
Personnalisation flexible d'un processus de recherche d'information mobile

Ourdia Boudighaghen, Lynda Tamine

*Laboratoire IRIT, Université Paul Sabatier
118 Route de Narbonne, 31062 Toulouse Cedex 9
{boudigha,tamine}@irit.fr*

RÉSUMÉ. Dans le passé, les modèles de recherche personnalisés ont été principalement fondés sur le contexte cognitif (Url visitées, les documents vus) de l'utilisateur indépendamment de son environnement caractérisé par le lieu, le temps, les personnes proches, etc. Dans cet article nous proposons une approche de personnalisation des résultats de recherche Web pour des utilisateurs mobiles en exploitant à la fois le contexte cognitif et spatio-temporel. Nous proposons de modéliser l'utilisateur par un profil flexible construit selon trois dimensions sémantiques : temps, localisation et centres d'intérêt. Une approche de raisonnement à partir de cas est adoptée pour sélectionner le profil approprié pour ré-ordonner les résultats de la recherche. Une évaluation expérimentale menée en utilisant le service Yahoo boss¹ montre que notre approche de personnalisation est efficace.

ABSTRACT. In the past, most personalized retrieval models have been solely based on the computational behavior of the user (visited URL, viewed documents) to model the user profile independently of his changing environment (time, location, near persons, etc). In this paper we propose an approach to personalize Web search results for mobile users by exploiting both cognitive and spatio-temporal context. We propose to model the user based on a flexible profile build over three semantic dimensions: time, location and interests. A case based reasoning approach is adopted to select the appropriate profile for re-ranking the search results. Our experiments undertaken in front of Yahoo boss¹ shows that our retrieval approach is effective.

MOTS-CLÉS : RI Web mobile, centres d'intérêt spatio-temporel, profil flexible, raisonnement à partir de cas, personnalisation, évaluation.

KEYWORDS: mobile Web IR, spatio-temporal interests, flexible profile, case-based reasoning, personalization, evaluation.

1. <http://developer.yahoo.com/search/boss/>

1. Introduction

Avec l'émergence des technologies mobiles, il est devenu possible à un utilisateur nomade d'accéder à des informations depuis toute place et à tout moment. Face au grand volume d'information que constitue le Web, et face aux contraintes techniques des appareils mobiles conduisant à des requêtes plus courtes et plus ambiguës (Kamvar *et al.*, 2007), l'adaptation des systèmes de RI pour les mobiles nécessite l'inclusion d'un mécanisme de personnalisation en vue d'améliorer la précision des résultats de recherche. Personnaliser le processus de RI dans cet environnement soulève diverses questions : 1) comment modéliser la situation de l'utilisateur et ses centres d'intérêt ? et 2) comment personnaliser les résultats de recherche ? Dans ce qui suit, nous passons en revue quelques éléments clés de réponse à ces questions. Concernant la représentation des situations et des centres d'intérêt de l'utilisateur, les auteurs dans (Panayiotou *et al.*, 2005) représentent la situation de l'utilisateur par des zones temporelles et les centres d'intérêt par des concepts appris de ses activités de recherche passées et pondérés selon les zones temporelles identifiées. Dans (Bila *et al.*, 2008) les situations de l'utilisateur sont représentées par les lieux les plus visités par l'utilisateur et les centres d'intérêt sont explicitement acquis à l'aide d'un questionnaire. Dans (Bellotti *et al.*, 2008) les situations sont représentées par des activités de loisirs (manger, bouger, voir, lire et faire des achats) et les centres d'intérêt sont appris sur la base de l'historique de recherche effectuée durant ses activités de loisir. Différentes techniques sont proposées pour modéliser la relation entre les situations de l'utilisateur et ses centres d'intérêt, en étendant l'ontologie conceptuelle représentant les centres d'intérêt par des métadonnées temporelles (Panayiotou *et al.*, 2005), par des modèles à base d'arbres (Bila *et al.*, 2008) ou par des modèles d'activité (Bellotti *et al.*, 2008). En ce qui concerne la stratégie adoptée pour la personnalisation des résultats de la recherche, elle est effectuée au moyen de l'appariement profil-document (Panayiotou *et al.*, 2005) ou de techniques de filtrage (Bila *et al.*, 2008), (Bellotti *et al.*, 2008). Dans cet article, nous étendons notre travail (Daoud *et al.*, 2009), pour construire des profils flexibles qui varient selon la situation de l'utilisateur. Chaque situation sera modélisée sur deux dimensions sémantiques de l'environnement de l'utilisateur notamment le temps et la localisation. A chaque situation sont associés les centres d'intérêt de l'utilisateur modélisés comme des concepts extraits d'une ontologie thématique. A la différence des travaux cités ci-dessus, notre approche a plusieurs nouvelles caractéristiques : 1) nous proposons de modéliser la situation de l'utilisateur en utilisant à la fois des concepts extraits d'ontologies spatiale et temporelle, tandis que (Panayiotou *et al.*, 2005) exploitent uniquement le contexte temporel et (Bila *et al.*, 2008) exploitent uniquement la localisation, 2) notre approche s'appuie sur l'utilisation d'une technique de raisonnement à partir de cas (RàpC) afin de modéliser la relation entre une situation et ses centres d'intérêt connexes et de sélectionner de manière flexible le profil adéquat à la personnalisation. Le principal avantage de cette approche est la flexibilité qu'elle offre pour modéliser les situations et les centres d'intérêt à partir d'ontologies externes et l'adaptation du processus de personnalisation, 3) notre approche est implicite et automatique ; aucun effort n'est demandé à l'utilisateur, tandis que dans ((Panayiotou *et al.*, 2005), (Bila *et al.*, 2008) l'utilisateur est sollicité dans le

processus de construction de son profil.

La suite de cet article est organisée comme suit : la section 2 détaille notre contribution. La section 3 présente les résultats de l'évaluation expérimentale. La section 4 présente une conclusion et pointe vers nos perspectives de recherche.

2. Modélisation d'un profil flexible pour la personnalisation de la RI mobile

Pour représenter la liaison centre d'intérêt et situation, et pour pouvoir choisir le bon profil pour personnaliser les résultat de la recherche, nous nous sommes appuyés sur une approche de RàpC. Cette dernière est une approche de résolution de problèmes basée sur la réutilisation par analogie d'expériences passées appelées cas au cours d'un cycle de raisonnement (Aamodt *et al.*, 1994). Chaque cas est décrit par un tuple $\langle \text{prémisse}, \text{valeur} \rangle$, où *prémisse* est la description du cas, tandis que la *valeur* est la solution du problème. Dans, notre contexte, chaque cas sera composé 1) de la description de la situation S^i de l'utilisateur au cours d'une activité de recherche passée, 2) des centres d'intérêt associés à cette situation G^i , que l'on notera : $Cas = \langle S^i, G^i \rangle$. Nous abordons dans le reste de cette section, les questions suivantes : 1) Comment représenter les cas ? 2) Comment définir la fonction de comparaison des situations ? 3) Comment définir la fonction de ré-ordonnancement des résultats de recherche ? et 4) Comment définir la procédure de mise à jour des cas.

2.1. Représentation des Cas

2.1.1. Modélisation de la Situation de l'Utilisateur

Pour représenter la situation sémantique de l'utilisateur mobile, nous proposons d'associer les informations du contexte récupéré par les capteurs du mobile (horloge system, coordonnées GPS) à des concepts sémantiques, extraits d'ontologies temporelles et spatiales. Une situation sera donc représentée par une agrégation de quatre dimensions sémantiques :

- *Type de la localisation* : se réfère à un nom de classe qui représente le type de la place (eg. école, plage, monument, domicile, magasin, ...). Il est récupéré d'une ontologie spatiale¹ qui classe les lieux géographiques selon une classification standard.
- *Saison* : se réfère à l'une des saisons de l'année.
- *Jour de la semaine* : se réfère à une partition de type des journées : journée de travail, fin de semaine, ou jour férié.
- *moment de la journée* : se réfère à l'une des partitions de la journée : matin, midi, après-midi, soir et nuit.

Plus précisément, une situation S est représentée comme un vecteur dont les caractéristiques sont les valeurs X attribuées à chaque dimension : $S = (X_l, X_u, X_v, X_w)$;

1. <http://www.geonames.org/>

Ourdia Boudighaghen, Lynda Tamine

où X_l (resp. X_u, X_v, X_w) est la valeur de la dimension type de la localisation (resp. saison, jour de la semaine et moment de la journée).

2.1.2. Modélisation des centres d'intérêt

Nous donnons ci-dessous, un aperçu de notre approche de représentation des centres d'intérêt comme un graphe de concepts pondérés, détaillée dans notre précédent travail (Daoud *et al.*, 2009). Partons du *feedback* utilisateur, soit D l'ensemble des documents jugés pertinents (documents visités) par rapport à la requête courante q^* . Le centre d'intérêt basé mots clé K est un seul vecteur de termes qui représente le centroïde des documents dans D , où le poids d'un terme t est calculé comme suit :

$$K(t) = \frac{1}{|D|} \sum_{d \in D} w_{td} \quad [1]$$

Où w_{td} est le poids du terme t dans un document d , calculé en utilisant le schéma de pondération $tf * idf$. Pour améliorer cette représentation simpliste, le centre d'intérêt utilisateur basé mots clé K est comparé aux concepts d'une ontologie, ici ODP², en vue de choisir un ensemble de concepts qui reflètent d'une façon sémantique les centres d'intérêt de l'utilisateur. Chaque concept c_j de l'ODP est représenté par un seul vecteur de termes pondérés. Pour un concept c_j de l'ODP, représenté par le vecteur de termes \vec{c}_j , son poids de similarité $sw(c_j)$ avec \vec{K} est calculé comme suit :

$$sw(c_j) = \cos(\vec{c}_j, \vec{K}) \quad [2]$$

Basé sur la liste des concepts pondérés ainsi obtenue, nous activons pour chaque concept la liste de ses concepts sémantiquement liés en utilisant une méthode de propagation de scores, comme expliqué dans (Daoud *et al.*, 2009). Enfin, le centre d'intérêt conceptuel G est représenté par un graphe de concepts pondérés.

2.2. Définition d'une Mesure de Similarité entre les Situations

Pour déterminer le centre d'intérêt de l'utilisateur le plus adapté à la requête courante q^* , la situation courante S^* est comparée aux situations précédentes. Soit $PS = \{S^1, \dots, S^n\}$ l'ensemble des situations dans la base des cas de l'utilisateur. Le raisonnement consiste à sélectionner la situation S^{opt} qui vérifie :

$$S^{opt} = \arg \max_{S^i \in PS} \left(\sum_j \alpha_j \cdot sim_j(X_j^*, X_j^i) \right) \quad [3]$$

Où X_j^* (resp. X_j^i) est la valeur de la $j^{ème}$ dimension du vecteur de situation S^* (resp. S^i), sim_j est la mesure de similarité pour la $j^{ème}$ dimension du vecteur de situation et α_j est le poids associé. Pour une définition détaillée des ces mesures, nous référons à notre précédent travail (Boudighaghen *et al.*, 2009).

2. Open Directory Project(ODP) : <http://www.dmoz.org>

2.3. Ré-ordonner les résultats de recherche

Pour assurer une meilleure précision des résultats de la recherche, le processus de ré-ordonnement aura lieu uniquement si la condition suivante est vérifiée :

$$\text{sim}(S^*, S^{opt}) \geq \beta \quad [4]$$

où β est une valeur seuil. Le centre d'intérêt correspondant G^{opt} est alors utilisé pour ré-ordonner les résultats de recherche retournés par le système de RI en réponse à la requête courante q^* . Notre fonction de ré-ordonnement est basée sur la combinaison des scores d'appariement original et personnalisé du document. Le score personnalisé du document est calculé selon une mesure de similarité entre son vecteur représentatif d_k et le vecteur conceptuel représentatif du centre d'intérêt adéquat G^{opt} . Le calcul de ce score est donné selon la formule :

$$\text{score}_c(d_k, G^{opt}) = \sum_{c_j \in G^{opt}} \text{sw}(c_j) * \cos(\vec{d}_k, \vec{c}_j) \quad [5]$$

Où $\text{sw}(c_j)$ est le poids du concept c_j dans le centre d'intérêt G^{opt} .

Le score final du document sera ainsi calculé par combinaison de son score d'appariement original normalisé et son score personnalisé normalisé selon la formule suivante

$$\text{score}_f(d_k) = (1 - \gamma) * \text{score}_o(q^*, d_k) + \gamma * \text{score}_c(d_k, G^{opt}) \quad [6]$$

Où γ varie dans l'intervalle [0..1].

2.4. Mise à jour de la base des cas

La base des cas est mise à jour en intégrant le centre d'intérêt G^* appris pour la requête courante q^* . Selon la valeur de similarité entre la situation S^* et la situation la plus similaire S^{opt} , deux scénarios sont possibles : (1) $\text{sim}(S^*, S^{opt}) \neq 1$: un nouveau cas est ajouté à la base des cas qui sera formé par la situation courante S^* et son centre d'intérêt G^* . (2) $\text{sim}(S^*, S^{opt}) = 1$: le cas contenant la situation S^{opt} est mis à jour. La méthode de mise à jour se base sur les deux principes suivants : (1) augmenter le poids des concepts communs dans S^{opt} et S^* , (2) altérer le poids des concepts non-communs en utilisant un facteur d'amortissement η . Le nouveau poids d'un concept c_j dans le centre d'intérêt G^{opt} est donc calculé comme suit :

$$\text{sw}_{c^{opt}}(c_j) = \begin{cases} \eta * \text{sw}_{c^{opt}}(c_j) + (1 - \eta) * \text{sw}_{c^*}(c_j) & \text{if } c_j \in G^{opt} \\ \eta * \text{sw}_{c^*}(c_j) & \text{sinon} \end{cases} \quad [7]$$

où $\text{sw}_{c^{opt}}(c_j)$ est le poids du concept c_j dans G^{opt} et $\text{sw}_{c^*}(c_j)$ est le poids du concept c_j dans G^* .

3. Évaluation expérimentale

Nous avons mené des expérimentations permettant d'évaluer l'impact de l'intégration des centres d'intérêt flexibles de l'utilisateur sur la performance des résultats de

recherche. Nous décrivons dans ce qui suit le cadre d'évaluation puis nous présentons notre méthodologie expérimentale et les résultats obtenus.

3.1. *Cadre d'évaluation*

Pour construire notre ensemble de requêtes, nous avons mené une étude journalière. Cela consiste à demander à des personnes volontaires de noter leurs requêtes alors qu'ils sont mobiles et de les annoter par le jour, l'heure et la place de leur émission. 7 participants ont participé à notre étude journalière, qui a duré un mois et a généré 79 requêtes (avec une moyenne de 11 requêtes par utilisateur). Nous avons extrait les informations sur la localisation et le temps associées à chaque requête et nous les avons représentées manuellement sous forme de concepts de nos ontologies temporelle et spatiale. Pour construire notre collection de documents, nous avons soumis les 79 requêtes au service de recherche en ligne Yahoo boss, et aspiré les 50 premières pages Web retournées pour chaque requête. Les documents ont été jugés par les participants sur une échelle de trois valeurs : pertinent, peu pertinent et pas pertinent. Les centres d'intérêt des utilisateurs ont été générés sur la base du *feedback* des participants comme décrit dans la section (2.1.2) et sont intégrés dans la méthodologie de validation décrite ci-dessous.

3.2. *Méthodologie expérimentale et résultats*

L'objectif de nos expérimentations ici est d'évaluer l'efficacité de la recherche personnalisée qui intègre les centres d'intérêt de l'utilisateur. Nous notons donc, que nous n'avons pas évalué l'accès aux ontologies temporelle et spatiale. L'évaluation de l'efficacité consiste à comparer les résultats initiaux retournés par Yahoo boss (ici notre *baseline*), pour chaque requête de test par rapport aux résultats obtenus par notre approche intégrant les centres d'intérêt de l'utilisateur comme une source d'évidence additionnelle.

Notre stratégie d'évaluation consiste en un scénario de validation croisée : pour chaque groupe de situations similaires, on divise l'ensemble des n requêtes en un sous ensemble d'apprentissage de $n - 1$ requêtes et en un sous ensemble de test contenant la $n^{\text{ème}}$ requête à tester. Pour chaque requête dans le sous ensemble d'apprentissage, on génère son centre d'intérêt G en exploitant un sous ensemble de documents pertinents listés dans le fichier de jugements de pertinence comme décrit dans la section (2.1.2). On met à jour le centre d'intérêt G avec les documents des requêtes d'apprentissage dans le même groupe, comme décrit dans la section (2.4). On utilise ensuite, ce centre d'intérêt pour réordonner les 50 premiers résultats de recherche de chaque requête de test, comme décrit dans la section (2.3).

Dans cette évaluation, nous étudions dans un premier temps, l'effet de la combinaison du score original du document (ici représenté par une fonction des rangs retournée par Yahoo boss) et le score personnalisé du document obtenu selon notre approche, sur la pertinence des résultats de recherche. Les figures 1(a) et 1(b), montrent les amé-

liorations apportées par notre approche de personnalisation en termes de précision et de gain cumulatif calculés à différents points (5, 10 et 20) en variant la valeur du paramètre de combinaison γ de l'équation 10 dans l'intervalle $[0..1]$.

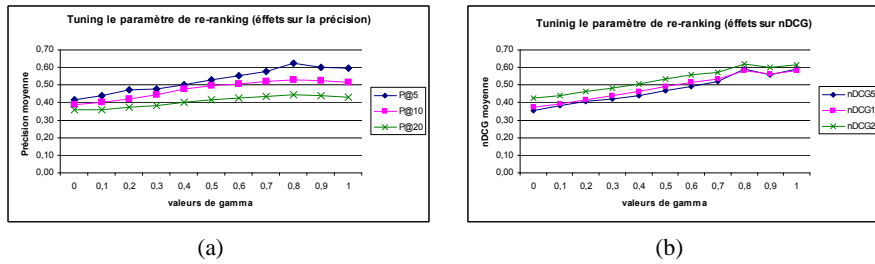


Figure 1. Effet du paramètre gamma dans la combinaison des scores. (a) sur la précision, (b) sur la nDCG.

Les résultats obtenus montrent que les meilleures performances sont obtenues avec une valeur de $\gamma = 0,8$. Cela est dû au fait que les 50 premiers documents retournés par Yahoo boss correspondent bien au sujet de la requête et que la seule caractéristique distinctive est la façon dont ils correspondent aux centres d'intérêt de l'utilisateur.

Dans un second temps, on compare l'efficacité de notre recherche personnalisée par rapport à la *baseline*. Le tableau 1 montre les améliorations apportées par notre modèle de recherche personnalisé en terme des moyennes des précisions et nDCG obtenues à différents points (5, 10 et 20) pour l'ensemble des requêtes. Nous avons également mené un t-test sur les moyennes des précisions et nDCG obtenues à différents points (5, 10 et 20) entre la *baseline* et notre approche de personnalisation. Nous supposons que la différence entre les moyennes est significative si $p < 0,05$ (noté * dans le tableau 1).

	Average precision			Average nDCG		
	P5	P10	P20	nDCG5	nDCG10	nDCG20
baseline	0,42	0,39	0,36	0,35	0,37	0,42
notre approche	0,60	0,52	0,43	0,59	0,58	0,61
amélioration	43,03%*	32,14%*	19,58%*	66,65%*	55,84%*	44,48%*

Tableau 1. Comparaison des Top-n précision et nDCG entre notre approche personnalisée et la baseline sur toutes les requêtes.

Les résultats obtenus montrent qu'en général de meilleures performances sont obtenues par notre approche de personnalisation par comparaison à la *baseline*, en terme de précision moyenne atteignant une amélioration de 43,03% à P5, de 32,14% à P10, de 19,58% à P20, et en termes de gain cumulé atteignant une amélioration de 66,65% à nDCG5, de 55,84% à nDCG10, de 44,48% à nDCG20. Nous avons cependant remarqué de légères dégradations de la pertinence sur quelques requêtes (e.g., "entrée pitié-salpêtrière hôpital") qui sont très précises. Cela rejoint les résultats mentionnés

Ourdia Bouidghaghen, Lynda Tamine

dans (Dou *et al.*, 2007) concernant la limite de l'efficacité de la personnalisation sur des requêtes très précises.

4. Conclusion et perspectives

Dans cet article, nous avons présenté notre approche de personnalisation flexible de la RI mobile. Elle s'appuie sur une technique RàPC qui permet d'adapter les résultats de recherche en tenant compte des centres d'intérêt flexibles de l'utilisateur. Les résultats de l'expérimentation ont démontré l'efficacité de notre approche de personnalisation. Dans le futur, nous envisageons d'exploiter la sensibilité des requêtes mobiles à la localisation physique en plus des centres d'intérêt de l'utilisateur dans une approche de personnalisation multidimensionnelle des résultats de recherche.

Remerciements

Les auteurs remercient le soutien du projet QUAERO, dirigé par OSEO, France et toutes les personnes qui ont participé à l'expérimentation.

5. Bibliographie

- Aamodt A., Plaza E., « Case-Based Reasoning : Foundational Issues, Methodological Variations, and System Approaches », *AI Communications*, vol. 7, n° 1, p. 39-59, 1994.
- Bellotti V., Begole B., Chi E., Ducheneaut N., Fang J., Isaacs E., King T., Newman M., Partridge K., Price B., Rasmussen P., Roberts M., Schiano D., Walendowski A., « Activity-Based Serendipitous Recommendations with the Magitti Mobile Leisure Guide », *CHI 2008 Proceedings On the Move*, p. 98-107, 2008.
- Bila N., Cao J., Dinoff R., Ho T., Hull R., Kumar B., Santos P., « Mobile User Profile Acquisition Through Network Observables and Explicit User Queries », *9th Int'l conference on Mobile Data Management*, p. 98-107, 2008.
- Bouidghaghen O., Tamine-Lechani L., Boughanem M., « A Session Based Personalized Search Using An Ontological User Profile », *Proc. of FQAS*, p. 99-110, 2009.
- Daoud M., Tamine L., Boughanem M., Chebaro B., « A session based personalized search using an ontological user profile », *ACM Symposium on Applied Computing*, p. 1732-1736, 2009.
- Dou Z., Song R., Wen J., « A Large scale Evaluation and Analysis of Personalized Search Strategies », *WWW2007*, ACM, p. 581-590, 2007.
- Kamvar M., Baluja S., « Deciphering trends in mobile search », *Computer*, vol. 40, n° 8, p. 36-40, 2007.
- Panayiotou C., Andreou M., Samaras G., Pitsillides A., « Time based personalization for the moving user », *ICMB'05*, p. 128-136, 2005.