage du marché

Contre :

- Retours des utilisateurs
- Cold start (nouveaux utilisateurs)
- Cold start (nouveaux objects)

Knowledge-based filtering

Pour

- Déterministe
- Sûr
- Pas de cold start
- Expertise commerciale

Contre :

- Étude pour bootstrap
- Statique, ne répond pas aux tendances

Knowledge-based filtering

Pour

- Déterministe
- Sûr
- Pas de cold start
- Expertise commerciale

Contre :

- Étude pour bootstrap
- Statique, ne répond pas aux tendances

On n'en parle plus.

Utility Matrix

- Users (utilisateurs)
- Items (objets)

Utility Matrix

- Users (utilisateurs)
- Items (objets)

Le but est de trouver les blancs.

	I_1	I_2	I_3	I_4	I_5
U_1	1				
U_2			1	1	1
U_3		1		1	1

Par exemple, vente de livres chez Amazon.

Mais des milliers ou des millions de colonnes et de lignes.

Utility Matrix

- Users (utilisateurs)
- Items (objets)

Le but est de trouver les blancs.

	I_1	I_2	I_3	I_4	I_5
U_1	3				
U_2			5	1	4
U_3		2		5	1

Par exemple, avis de filmes à Netflix.

Mais des milliers ou des millions de colonnes et de lignes.

Utility Matrix

D'où viennent la matrice ?

- Demande aux utilisateurs
- Observer nos utilisateurs

Ça peut coûter cher...

Item Profiles

Exemples :

- Filmes $\Rightarrow$?
- Livres $\Rightarrow$?
- Actualités $\Rightarrow$?
- Images $\Rightarrow$?

Item Profiles

Exemples :

- Filmes $\Rightarrow$?
- Livres $\Rightarrow$?
- Actualités $\Rightarrow$?
- Images $\Rightarrow$?

Filmes :

Contenu : acteurs, cinéaste, année (décennie, etc.), durée

Collaboratif : vu, avis (1–5), ou vu, quand vu relatif à sa sortie

Item Profiles

Exemples :

- Filmes $\Rightarrow$?
- Livres $\Rightarrow$?
- Actualités $\Rightarrow$?
- Images $\Rightarrow$?

Livres :

Contenu : auteur, genre, année (décennie, etc.), nombre de pages, contenu (très difficile)

Collaboratif : lu, avis (1–5), comment lu

Item Profiles

Exemples :

- Filmes $\Rightarrow$?
- Livres $\Rightarrow$?
- Actualités $\Rightarrow$?
- Images $\Rightarrow$?

Actualités :

Contenu : source, section, vecteurs de mots avec TF-IDF important

Collaboratif :

Item Profiles

Exemples :

- Filmes $\Rightarrow$?
- Livres $\Rightarrow$?
- Actualités $\Rightarrow$?
- Images $\Rightarrow$?

Images :

Contenu :

Collaboratif :

Item Profiles

Exemples :

- Filmes $\Rightarrow$?
- Livres $\Rightarrow$?
- Actualités $\Rightarrow$?
- Images $\Rightarrow$?

Et puis profils d'utilisateur.

Le comportement de l'utilisateur lui attribue des composants des vecteurs.

Similarité : Indice de Jaccard

ou : *Jaccard index*, *Jaccard similarity coefficient*

Similarité :

$$J(A, B) = \frac{|A \cap B|}{|A \cup B|}$$

Similarité : Indice de Jaccard

ou : *Jaccard index*, *Jaccard similarity coefficient*

Similarité :

$$J(A, B) = \frac{|A \cap B|}{|A \cup B|}$$

Distance :

$$J_\delta(A, B) = 1 - J(A, B)$$

Similarité cosinus

ou : mesure cosinus, *cosine similarity*

Similarité :

$$\cos\theta = \frac{A \cdot B}{\| A \| \| B \|}$$

Similarité cosinus

ou : mesure cosinus, *cosine similarity*

Similarité :

$$S_C(A, B) = \frac{A \cdot B}{\| A \| \| B \|}$$

Similarité cosinus

ou : mesure cosinus, *cosine similarity*

Similarité :

$$S_C(A, B) = \frac{A \cdot B}{\| A \| \| B \|}$$

Distance :

$$D_C(A, B) = 1 - S_C(A, B)$$

Similarité cosinus

ou : mesure cosinus, *cosine similarity*

Similarité :

$$S_C(A, B) = \frac{A \cdot B}{\| A \| \| B \|}$$

Distance :

$$D_C(A, B) = 1 - S_C(A, B)$$

On ne prend que les composants non-vides.

Textes : TF-IDF

- Vecteurs de fréquences de mots
- Fréquence $\not\Rightarrow$ significance

Textes : TF-IDF

- Vecteurs de fréquences de mots
- Fréquence $\not\Rightarrow$ significance
- Term Frequency - Inverse Document Frequency

Textes : TF-IDF

$$TF_{ij} = \frac{f_{ij}}{\max_k f_{kj}} \qquad IDF_I = \log_2 \left(\frac{N}{n_i} \right)$$

$$TF\text{-}IDF_{ij} = TF_{ij} \cdot IDF_i$$

avec :

$f_{ij} =$ fréquence de mot i dans document j

$N =$ nombre de document

$n_i =$ nombre de document dans lesquels on trouve terme i

Textes : TF-IDF

$$TF_{ij} = \frac{f_{ij}}{\max_k f_{kj}} \qquad IDF_I = \log_2 \left(\frac{N}{n_i} \right)$$

$$TF\text{-}IDF_{ij} = TF_{ij} \cdot IDF_i$$

avec :

f_{ij} = fréquence de mot i dans document j
N = nombre de document
n_i = nombre de document dans lesquels on trouve terme i

IDF est une mesure de l'information que porte un mot.

TF-IDF nous dit quels mots caractérisent le mieux le document.

Textes : TF-IDF

$$TF_{ij} = \frac{f_{ij}}{\max_k f_{kj}} \qquad IDF_I = \log_2 \left(\frac{N}{n_i} \right)$$

$$TF\text{-}IDF_{ij} = TF_{ij} \cdot IDF_i$$

avec :

- f_{ij} = fréquence de mot i dans document j
- N = nombre de document
- n_i = nombre de document dans lesquels on trouve terme i

IDF est une mesure de l'information que porte un mot.

TF-IDF nous dit quels mots caractérisent le mieux le document.

Variation : boolean, log, filtrage de mots vide

Content-Based Filtering

	I_1	I_2	I_3	I_4	I_5
U_1	3				
U_2			5	1	4
U_3		2		5	1

Plus de ce qui ressemble à ce que j'aime

Content-Based Filtering

	I_1	I_2	I_3	I_4	I_5
U_1	3				
U_2			5	1	4
U_3		2		5	1

Plus de ce qui ressemble à ce que j'aime

Et puis, partitionnement de données (regroupement, *clustering*), etc.

Content-Based Filtering

Basé sur les profils d'objets (*item profiles*)

- Plus stable (en principe)
- $O(n^2)$ (mais souvent moins, objets sans co-classement)
- Peut réduire le seuil
- Pré-calcul possible, requête (plus) rapide

Collaborative Filtering

	I_1	I_2	I_3	I_4	I_5
U_1	3		4	2	
U_2			5	1	4
U_3		2		5	1

Plus de ce que d'autres qui aiment ce que j'aime aiment.

Collaborative Filtering

	I_1	I_2	I_3	I_4	I_5
U_1	3				
U_2			5	1	4
U_3		2		5	1

Le Profil d'utilisateur.

Collaborative Filtering

	I_1	I_2	I_3	I_4	I_5
U_1	3		4	2	
U_2			5	1	4
U_3		2		5	1

Le Profil d'objet.

Utility Matrix Symmetry

- Proposer d'objets basés sur des utilisateurs
- Proposer d'utilisateurs basés sur des objets

Utility Matrix Symmetry

- Proposer d'objets basés sur des utilisateurs
- Proposer d'utilisateurs basés sur des objets

Mais, par exemple : 2 objets similaire $\not\equiv$ 2 utilisateurs similaires.

Utility Matrix Symmetry

- Proposer d'objets basés sur des utilisateurs
- Proposer d'utilisateurs basés sur des objets

Pour estimer $m_{u,i}$,

- Trouver k utilisateur comme U_u
- Trouver k objets comme I_i

Utility Matrix : Estimer $m_{u,i}$

	I_1	I_2	I_3	I_4	I_5
U_1	3		4	2	
U_2			5	1	4
U_3		2		2	3

- Trouver k utilisateur comme U_u, prendre $\frac{1}{k} \sum_{j=1}^{k} m_{u_j,i}$
- Trouver k objets comme I_i, prendre $\frac{1}{k} \sum_{j=1}^{k} m_{u,i_j}$

Utility Matrix : Estimer $m_{u,i}$

	I_1	I_2	I_3	I_4	I_5
U_1	3		4	2	
U_2			5	1	4
U_3		2		2	3

- Trouver k utilisateur comme U_u, prendre $\frac{1}{k}\sum_{j=1}^{k} m_{u_j,i}$
- Trouver k objets comme I_i, prendre $\frac{1}{k}\sum_{j=1}^{k} m_{u,i_j}$

Il faut calculer la ligne complète (ou la partie qui est susceptible d'être important)

Utility Matrix : Estimer $m_{u,i}$

	I_1	I_2	I_3	I_4	I_5
U_1	3		4	2	
U_2			5	1	4
U_3		2		2	3

- Trouver k utilisateur comme U_u, prendre $\frac{1}{k}\sum_{j=1}^{k} m_{u_j,i}$
- Trouver k objets comme I_i, prendre $\frac{1}{k}\sum_{j=1}^{k} m_{u,i_j}$

Une fois pour U_u, les k autres nous donne un raccourcis.

Pour I_i, il faut calculer presque tous les I_j avant de pouvoir remplir une seule ligne. Par contre, objet-objet souvent plus fiable (exemple de genre d'objet / genre de personne).

Utility Matrix : Estimer $m_{u,i}$

	I_1	I_2	I_3	I_4	I_5
U_1	3		4	2	
U_2			5	1	4
U_3		2		2	3

- Trouver k utilisateur comme U_u, prendre $\frac{1}{k}\sum_{j=1}^{k} m_{u_j,i}$
- Trouver k objets comme I_i, prendre $\frac{1}{k}\sum_{j=1}^{k} m_{u,i_j}$

En tout cas, on fait la plupart en avance.

Utility Matrix

La matrice est creuse.

$\Longrightarrow$ clustering $\Longrightarrow$ matrice réduites

Utility Matrix

La matrice est creuse.

$\Longrightarrow$ clustering $\Longrightarrow$ matrice réduites

Estimation sur la matrice réduite, puis prendre d'objets et d'utilisateurs représentatif dans le *cluster* (paquet).

Amazon : Item-to-Item Collaborative Filtering

Observations :

Clustering coûte cher, diminue qualité

Amazon : Item-to-Item Collaborative Filtering

Observations :

Dimension reduction diminue qualité

Amazon : Item-to-Item Collaborative Filtering

Observations :

Utilisateurs touchent peu d'objets

Amazon : Item-to-Item Collaborative Filtering

Observations :

Réponse rapide désirable

Amazon : Item-to-Item Collaborative Filtering

Scale indépendemment du nombre d'utilisateur et du nombre d'objets

- Online
- Offline

G. Linden, B. Smith, J. York, *Amazon.com Recommendations: Item-to-Item Collaborative Filtering*, Internet Computing (7, 1), 22 Jan 2003.

Amazon : Item-to-Item Collaborative Filtering

Offline (Precomputation)

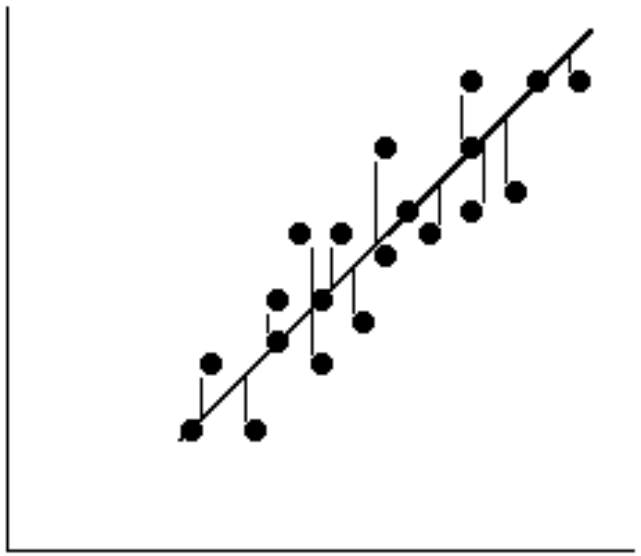
for *chaque objet* I_1 *à vendre* **do**
  for *chaque utilisateur C qui a acheté* I_1 **do**
    for *chaque objet* I_2 *acheté par C* **do**
      (I_1, I_2)++
    end
  end
  for *chaque object* I_2 **do**
    $S_{I_1,I_2} \leftarrow S(I_1, I_2)$
  end
end

Slope One

Régression linéaire sur les avis des utilisateurs.

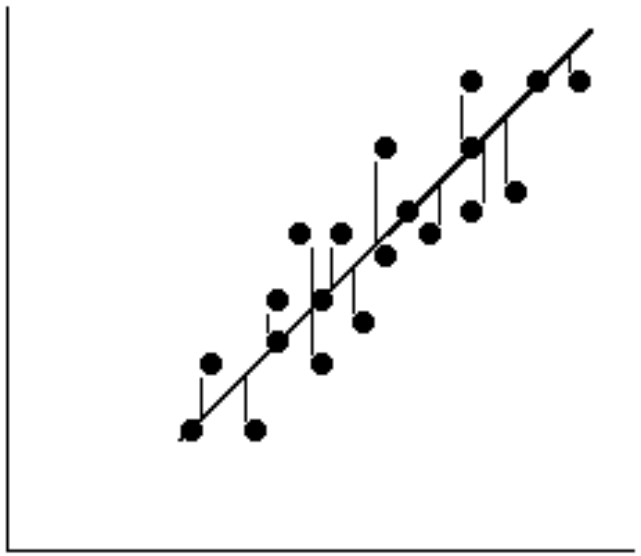
Daniel Lemire and Anna Maclachlan, *Slope One Predictors for Online Rating-Based Collaborative Filtering*,Proceedings of SIAM Data Mining (SDM) 2005.

Slope One : Régression



http://www.upa.pdx.edu/IOA/newsom/pa551/Image255.gif

Slope One : Régression



$$\min \sum (y_i - (ax_i + b))^2$$

http://www.upa.pdx.edu/IOA/newsom/pa551/Image255.gif

Slope One : algorithme

Offline :

for *chaque* I_i, I_j **do**

$\mathcal{U} \leftarrow \{$utilisateurs qui ont exprimé un avis sur $I_i, I_j\}$

$\text{dev}_{i,j} \leftarrow \frac{1}{\|\mathcal{U}\|} \sum_{u \in \mathcal{U}} (r_u(i) - r_u(j))$

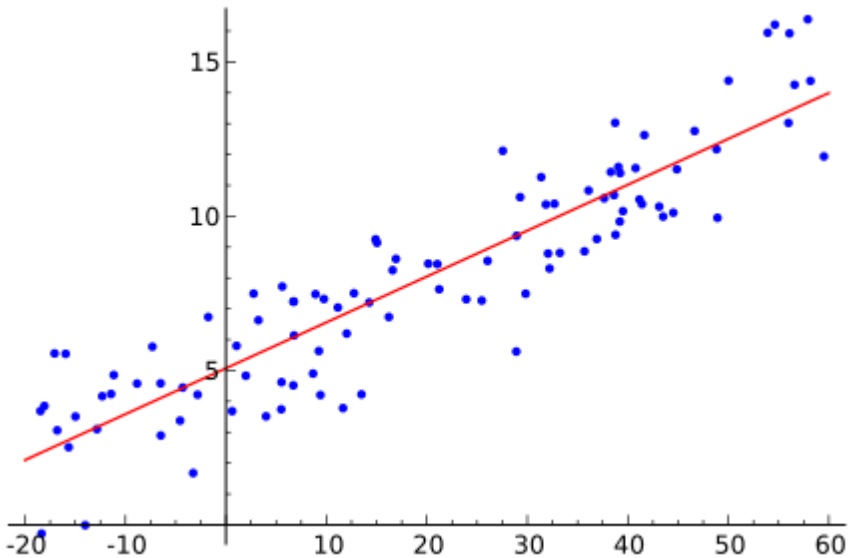
end

Online (pour u) :

$\mathcal{V} \leftarrow \{j \mid u$ a exprimé un avis sur $I_j\}$

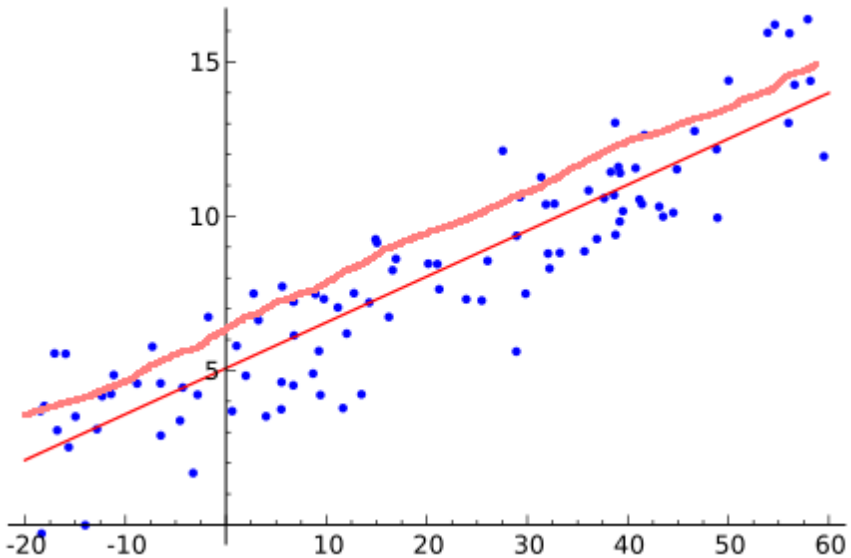
$r_u(i) \leftarrow \frac{1}{\|\mathcal{V}\|} \sum_{u \in \mathcal{V}} (\text{dev}_{i,j} - r_u(j))$

Slope One : Régression



"Linear regression" by Sewaqu - Own work. Licensed under Public domain via Wikimedia Commons - http://commons.wikimedia.org/wiki/File:Linear_regression.svg#mediaviewer/File:Linear_regression.svg

Slope One : Régression



Dimensionality reduction

SVD, $k = 20 \ldots 100$ typiquement

Décomposition en valeurs singulières

$$M = U \Sigma V^*$$

Dimensionality reduction

SVD, $k = 20 \ldots 100$ typiquement

Décomposition en valeurs singulières

$$\begin{pmatrix} a_1 & \cdots & a_m \end{pmatrix} \begin{pmatrix} b_1 \\ \vdots \\ b_n \end{pmatrix} = \text{scalaire}$$

Dimensionality reduction

SVD, $k = 20 \ldots 100$ typiquement

Décomposition en valeurs singulières

$$\begin{pmatrix} a_1 \\ \vdots \\ a_m \end{pmatrix} \begin{pmatrix} b_1 & \cdots & b_n \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} c_{1,1} & \cdots & c_{1,n} \\ \vdots & & \vdots \\ c_{m,1} & \cdots & c_{m,n} \end{pmatrix}$$

Dimensionality reduction

SVD, $k = 20 \ldots 100$ typiquement

Décomposition en valeurs singulières

$$\begin{pmatrix} a_{1,1} & a_{1,2} & a_{1,3} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ a_{m,1} & a_{m,2} & a_{m,3} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} b_{1,1} & \cdots & b_{1,n} \\ b_{2,1} & \cdots & b_{2,n} \\ b_{3,1} & \cdots & b_{3,n} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} c_{1,1} & \cdots & c_{1,n} \\ \vdots & & \vdots \\ c_{m,1} & \cdots & c_{m,n} \end{pmatrix}$$

Dimensionality reduction

SVD, $k = 20 \ldots 100$ typiquement

Décomposition en valeurs singulières

$$\begin{pmatrix} a_{1,1} & \cdots & a_{1,k} \\ \vdots & & \vdots \\ a_{m,1} & \cdots & a_{m,k} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} c_{1,1} & \cdots & c_{1,n} \\ \vdots & & \vdots \\ c_{k,1} & \cdots & c_{k,n} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} c_{1,1} & \cdots & c_{1,n} \\ \vdots & & \vdots \\ c_{m,1} & \cdots & c_{m,n} \end{pmatrix}$$

Problèmes particuliers

- Comment mesurer la réussite ?
- Quelles sont des critères ?

Clustering

- kNN
- Curse of Dimensionality
- Scalabilité

Clustering

- kNN k-Nearest Neighbor
- Curse of Dimensionality Fléau (ou : malédiction) de la dimension
- Scalabilité 10^7 clients, 10^6 objets

Questions ?

Sondage : `purple.com/devfest`

Et si vous êtes de la région, rdv sur meetup.com :

Nantes Machine Learning Meetup