PUBLIC RESEARCH CENTRE HENRI TUDOR

Recommandeurs et diversité:

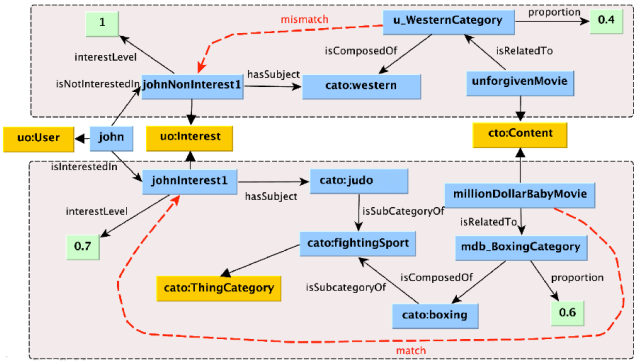
L'impact des recommandeurs sur l'offre, la consommation et l'expérience utilisateurs

Muriel Foulonneau
muriel.foulonneau@tudor.lu
Valentin Groues
valentin.groues@tudor.lu
Yannick Naudet
Yannick.naudet@tudor.lu

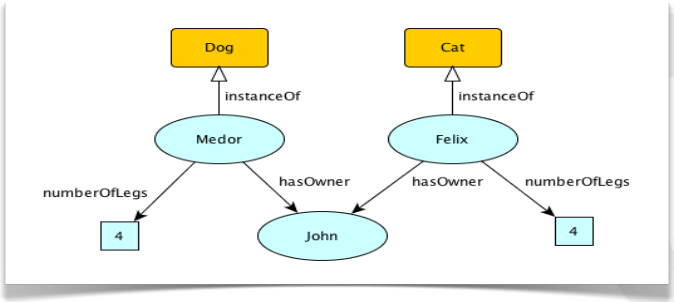
Recommandeur sémantique Sphynx

Projets européens Movies, WellCom, ACDC, FNR Clairvoyant
Avec Alcatel-Lucent, VTT, TF1, Pelikone ….

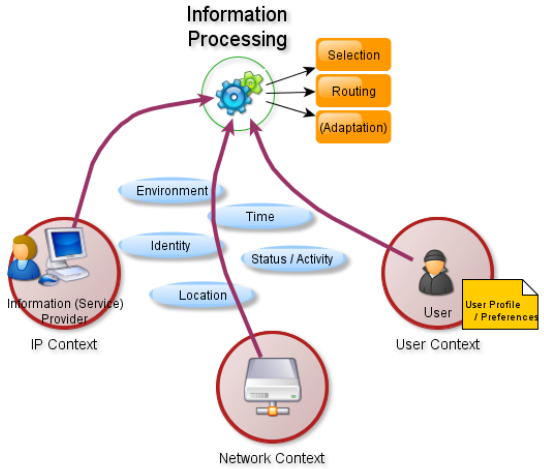
Utilisation de relations sémantiques



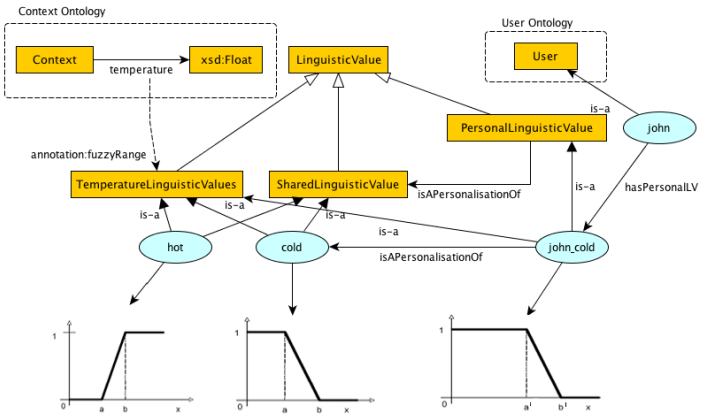
Similarité sémantique



Recommandation de contexte



Représentation de valeurs linguistiques personnalisées avec logique floue



Quelques challenges

Les métriques de similarité

- Entre utilisateurs
- Entre items
- Entre contextes

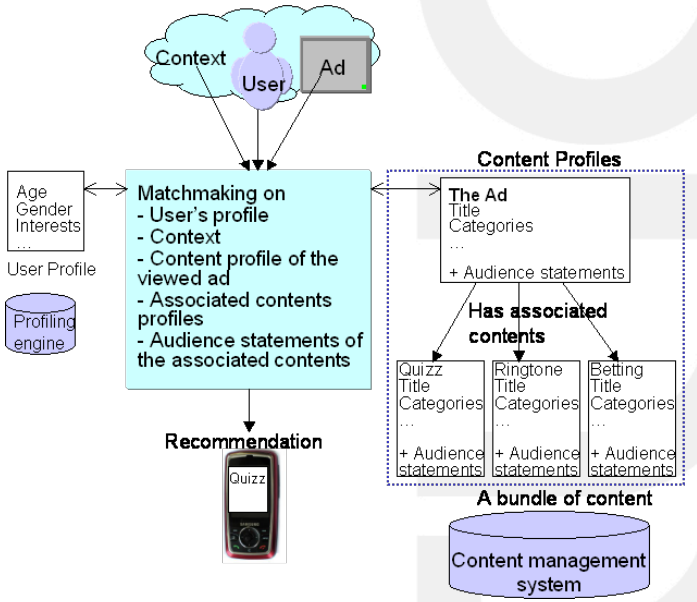
$$sim(I_1, I_2) = \frac{t \times TS(I_1, I_2) + r \times RS(I_1, I_2) + a \times AS(I_1, I_2)}{t + r + a}$$

Dépendance envers les métadonnées

typiquement la structure des systèmes d'organisation des connaissances et la description des ressources ex. TV-Anytime

Applicabilité des mécanismes de filtrage collaboratif à différents cas d'utilisation

- des voyageurs en carpooling
- des jeux
- des films … etc



=> Recommandation inégale des ressources

L’économie de la longue traîne: vers une consommation plus diverse

La longue traîne

Hypothèse que sur le Web,
les contraintes de stockage et
de présentation des items
sont plus limitées
(Anderson, 2006)

=> permettent de
proposer un choix
beaucoup plus important
de ressources.

Que trouve-t-on dans la longue traîne?

La plupart des ressources

- ***Parce que pas intéressantes***

OU

- ***Parce qu'intéressantes pour des marchés de niche***

OU

- ***Parce que pas bien marketées***

Des applications pour la longue traîne

La théorie de l'information (ratio signal/bruit) s'applique bien sur un marché pré-filtré (ex., avec information sélectionnée pour des rayonnages – contrainte de sélection dans un espace limité – qualité moyenne à bonne) mais risque de tuer un marché s'il n'y a pas de préfiltrage (spectre de qualité plus large).

⇒ Les marchés de niche "ne sont pas régis par les mêmes lois économiques des marchés grand public"

- ⇒ Le signal de l'un sera le bruit de l'autre
- ⇒ Pour trouver le matériel hi-fi le plus performant: chez un spécialiste ou en fin de traîne des meilleures ventes

⇒ Hypothèse que pour chaque individu, la chance de trouver quelque chose de pertinent est plus grand dans la longue traîne

- ⇒ Importance du filtrage pour 1) orienter vers la longue traîne et 2) augmenter la satisfaction

Filtrage et recommandations

⇒ **Filtrage (y compris dans les linéaires traditionnels) consiste à prévoir les goûts = qu'est-ce qui va se vendre? A priori (offre) ou a posteriori (journaux et comparatifs)**

  ⇒ **Thèse que pré-filtrage a vécu et tout doit se faire en post filtrage (recommandations)**

⇒ **Sur le Web, importance des "cultures massivement parallèles" = prolifération des cultures de niche est rendue possible**

Donc les recommandeurs servent une *économie de la Longue Traîne*, laquelle est fondée sur la diversité de l'offre et de la demande.

Recommandeurs et personnalisation

La personnalisation des environnements informationnels

Les recommandeurs adaptent une sélection (filtrage) ou une ressource (adaptation) à une personne (personnalisation), un groupe de personnes (personnalisation de groupes) ou un contexte.

"The future of the web is about personalization. Where search was dominant, now the web is about 'me.' It's about weaving the web together in a way that is smart and personalized for the user," Tapar Bhat (Yahoo!, 2007)

"We are very early in the total information we have within Google. The algorithms will get better and we will get better at personalization," Eric Schmidt (Google, 2007)

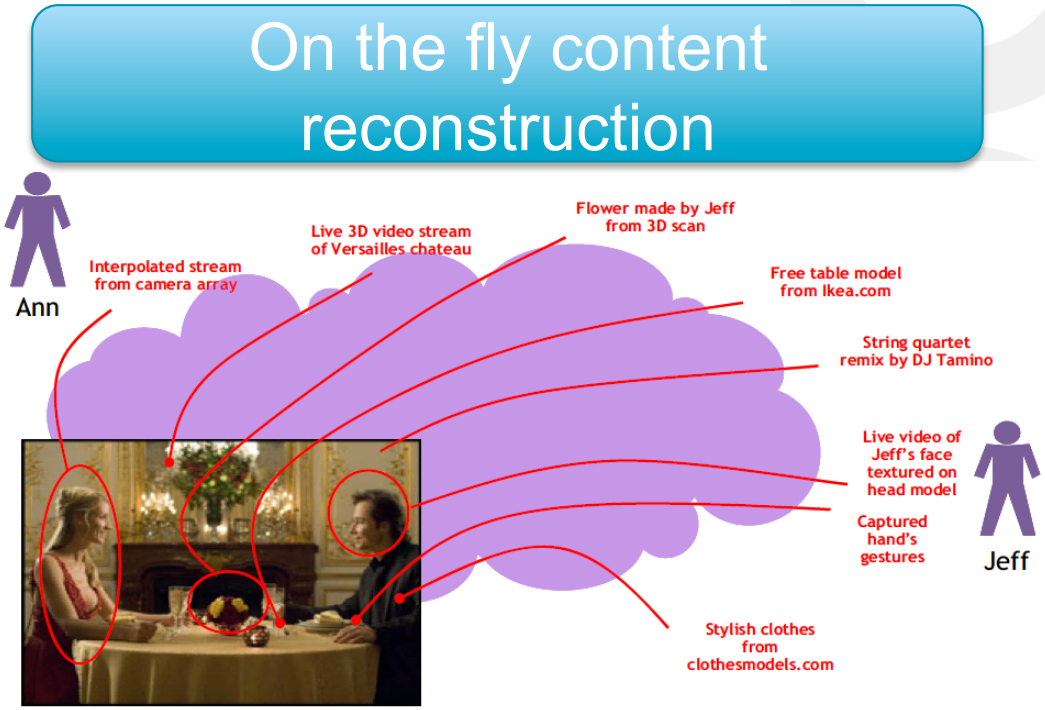
http://www.readwriteweb.com/archives/yahoo_personalization.php

Vers une expérience utilisateur unique

Plutôt qu'un ensemble de documents statiques sur le Web

⇒ Implique une certaine opacité

- **⇒ Reproductibité**
- **⇒ Citation**
- **⇒ Création de stéréotypes sans possibilité de comparaison**



Zahariadis et al. (2009)

Types de recommandeurs

1- Basé sur le contenu

- **vous aimez le *Sport*, cet item est sur le *Sport***
- **vous aimez *Madonna*, alors vous aimerez peut-être *Lady Gaga***

⇒ Basé sur les métadonnées

Problème du manque de métadonnées + de nombreuses informations sur les intérêts demeurent implicites

2- Filtrage collaboratif

- **meilleures ventes (Global Ranking)**
- **les personnes similaires à vous aiment *Emile Zola***
- **les personnes qui ont aimé *Mozart* comme vous, aiment également *Purcell***

⇒ Basé sur les données d'usage (et comportementales)

Problème du Cold start

Meilleures ventes de supermarché:

- **1- Lait à 2% de matière grasse enrichi en vitamine D**
- **2- Pain complet Hayseed Farms**
- **3- Bananes**
- **4- Céréales Crunchios grand format**
- **5- Cannettes de Diet Whoopsy en pack de 12**

Types de recommandeurs (suite)

3- Systèmes basés sur le ciblage

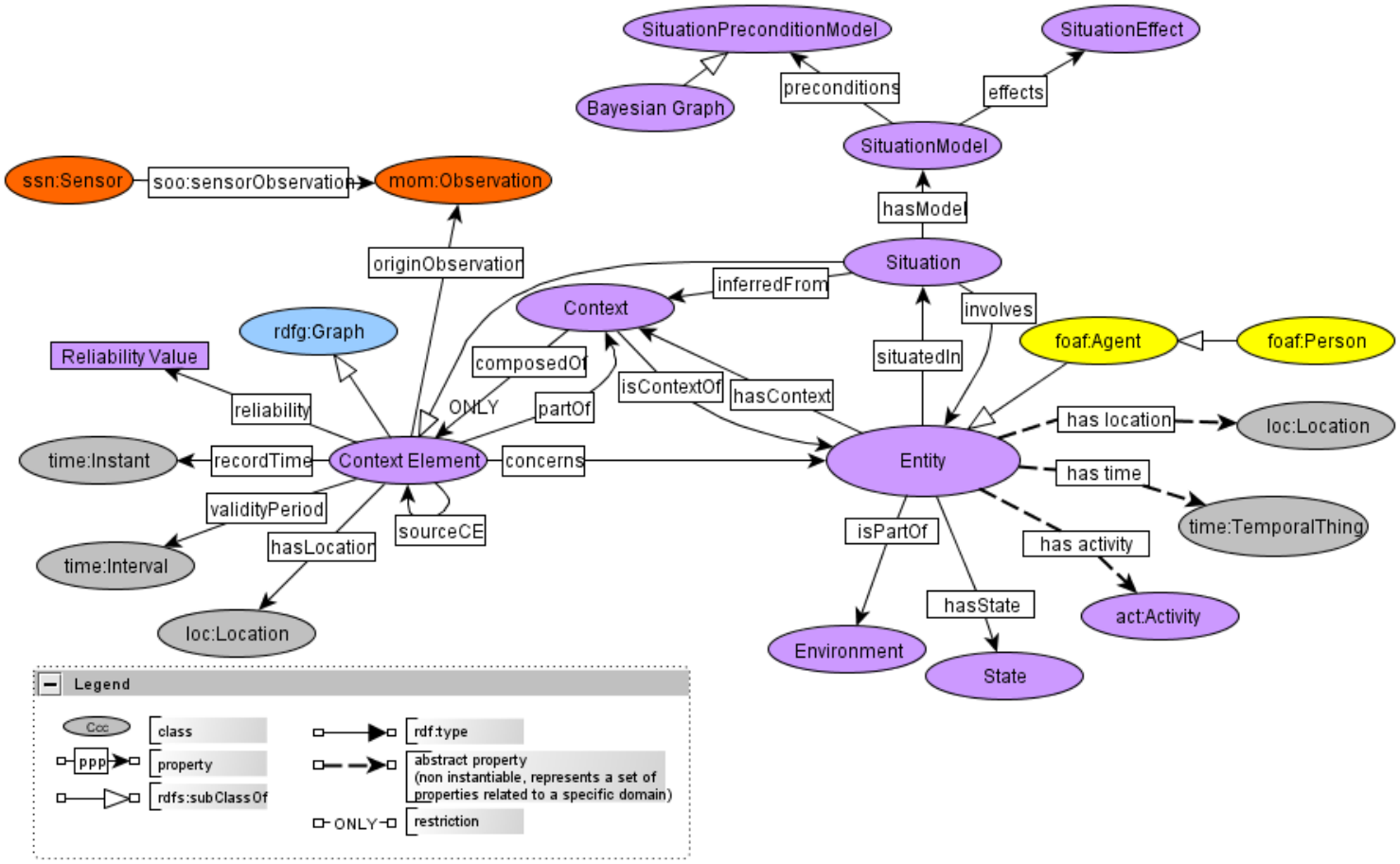
-Moi [auteur, créateur des métadonnées, marketeur] pense que les personnes comme vous seront intéressées par *Madagascar*

⇒Basé sur des règles

Risque de spamming

⇒Systèmes hybrides

Addition du contexte



Personnalisation et diversité

Dans les industries qui gèrent des stocks

Ex., NetFlix qui loue des DVD: ils doivent mettre en valeur la longue traîne

Vrai aussi dans le cas des services

Science et diversité des perspectives

Le top-n des réponses pour un mécanisme de recherche d'informations n'est pas pertinent

⇒ Importance de la multiplicité des perspectives

Culture et accès à des ressources diverses

Hypothèse: Le rôle des établissements culturels va au-delà de l'accès à des ressources par des personnes qui les cherchent.

- **Pour les utilisateurs, mission d'éducation, de faire découvrir des ressources**
- **La mise en valeur des fonds, c'est-à-dire de toutes les oeuvres**

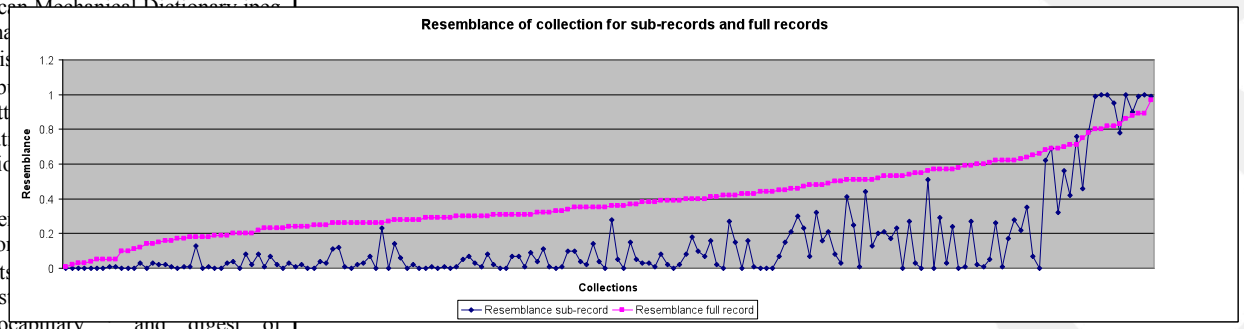
⇒La question n'est pas seulement la satisfaction de l'utilisateur

L’impact des recommandeurs sur la long traîne

La longue traîne liée aux pratiques de création de métadonnées

Concatenation of properties for two records of the lib.umich.edu.kdimgbib collection

http://name.umdl.umich.edu/IC-KDIMG-X-BBN7481-UND-0002-UND-001-UND-00000470]BBN7481_0002_001_0000047 0 Knight's American Mechanical Dictionary jpeg These pages may be freely searched and displayed. Permission must be received for subsequent distribution in print or electronically. Please go to http://www.umdl.umich.edu/ for more information. Knight's American mechanical dictionary image Industrial arts, Dictionaries, Mechanical engineering, Technology, Inventions 2; Knight's American mechanical dictionary : being a description of; tools, instruments, machines, processes, and engineering : history of; inventions : general technological vocabulary : and digest of mechanical; appliances in science and the arts; 3 v., 75 leaves of plates; Illustrated with upwards of five thousand engravings. UND Knight, Edward Henry	http://name.umdl.umich.edu/IC-KDIMG-X-BBN7481-UND-0003-UND-001-UND-00000035]BBN7481_0003_001_0000003 5 Knight's American Mechanical Dictionary jpeg These pages ma displayed. Permis subsequent distrib Please go to htt more informat mechanical dictio Dictionaries, Technology, Inve mechanical dictio tools, instrument engineering : his technological vocabulary : and digest of mechanical; appliances in science and the arts; 3 v., 75 leaves of plates; Illustrated with upwards of five thousand engravings. UND Knight, Edward Henry



Foulonneau, Muriel, 'Information Redundancy Across Metadata Collections', *Information Processing & Management*, 43 (2007), 740–751 <doi:10.1016/j.ipm.2006.06.004>

Table V Comparison of use of Dublin Core elements across communities

	Museum and historical/ cultural societies	Academic libraries	Digital libraries
High-use elements (in more than 90% of records)	Description	Identifier	Creator
	Identifier		Identifier
	Publisher		Title
	Subject		Type

Shreeves, Sarah L., Joanne S. Kaczmarek, and Timothy W. Cole, 'Harvesting Cultural Heritage Metadata Using the OAI Protocol', *Library Hi Tech*, 21 (2003)

L'affichage des informations de popularité

- *Réduit-on la diversité des items choisis sur un portail sur les mariages si l'on affiche les informations de popularité? Est-ce que le résultat change si les items sont affichés par ordre de popularité? Tucker et Zhang (2007)*

⇒ **Montre que les informations de popularité ont le plus d'impact**

⇒ **Modification de l'affichage a un plus faible effet**

- Avantage clair pour les plus populaires en combinant les 2 approches

- Perte négligeable pour les moins populaires

Confiance des utilisateurs dans la popularité comme marque de qualité?

Informations de popularité contribuent à augmenter le volume global de clicks

Comparaison filtrage collaboratif et systèmes basés sur le contenu

L'analyse par exemple de last.fm *(Celma et al., 2008)* montre que:

- le filtrage collaboratif permet moins qu'une approche basée sur le contenu ou sur un expert humain de naviguer de la tête à la longue traîne et inversement
- il est **néanmoins perçu comme plus pertinent par les utilisateurs**

Quel est l'impact du filtrage collaboratif sur la diversité des items recommandés?

- *Etude de Hosanagar et Fleding (2007)*

  filtrage collaboratif – similarité entre comportements utilisateurs et ajout de Global ranking

  quel est l'impact sur les ventes – Gini coefficient

Les recommandeurs, y compris Amazon tendent à renforcer les Blockbuster.

=> cold start limite la nouveauté

=> retrouver des groupes d'utilisateurs similaires : finit par recommander ce qui est le plus populaire parmi ces groupes

Un même algorithme peut avoir un impact différent sur la diversité en fonction du contexte d'utilisation.

Que recommandent les utilisateurs?

Hervas-Drane (2008)

- Commentaires et reviews: largement positifs et tendent à augmenter le volume global des ventes
- Oppose le comportement de consommateurs de niche et de consommateurs mainstream

  => mainstream tendent à laisser davantage de commentaires – le bouche à oreille bénéficie largement aux bestsellers

  => consommateurs de niche davantage prêts à payer pour des recommandeurs

Impact sur la concentration des ventes dépend de la distribution des goûts

=> donc du domaine

Impact du domaine

La longue traîne est très différente en fonction du domaine

Hervas-Drane (2008) étudie marché artistique (livres, films etc)

- *distribution très concentrée*
- *hit culture: idée préconçue de la dispersion des talents, alors que le rôle de l'exposition et de l'influence du mainstream sont au moins aussi importants*
- *peu de différences de prix*
- *rôle important des goûts*

Tucker et Zang (2007) étudie un portail de mariages

- *peu d'expérience personnelle préalable*
- *décision importante*
- *différents services (floriste, traiteur …)*
- *prix pas affichés sur le portail*

Problème du *One size fits all*

Les recommandeurs ignorent la variété des contextes de recommandation *(Tuzhilin, 2009)*:

- Objectifs possibles:

Satisfaction de l'utilisateur, Lifetime Value, Retenir et fidéliser l'utilisateur, Anticiper les besoins de l'utilisateur, Accroître l'efficacité de l'interaction avec l'utilisateur (ex. Design d'un site Web), Maximiser les taux de conversion, Favoriser les ventes d'items liés aux items proposés (cross and up selling)

- Le space of offerings:

Produits, Services, Communications (ex. Publicités), Contenus en ligne, Recherches d'informations, Prix dynamiques

⇒ Variations dans ce qui peut être personalisé

⇒ Variation des comportements des utilisateurs (ex. Ventes saisonnières de certains produits)

Les algorithmes diffèrent en fonction des produits dans Amazon par exemple

Des algorithmes de recommandation pour favoriser la diversité

Quelques stratégies pour augmenter la diversité

- Augmenter le nombre d'items recommandés
- Ajouter des recommandations aléatoires
- Sélectionner des items dans la longue traîne qui aient le moins de chance de déplaire (via analyse de similarité avec la tête)
- Trouver des clusters proches des clusters d'intérêt pour une personne donnée
  - Variation proposée par Onuma et al. (2009) de retrouver des items proches d'un seul noeud a priori pertinent mais éloigné des autres.
- Mélanger les stratégies de recommandation
  - Approches hybrides (filtrage collaboratif et recommandation basée sur le contenu) permettent de corriger le problème du cold start pour la diversité et la nouveauté
- La discrimination positive: Compenser le manque de ratings ou de popularité en utilisant un mécanisme différent de recommandation pour les items de la longue traîne
  - ex. Park et al., 2008 proposent de creér des clusters d'items dans la longue traîne pour les évaluer ensemble plutôt que comme des items individuels

Diversité dans les mécanismes de recommandation

Distribution inégale des catégories dans les descriptions d'items

Distribution inégale des catégories dans les profils des utilisateurs

Au niveau du recommandeur

⇒ Idée initiale d'ajout de bruit

Mais peut-on travailler au niveau du profilage?

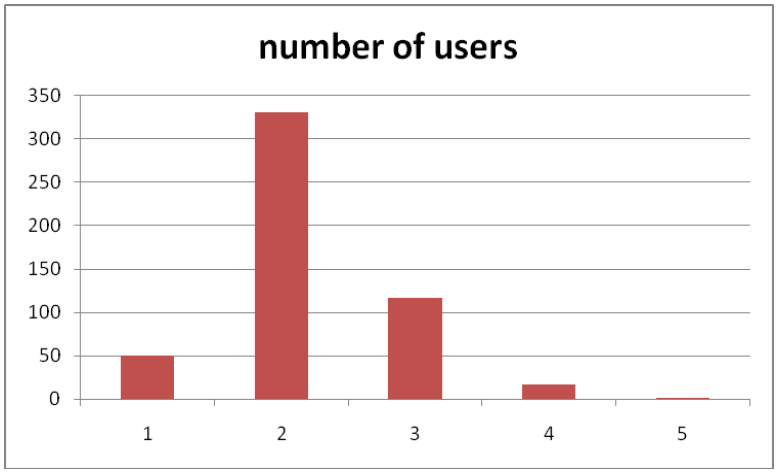
=> classifier les utilisateurs: consommateurs mainstream vs. consommateurs de niche

Identifier les consommateurs de niche: le *snowflake number*

A partir de combien d'items un utilisateur est-il unique? *(Duval et al., 2009)*

Jeu de données MovieLens 1000k rating

590 utilisateurs avec <=25 films évalués niveau 5 d'une échelle de Likaert



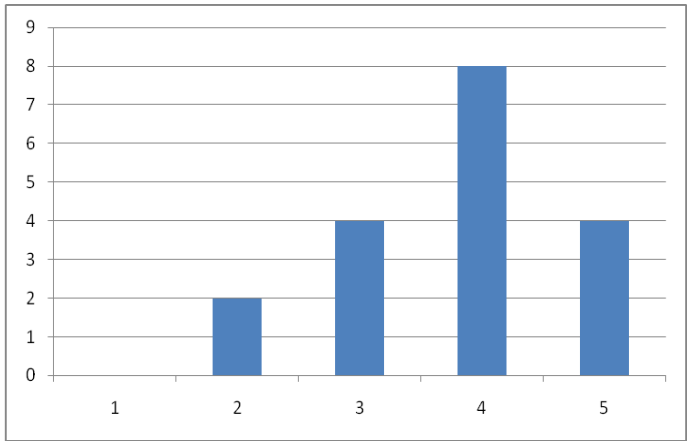
Distribution du snowflake number pour les utilisateurs ayant beaucoup aimé <=25 films dans le dataset MovieLens

La diversité des modèles mentaux

Les recommandeurs basés sur des catégories par exemple utilisent des associations standardisées *(ex., Ziegler, 2004; Smeets, 2007; Naudet et al., 2010)*

- **Typiquement issues de card sorting pour les sites commerciaux ou vocabulaires scientifiques pour les sites culturels**

- **Mesurer et représenter les perspectives sur des ressources et associations**



Snowflake de genre pour seulement 18 personnes dans MovieLens

Quelques questions liées à l'impact des recommandeurs sur la diversité de l'offre et de la consommation

Diversité et pertinence

L'introduction de la diversité est-elle aux dépends de la pertinence?

- ***Théoriquement non (Anderson, 2006) mais en réalité les algorithmes visant à accroître la diversité présument une diminution de la pertinence***

En-deça de 10% de différence, la modification n'est pas ressentie par l'utilisateur?

Diversité et nouveauté

Diversité par rapport à la longue traîne et à l'exploitation optimale d'une collection ou d'un stock

Nouveauté et diversité par rapport à la perspective de chaque utilisateur individuel, sur une liste d'items recommandés ou sur l'ensemble des recommandations qui lui seront faites dans le temps.

Ex: la diversification des sujets proposée par Ziegler et al. (2005)

La manipulation

Doit-on ajouter une manipulation pour en compenser une autre?

La diversité est-elle seulement désirable?

- **Le Web doit être fondé sur des filtres (Shirky, 2005) => la diversité peut-elle venir de la diversité des recommandeurs eux-mêmes?**

Diversité technologique et diversité sociale

De nombreuses ressemblances, à la fois dans les problèmes posés, les solutions proposées (ex. discrimination positive, renforcement de l'éducation) et la complexité des questions que cela pose.

Les questions de diversités des perspectives en recherche d'information et le Web en général sont devenues cruciales

Diversité et modèle économique

- Risque de favoriser un marché oligopolistique
- Quel est l'intérêt de celui qui implémente le recommandeur?
  - Google?
  - Amazon?
  - Une bibliothèque?
  - Un supermarché?
  - Un loueur de DVD?
  - Un site de rencontre?

Call for Papers

Deadline: 15/06/2012 – probablement reportée

Keynotes : Lora Aroyo (VU University Amsterdam, NL), Vania Dimitrova (University of Leeds, UK)

Proceedings will be published by the **IEEE Computer Society's Conference Publishing Services (CPS).**

http://www.smap2012.org/

Bibliographie

Chris Anderson. The long tail: Why the future of business is selling less of more. 2006

Duval, Erik, Katrien Verbert, Xavier Ochoa, and Wayne Hodgins, 'The Snowflake Number', 2009

Fleder, D., and K. Hosanagar, 'Blockbuster Culture's Next Rise or Fall: The Impact of Recommender Systems on Sales Diversity', *Management Science*, 55 (2009), 697–712

Foulonneau, Muriel, 'Information Redundancy Across Metadata Collections', *Information Processing & Management*, 43 (2007), 740–751

Hervas-Drane, Andres, *Word of Mouth and Taste Matching: A Theory of the Long Tail* (NET Institute, 2007)

Lathia, Neal, Stephen Hailes, Licia Capra, and Xavier Amatriain, 'Temporal Diversity in Recommender Systems', in *Proceedings of the 33rd international ACM SIGIR conference on Research and development in information retrieval*, SIGIR '10 (New York, NY, USA: ACM, 2010), pp. 210–217

Naudet, Yannick, Lou Schwartz, Sabrina Mignon, and Muriel Foulonneau, 'Applications of User and Context-aware Recommendations Using Ontologies', in *Conference Internationale Francophone sur l'Interaction Homme-Machine*, IHM '10 (New York, NY, USA: ACM, 2010), pp. 165–172

Naudet, Y., 'Reconciling Context, Observations and Sensors in Ontologies for Pervasive Computing', in *Semantic Media Adaptation and Personalization (SMAP), 2011 Sixth International Workshop on*, 2011, pp. 3 –8

Onuma, Kensuke, Hanghang Tong, and Christos Faloutsos, 'TANGENT: a Novel, "Surprise Me", Recommendation Algorithm', in *Proceedings of the 15th ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining*, KDD '09 (New York, NY, USA: ACM, 2009), pp. 657–666

Bibliographie (suite)

Park, Y. J, and A. Tuzhilin, 'The Long Tail of Recommender Systems and How to Leverage It', in *Proceedings of the 2008 ACM conference on Recommender systems*, 2008, pp. 11–18

Schwind, Christina, Jürgen Buder, and Friedrich W. Hesse, 'I Will Do It, but i Don't Like It: User Reactions to Preference-inconsistent Recommendations', in *Proceedings of the 2011 annual conference on Human factors in computing systems*, CHI '11 (New York, NY, USA: ACM, 2011), pp. 349–352

Clay Shirky, Ontology is Overrated: Categories, Links, and Tags, 2005

Shreeves, Sarah L., Joanne S. Kaczmarek, and Timothy W. Cole, 'Harvesting Cultural Heritage Metadata Using the OAI Protocol', *Library Hi Tech*, 21 (2003)

Tucker, Catherine, and Juanjuan Zhang, 'Long Tail or Steep Tail? A Field Investigation into How Online Popularity Information Affects the Distribution of Customer Choices', 2007

Alexander Tuzhilin. Personalization: The State of the Art and Future Directions. In Adomavicius, Gediminas, and Alok Gupta (eds). *Business Computing*. Emerald Group Publishing, 2009.

Zhang, Mi, and Neil Hurley, 'Statistical Modeling of Diversity in Top-N Recommender Systems', in *Proceedings of the 2009 IEEE/WIC/ACM International Joint Conference on Web Intelligence and Intelligent Agent Technology - Volume 01*, WI-IAT '09 (Washington, DC, USA: IEEE Computer Society, 2009), pp. 490–497

Ziegler, Cai-Nicolas, Sean M. McNee, Joseph A. Konstan, and Georg Lausen, 'Improving Recommendation Lists Through Topic Diversification', in *Proceedings of the 14th international conference on World Wide Web*, WWW '05 (New York, NY, USA: ACM, 2005), pp. 22–32