HAL
open science

Présentation et évaluation d'un modèle d'accès personnalisé à l'information basé sur les diagrammes d'influence

Nesrine Zemirli, Lynda Tamine, Mohand Boughanem

To cite this version:

Nesrine Zemirli, Lynda Tamine, Mohand Boughanem. Présentation et évaluation d'un modèle d'accès personnalisé à l'information basé sur les diagrammes d'influence. Congrès Informatique des Organisations et Systèmes d'Information et de Décision (INFORSID 2007), May 2007, Perros-Guirec, France. pp.75-86. hal-00359567

HAL Id: hal-00359567
https://hal.science/hal-00359567

Submitted on 8 Feb 2009

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

Présentation et évaluation d'un modèle d'accès personnalisé à l'information basé sur les diagrammes d'influence

W. Nesrine Zemirli — Lynda Tamine-Lechani — Mohand Boughanem

IRIT (Institut de Recherche en Informatique de Toulouse) – UMR 5505
118 route de Narbonne
31062 Toulouse cedex 9

{nzemirli, lechani,bougha}@irit.fr

RÉSUMÉ. *L'objet de cet article est de décrire un modèle formel capable d'intégrer l'utilisateur dans le processus d'accès à l'information. Nous avons orienté nos travaux vers l'utilisation des diagrammes d'influence comme support théorique nous permettant de formaliser l'utilité des décisions associées à la pertinence des documents compte tenu de la requête et du profil de l'utilisateur. L'idée de base est de substituer à la fonction de pertinence classique qui mesure le degré d'appariement requête-document une fonction indexée par l'utilisateur. Dans notre approche, le profil utilisateur est représenté par la dimension de ses centres d'intérêt caractérisant ses besoins récurrents. N'ayant pas de cadre standard d'évaluation, nous proposons un cadre d'évaluation adapté à l'accès personnalisé à l'information en augmentant les collections de la campagne TREC par des profils utilisateurs simulés. Nous validons notre contribution par comparaison au modèle de recherche bayésien classique.*

ABSTRACT. *The goal of this paper is to describe a formal model able to integrate the user in the process of information access. We have directed our works towards the use of influence diagrams as a theoretical support allowing us to formalize the utility of the decisions associated to the relevance of the documents taking into account the query and the user profile. The basic idea is to substitute to the traditional relevance function which measures the degree of matching document-query, a function indexed by the user. In our approach, the user profile is represented by his long term interests. As there does not exist a standard evaluation protocol, we propose one by integrating simulated users to the standard TREC collections. We validate experimentally our contribution by comparison to the basic bayesien retrieval.*

MOTS-CLÉS : *recherche d'information personnalisée, profil utilisateur, diagramme d'influence*

KEYWORDS: *personalized information retrieval, user profile, influence diagramm*

1. Introduction

Face au phénomène actuel d'accroissement incessant d'informations hétérogènes, la nécessité de systèmes de recherche d'information (SRI) efficaces se fait de plus en plus sentir. Le but de ces systèmes est d'aider l'utilisateur à trouver l'information désirée parmi la masse de données disponibles. Ainsi, le problème n'est pas tant la disponibilité de l'information mais sa pertinence relativement à un contexte d'utilisation particulier. Les travaux [**?**, **?**] s'orientent actuellement vers la révision de la chaîne d'accès à l'information dans la perspective d'intégrer l'utilisateur dans l'ensemble des phases de recherche et ce, dans le but de lui délivrer l'information pertinente adaptée à son contexte et ses préférences, répondant à ses besoins précis. Dès lors l'accès à l'information tend vers une nouvelle définition [**?**] : *Combine search technologies and knowledge about query and user context into a single framework in order to provide the most appropriate answer for a user's information needs*.

Dans ce cadre, notre objectif consiste à proposer un modèle formel capable d'intégrer l'utilisateur dans le processus d'accès à l'information. A cet effet, on s'oriente vers l'utilisation des diagrammes d'influence [**?**, **?**] comme support théorique nous permettant de formaliser l'utilité des décisions associées à la pertinence des documents compte tenu de la requête et du profil de l'utilisateur. L'idée de base est de substituer à la fonction de pertinence classique qui mesure le degré d'appariement requête-document, une fonction indexée par l'utilisateur. Dans notre approche, le profil utilisateur est représenté par la dimension de ses centres d'intérêts caractérisant ses besoins récurrents. Cette dimension est déterminée et évolue à partir des interactions de l'utilisateur avec le SRI [**?**].

Le présent article est organisé comme suit : la section **??** aborde la problématique à l'origine de la personnalisation de l'accès à l'information puis rapporte une synthèse des travaux du domaine. La section **??** présente la description de notre modèle d'accès à l'information. Le modèle étant basé sur les diagrammes d'influence, nous en décrivons alors en premier le cadre formel puis la topologie du diagramme à travers les aspects qualitatifs et quantitatifs du modèle. La section **??** détaille notre protocole d'évaluation et présente les résultats expérimentaux. La section **??** résume notre contribution et présente les perspectives envisagées.

2. Accès personnalisé à l'information : Problématique et aperçu d'état de l'art

2.1. *Problématique*

On estime actuellement que 63% à 66% des 85% des utilisateurs sont insatisfaits de la qualité des réponses fournies par les SRI [**?**]. Ceci est dû à plusieurs facteurs dont celui lié au degré de prise en compte effective de l'utilisateur dans le modèle de recherche. En effet, force est de constater qu'il n'y a généralement pas de mécanisme explicite qui représente et intégre l'utilisateur dans le processus d'accès à l'information [**?**]. Ainsi, les modèles de recherche d'information classiques supposent

que l'utilisateur est complètement représenté par sa requête : les résultats retournés pour une même requête sont identiques même si elle est exprimée par des utilisateurs différents. Pour cause, l'évaluation des requêtes s'effectue sans prise en compte des centres d'intérêts récurrents de l'utilisateur, ni de ses préférences en qualité, ni du contexte de recherche. Les problèmes engendrés par une telle représentation sont essentiellement l'impossibilité de sélectionner des sources opportunes et l'inintelligibilité des résultats, d'autant que la majorité des requêtes exprimées sont courtes (2.29 mots en moyenne par requête) et que les sources d'information sont volumineuses et hétérogènes [**?**].

En réponse à ce constat, des travaux s'orientent actuellement vers la révision de la chaîne d'accès à l'information dans la perspective d'intégrer l'utilisateur dans le processus d'accès à l'information. Ces travaux s'inscrivent dans le cadre de la recherche personnalisée [**?**, **?**, **?**]. Les systèmes d'accès personnalisé à l'information se basent sur la représentation et l'exploitation des préférences, les intérêts et les habitudes de l'utilisateur, dans ce que l'on nomme *profil utilisateur*, dans le but de retrouver les informations les plus pertinentes en adéquation avec le profil.

Plusieurs systèmes d'accès personnalisé furent développés [**?**, **?**] mais ils diffèrent par le type de service d'accès qu'ils offrent. Cela est principalement dû à la manière d'exploiter le profil utilisateur. En effet, c'est en fonction de l'intégration du profil dans une ou toutes les phases du cycle de vie de la requête, que l'on peut spécifier le type de services offerts par le système.

Une étude préalable des systèmes de personnalisation existants [**?**] a montré que les problèmes majeurs de mise en œvre concernent la modélisation et l'exploitation du profil utilisateur. En effet, la difficulté à ce niveau porte sur plusieurs points concernant l'étape de construction du profil utilisateur qui doit fournir une représentation fidèle des besoins et centres d'intérêt récurrents de l'utilisateur, ainsi que l'évolution de ce profil. D'autre part l'étape, d'exploitation du profil, dans le processus d'accès à l'information (reformulation de la requête, exécution de la requête, réordonnancement des résultats etc.), doit être en mesure d'intégrer les informations adéquates du profil permettant d'améliorer les résultats de recherche.

Le paragraphe suivant présente une synthèse des travaux ayant abordé la problématique de l'accès contextuel à l'information.

2.2. *Synthèse des travaux*

La personnalisation vise à satisfaire les utilisateurs en leur présentant les informations pertinentes et valables pour leurs besoins spécifiques, et ainsi optimiser l'interaction pour une efficacité maximale de la recherche [**?**]. La mise en oeuvre d'un tel système s'effectue donc en premier par la modélisation du profil de l'utilisateur, puis par son intégration dans le processus d'accès à l'information. L'étape de modélisation consiste à proposer un profil utilisateur contenant l'ensemble des caractéristiques informationnelles de l'utilisateur, correspondant généralement à ses centres d'intérêt

récurrents. Ces derniers sont représentés selon trois principales approches : ensembliste [**?**], sémantique [**?**, **?**, **?**] et multidimensionnelle [**?**, **?**].

Lors de la phase d'évaluation de la requête, les paramètres modélisant le profil utilisateur sont inclus dans la fonction de calcul de pertinence des documents. Dans ce cadre, on trouve dans [**?**] une proposition pour l'adaptation des paramètres de la fonction de pertinence au contexte de l'utilisateur, en utilisant les techniques de programmation génétique. Jeh et Widom [**?**] ont proposé une variante personnalisée de l'algorithme PageRank en l'occurrence PPV (Personalized PageRank Vector). L'algorithme adapte le principe de calcul de l'Authority d'une page, donné par l'algorithme PageRank, en utilisant une distribution de probabilités tenant compte de la présence de liens entrants et liens sortants vers les pages favorites de l'utilisateur.

Dans [**?**], l'approche de personnalisation consiste, via un calcul de similarité, à réordonner les résultats retrouvés en combinant l'ordre produit par le processus de sélection et celui donné par le contexte de utilisateur, représenté par une liste de mots-clés issus des documents sélectionnés. En outre, il est possible d'effectuer une reformulation de la requête avant de lancer le processus d'appariement, ceci en augmentant la requête des informations issues du profil utilisateur ; ce qui mène à une meilleure interprétation de la requête [**?**].

Une autre approche [**?**] se base sur un modèle probabiliste d'accès à l'information utilisant des sources de croyance liées aux contextes. Plus précisément, ceci consiste à exploiter, en premier lieu, l'historique des interactions de l'utilisateur avec le SRI pour étendre le modèle de langage de la requête ; en second lieu à appliquer la méthode classique de Kulback-Leiber pour calculer le taux de divergence du modèle de langage des requêtes et documents, traduisant ainsi le score de pertinence.

3. Le modèle d'accès personnalisé à l'information

Le modèle d'accès à l'information que nous proposons peut être défini par un quadruplet $M =< I, U, E^t(U), P(I, U) >$ où I est le modèle de représentation de l'information (documents et requêtes), U est le modèle de représentation de l'utilisateur, $E^t(U)$ est la fonction d'évolution de l'utilisateur en fonction du temps et $P(I, U)$ est la fonction de pertinence d'une information relativement à un utilisateur [**?**]. Dans notre approche, le profil utilisateur est représenté par la dimension de ses centres d'intérêt caractérisant ses besoins récurrents. Cette dimension est déterminée et évolue à partir des interactions de l'utilisateur avec le SRI.

Dans ce papier, nous focalisons sur le modèle décisionnel d'accès personnalisé à l'information (composante $P(I, U)$ du modèle). Le calcul du score de pertinence d'un document relativement à une requête émise par l'utilisateur, est fondé sur une fonction permettant d'estimer l'utilité de présenter à l'utilisateur ce document et ce, compte tenu de sa requête et de ses centres d'intérêt spécifiques. Dans le but de formaliser cette fonction de pertinence, notée $P(I, U)$, on s'oriente vers l'utilisation d'une extension des réseaux bayésiens [**?**, **?**] en l'occurrence les diagrammes d'influence [**?**]. L'idée

de base est de substituer à la fonction de pertinence classique qui mesure le degré d'appariement requête-document $RSV(Q, D) = p(Q/D)$, une fonction indexée par l'utilisateur $RSVu(Q, D) = p(D/Q, U)$ où $p(A/B)$ est la probabilité conditionnelle de l'événement A sachant l'événement B et U représente l'utilisateur décrit par ses centres d'intérêt.

Suite à la présentation des principes théoriques des réseaux bayésiens et des diagrammes d'influence, nous en illustrons l'application à notre problème précis : mettre en œuvre un appariement requête-document-utilisateur.

3.1. *Le cadre formel : les réseaux Bayésiens*

Les Réseaux Bayésiens (RBs) sont utilisés dans divers domaines et constituent un outil puissant pour la représentation des connaissances et le traitement de l'incertitude. La première utilisation des RBs en recherche d'information est apparue dans les années 80 mais s'est largement développée par les travaux de Turtle [**?**]. Le principal avantage apporté est de pouvoir combiner des informations provenant de différentes entités (requête, termes et documents) pour restituer les documents qui seraient les plus pertinents étant donnée une requête. C'est pour cette raison que différents travaux [**?**] ont tenté d'exploiter l'apport des RBs pour définir des modèles de recherche d'information.

Un réseau bayésien (RB) (dit « réseau de croyance » ou « réseau probabiliste ») est un modèle graphique orienté sans cycle. Les modèles graphiques sont issus du mariage entre la théorie des graphes et la théorie des probabilités. Un graphe est appréhendé selon un aspect qualitatif et un aspect quantitatif. L'aspect qualitatif est l'ensemble des nœuds du graphe représentant les variables du domaine traité (les documents de la collection, les termes d'indexation des documents ou de la requête et du besoin utilisateur), ainsi que les relations de dépendance entre ces variables. Ces dépendances permettent d'effectuer des inférences, offrant ainsi un support à la prise de décision. L'aspect quantitatif permet d'évaluer les arcs reliant toute paire de nœuds au moyen d'un calcul de probabilités.

3.2. *Description du modèle*

Les diagrammes d'influence (DI) constituent une extension des RB à un problème de décision. Notre choix pour l'utilisation des DI est motivé par le besoin d'utiliser un cadre théorique pour la formalisation du problème décisionnel lié à la présentation d'un document à l'utilisateur compte tenu de son utilité vis-à-vis de la requête émise et des centres d'intérêt spécifiques de l'utilisateur. Dans notre approche, nous considérons uniquement la sous-catégorie des «centres d'intérêt» de l'utilisateur comme composantes explicites représentées sous forme de listes de termes pondérés. Après avoir présenté les différentes composantes du modèle, nous passerons à son exploitation du point de vue de l'évaluation de la requête.

3.2.1. *La composante qualitative*

La composante qualitative est représentée par le graphe acyclique $G = (V, E)$ où V comprend les nœuds représentant des variables aléatoires $X_1, X_2, \ldots, X_n$. A chaque variable X_i est associée un ensemble de valeurs mutuellement exclusives définies dans $dom(X_i)$. L'ensemble E comprend les arcs existants entre nœuds qui traduisent des relations de causalité décrites par des probabilités conditionnelles attachées à chaque nœud. La topologie du diagramme d'accès personnalisé à l'information est illustrée par l'exemple suivant :

Figure 1 – Exemple du Diagramme d'Influence pour les centres d'intérêt *Finance* et *Environment* du disque 1, 2 de TREC

71 **Les variables** : L'ensemble des variables V est composé de trois sous-ensembles de nœuds :

– ***Les nœuds chance***. Nous distinguons quatre types de nœuds chance $V^{info} = Q \cup D \cup T \cup C$. Le nœud unique Q correspondant à la *requête* de l'utilisateur est représenté par une variable aléatoire binaire définie dans l'ensemble $dom(Q) = \{q, \overline{q}\}$, où q désigne que la requête Q est *satisfaite* et $\overline{q}$ désigne *que la requête n'est pas satisfaite* ; dans notre cas, on ne s'intéressera qu'à l'instanciation positive q. L'ensemble $D = \{D_1, D_2, .., D_n\}$ correspond aux documents de la collection. Chaque noeud document D_j, représente une variable aléatoire binaire prenant des valeurs dans l'ensemble $dom(D_j) = \{d_j, \overline{d_j}\}$, où d_j désigne que *le document D_j est observé* [1] , et $\overline{d}_j$ désigne que *le document D_j n'est pas observé*. L'ensemble $T = \{T_1, T_2, .., T_m\}$ correspond aux termes d'indexation. Chaque noeud terme T_i représente une variable aléatoire binaire prenant des valeurs dans l'ensemble $dom(T_i) = \{t_i, \overline{t_i}\}$, où t_i désigne que *le terme T_i est pertinent pour la requête Q* et $\overline{t_i}$ désigne que *le terme T_i n'est pas pertinent pour Q*. La pertinence d'un terme signifie sa présence éventuelle dans un document observé. L'ensemble $C = \{C_1, C_2, .., C_u\}$ correspond aux centres d'intérêt associés à l'utilisateur. Chaque noeud centre d'intérêt C_k représente une variable aléatoire binaire prenant des valeurs dans l'ensemble $dom(C_k) = \{c_k, \overline{c_k}\}$,où c_k désigne que *le centre d'intérêt C_k est observé* [2] et $\overline{c_k}$ désigne que *le centre d'intérêt C_k n'est pas observé*. La pertinence d'un centre d'intérêt traduit le fait qu'il couvre l'objet de la requête.

– ***Les nœuds décision***. On associe à chaque document D_j de la collection, un noeud décision R_j prenant ses valeurs dans $dom(R_j) = \{r_j, \overline{r_j}\}$ ce qui correspond respectivement aux décisions de présenter ou pas le document D_j à l'utilisateur et ce, compte tenu de sa requête et de son profil décrit par ses centres d'intérêt ;

1. Un document observé, dans la théorie de Turtle [**?**], traduit un document tiré aléatoirement de la collection et dont on calcule le degré de pertinence
2. Un centre d'intérêt observé, est par analogie au document, un centre tiré aléatoirement du profil de l'utilisateur et dont in calcule le degré de pertinence relativement à la requêts.

– ***Les nœuds utilité***. Un *nœud utilité* exprime *l'utilité de la décision de présenter un document compte tenu des centres d'intérêt* de l'utilisateur. De ce fait, on associe un nœud utilité à chaque document D_j et chaque centre d'intérêt C_k, ce nœud correspondant à l'évaluation de la pertinence du document D_j vis-à-vis de la requête, et au regard du centre d'intérêt C_k. Les valeurs restituées par le sous-ensemble de ces nœuds concernant un document D_j de la collection sont utilisées par un noeud utilité particulier qui les intègre dans le calcul de *l'utilité globale de la décision de restituer ce document D_j en considérant tous les centres d'intérêt* de l'utilisateur.

71 **Les arcs** : On distingue deux types d'arcs :

– ***Les arcs d'information***, qui relient chacun des nœuds termes T_i de l'index de D_j noté $\tau(D_j)$ aux nœuds documents D_j qu'ils indexent, ainsi qu'aux nœuds centre C_k qu'ils représentent. Il existe également des arcs d'information qui relient chaque terme T_i avec le nœud requête Q.

– ***Les arcs d'influence***, qui traduisent le degré d'influence des variables associées à la décision prise. Dans le cas de notre modèle, des arcs d'influence relient les noeuds décision, centres d'intérêt et documents en utilisant un opérateur d'agrégation.

3.2.2. *La composante quantitative*

La composante quantitative comprend des distributions de probabilités conditionnelles où pour chaque variable $x_i \in V$, est attachée une classe de probabilités $P(X) = P(x_i/pa(x_i))$ qui est fonction de toutes les configurations possibles de ses nœuds parents $pa(x_i)$ dans G, notée θ. Par exemple, soit la requête Q composée des deux termes T_1 et T_2, $Q = \{T_1, T_2\}$; alors l'ensemble des configurations possibles des parents de la requête, tel que leur domaine est binaire, est $\theta = \{\{t_1, t_2\}, \{t_1, \bar{t_2}\}, \{\bar{t_1}, t_2\}, \{\bar{t_1}\bar{t_2}\}\}$. L'instance θ_1^1 du terme T_1 dans la première configuration de θ, $\theta^1 = \{t_1, t_2\}$, est $\theta_1^1 = t_1$.

71 **Distribution de probabilités** :

La quantification des distributions de probabilités dans le réseau, consiste à donner une sémantique (basée sur les probabilités) des arcs reliant les différents types de nœuds du réseau, et à estimer l'utilité des décisions de présentation des documents pertinents compte tenu de tous les centres d'intérêt de l'utilisateur.

– *Nœud requête*. La probabilité $P(Q/pa(Q))$ traduit le degré de correspondance entre la configuration de termes donnée par $pa(Q)$ avec la configuration initiale de la requête. Le calcul de $P(Q/pa(Q))$ est effectué sur la base d'une agrégation Ou-Flou proposée dans [**?**], de la manière suivante :

$$P(Q/pa(Q)) = 1 - \prod_{t_i \in R(pa(Q))} (1 - nidf(t_i)) \qquad [1]$$

Où $R(pa(Q))$ est l'ensemble des configurations instanciées positivement parmi les configurations possibles $pa(Q)$ des termes parents du noeud Q. $nidf(t_i)$ est la frequence inverse normalisé du terme t_i dans la collections.

– *Nœud terme*. La probabilité $P(t_i/d_j, c_k)$ traduit la représentativité du terme T_i dans la représentation du document D_j et le centre C_k. En supposant que les documents et les centres sont indépendants, l'estimation de la probabilité correspond donc à :

$$P(t_i/d_j, c_k) = P(t_i/d_j) * P(t_i/c_k) \qquad [2]$$

où

$$P(t_i/d_j) = \delta + (1-\delta) * Wtd(i,j),\ \delta \in]0,1[\qquad [3]$$

$$P(t_i/c_k) = \gamma + (1-\gamma) * Wtc(i,k),\ \gamma \in]0,1[\qquad [4]$$

Avec $Wtd(i,j)$ et $Wtc(i,k)$ représentant respectivement les dégrés d'importance du terme T_i dans le document D_j et le centre C_k. La formule de pondération $Wtc(i,k)$, détaillée et expérimentée, sera présentée en sections 4. $Wtd(i,j)$ est donné par la formule BM25 [**?**] :

$$Wtd(i,j) = 0,5 * \frac{tf_{ij} \log(\frac{N-n_i+0,5}{n_i+0,5})}{2*(0,25+\frac{0,75*dl_j}{avg-dl}) + tf_{ij}} \qquad [5]$$

où : n_i : le nombre de documents contenant t_i, N : le nombre de documents pertinents dans la collection, dl : la longueur du document d_j, $avg - dl$: la longueur moyenne des documents de la collection, tf_{ij} : la fréquence d'apparition du terme t_i dans le document d_j

71 **Valeur d'utilité :**

Le degré d'utilité de la décision de présenter ou non un document dépend à la fois du contenu du document et des centres d'intérêt relativement à la requête en cours d'évaluation [**?**]. En effet, l'utilité globale $EU(R_j/Q)$ de la décision de restituer un document observé D_j en réponse à la requête Q de l'utilisateur, intègre les utilités calculées pour le noeud document D_j et chacun des noeuds centres d'intérêts $C_k \in C$. Cette integration est effectuée en se basant sur un opérateur d'agrégation basique en l'occurrence la somme.

$$EU(R_j/Q) = \sum_{c_\in C_(1..u)} u(R_j/c_k) * P(Q/d_j, c_k) * P(c_k) \qquad [6]$$

$P(Q/d_j, c_k)$ est la probabilité que la requête Q soit satisfaite compte tenu du document d_j et du centre d'intérêt c_k.

La valeur de l'utilité élémentaire exprime le degré de concordance entre le centre d'intérêt instancié et le document observé. On propose la formulation suivante :

$$u(R_j/C_k) = \frac{1 + \sum_{T_i \in D_j} nidf_i}{1 + \sum_{T_i \in D_j - C_k} nidf_i} \in [1, 1 + \sum_{T_i \in D_j} nidf_i] \qquad [7]$$

Cette valeur sera égale à 1 lorsqu'il n'y aura aucune correspondance entre le centre d'intérêt C_k et le document D_j observés. Plus il y aura de termes communs entre le document et le centre d'intérêt, plus cette valeur d'utilité sera importante.

3.2.3. *Evaluation de la requête*

Dans le cadre de notre approche, l'évaluation de requête RSV_u revient à propager des nouvelles croyances (document et centre d'intérêt observés) selon la structure du diagramme d'influence. Plus précisément, le processus d'évaluation est enclenché comme dans un problème décisionnel en maximisant la mesure d'utilité :

$$RSV_u(Q/D_j) = EU(R_j/Q) = \sum_{C_k \in C_{(1..u)}} u(R_j/C_k) * P(Q/D_j, C_k) * P(C_k) \qquad [8]$$

La propagation dans ce modèle consiste à calculer, pour chaque noeud, la probabilité *a posteriori* étant donné les probabilités conditionnelles et marginales *a priori*. La propagation tente de calculer la probabilité que la requête soit satisfaite étant donné un document instancié positivement (d_j) en observant un par un les centres d'intérêt (c_k) de l'utilisateur. Pour chaque document, ce processus est réitéré pour tous les centres d'intérêt ; puis l'algorithme reprend pour considérer tous les documents candidats à l'évaluation.

La quantification revient à estimer chaque membre de la formule(8). Partant du principe de marginalisation et en tenant compte de l'hypothèse d'indépendance entre les nœuds documents et les nœuds centres d'intérêt, on obtient par application de la loi jointe, le développement de la probabilité suivante :

$$P(Q/d_j, c_k) = \sum_{\theta^s \in \theta} [P(Q/\theta^s) * \prod_{T_i \in Q \cap (D_j \cup C_k)} P(\theta_i^s/d_j) * P(\theta_i^s/c_k)] \qquad [9]$$

Où θ représente l'ensemble des configurations possibles des termes d'indexation de $pa(Q)$, θ^s la configuration d'ordre *s* associée, et θ_i^s la configuration d'odre *s* associée au terme $t_i \in pa(Q)$

Des probabilités *a priori* sont affectées aux documents de la collection et aux centres d'intérêt de l'utilisateur. Etant donné que ces probabilités sont équiprobabales pour l'ensemble des variables du modèle, elles n'affectent aucunement le calcul final de la fonction de pertinence. En appliquant cette dernière simplification ainsi que celle de la formule (8), la formule du calcul de pertinence (9) devient :

$$RSV_u(Q/D_j) =$$

$$\sum_{C_k \in C_{(1..u)}} u(R_j/C_k) * \sum_{\theta^s \in \theta} [P(Q/\theta^s) * \prod_{T_i \in Q \cap (D_j \cup C_k)} P(\theta_i^s/d_j) * P(\theta_i^s/c_k)] \quad [10]$$

4. Evaluation expérimentale

Actuellement, il n'existe pas, à notre connaissance, de cadre d'évaluation standard pour une tâche d'accès personnalisé à l'information. Dans le but d'y remédier d'une part et d'exploiter au mieux les ressources de la campagne de référence TREC (Text Retrieval Conference, http ://trec.nist.gov) d'autre part, nous proposons un cadre d'évaluation par augmentation des collections TREC de centres d'intérêt simulés. Plus précisément, nous simulerons les profils des utilisateurs en créant des centres d'intérêt à partir de requêtes issues des disques 1, 2 de la tâche ad hoc de la campagne d'évaluation TREC. Le choix de cette collection a été motivé par le fait que ces requêtes sont décrites par un champ particulier qui spécifie leurs domaines respectifs et qui nous permet de simuler les centres d'intérêt de l'utilisateur. L'ensemble des domaines de la collection est illustré dans la Figure **??**.

Figure 2 – Liste des domaines associés aux requêtes de la collection

Nous présentons dans ce qui suit la méthode utilisée pour la simulation des centres d'intérêt des utilisateurs puis nous présenterons le protocole d'évaluation adapté suivi des résultats expérimentaux obtenus.

4.1. *Simulation des centres d'intérêt*

Notre hypothèse de travail supppose qu'un domaine de requête correspond à un centre d'intérêt plausible pour l'utilisateur. A chaque domaine est associé un nombre déterminé de requêtes nous permettant d'inférer les centres d'intérêt. Pour cela, nous procédons comme suit :

– Pour chaque domaine traité par les documents de la collection, nous sélectionnons, parmi les requêtes qui lui sont associées, un sous-ensemble qui constitue l'ensemble d'apprentissage des centres d'intérêt ;

– A partir de cet ensemble d'apprentissage, un processus automatique se charge de récupérer, la liste des vecteurs [3] documents pertinents et non pertinents associés à chaque requête.

3. Le vecteur document est composé de poids associés à chacun des termes d'indexation

Partant de ces vecteurs documents, un centre d'intérêt est construit comme un vecteur de termes pondérés selon l'algorithme d'apprentissage de Rocchio [**?**] :

$$C_k = \frac{\alpha}{|R|} \sum_{i=1}^{R} DR_i - \frac{\beta}{|NR|} \sum_{j=1}^{NR} DNR_j, \alpha = 0.75, \beta = 0.25 \qquad [11]$$

où : DR : les documents pertinents associés à la requête, DNR : les documents non pertinents associés à la requête, R : le nombre total de documents pertinents de la requête, NR : le nombre total de documents non pertinents de la requête.

4.2. *Protocole d'évaluation*

Pour évaluer le modèle que nous proposons nous avons besoin d'un modèle de référence permettant de quantifier l'apport du profil utilisateur dans le processus d'accès à l'information. Nous pouvons comparer notre modèle à n'importe quel modèle classique de recherche d'information ne tenant pas compte des centres d'intérêt de l'utilisateur. Cependant, notre modèle étant une extension des réseaux bayésiens, il est plus significatif de considérer comme référence les résultats obtenus avec un tel modèle. De ce fait, lors de nos expérimentations, nous avons implémenté un modèle de recherche bayésien classique qui évalue la fonction de pertinence $RSV(Q, D)$, en mesurant le degré d'appariement requête-document selon la formule suivante :

$$P(Q/D_j) = \sum_{\theta^s \in \theta} [P(Q/\theta^s) * \prod_{T_i \in (Q \cap D_j)} P(\theta_i^s/D_j)] \qquad [12]$$

Dans le but de mesurer l'impact de l'intégration du profil utilisateur dans le processus d'accès à l'information nous optons pour un cadre d'évaluation TREC avec un scénario qui se base sur la méthode de la *validation croisée* et ce, pour ne pas biaiser les resultats avec un seul jeu de test. La validation croisée [**?**] ou la *k*-fold *cross validation* est une méthode d'évaluation qui consiste à diviser la collection de test en k sous ensembles de tailles égales (approximativement), d'utiliser $k-1$ sous ensembles pour l'apprentissage des centres d'intérêt dans notre cas, et le k^{ieme} sous ensemble pour le test. On réitère ensuite le processus k fois pour chacun des centres d'intérêt évalué.

Par ailleurs, la méthode d'évaluation est faite selon le protocole TREC. Plus précisément, pour chaque requête de la collection, les 1000 premiers documents sont restitués par le système et des précisions sont calculées à différents points (5, 10, 15, 30, 100 et 1000 premiers documents restitués), puis une moyenne de toutes ces précisions est calculée. Nous comparons ensuite les résultats obtenus en utilisant notre modèle à ceux obtenus en utilisant le modèle de référence.

4.3. *Expérimentations et résultats*

Notre scénario d'évaluation consiste à évaluer le système avec quatre utilisateurs. Chaque profil utilisateur ne contient qu'un seul centre d'intérêt représentant un domaine spécifique choisi parmis ceux associés aux requêtes, en l'occurrence celles présentées dans le tableau **??**.

Domaines	Requêtes associées
Environment	59 77 78 83
Law & Government	70 76 85 87
Military	62 71 91 92
Political	74 80

Tableau 1 – Domaines choisis pour la construction des profils utilisateurs

Nous avons effectué plusieurs expérimentations afin de :

1) paramétrer les distributions de probabilités associées aux différents noeuds du modèle ;

2) évaluer l'impact de l'intégration du profil dans le calcul de la fonction de pertinence.

Les expérimentations préliminaires réalisées par variation des différents paramètres nous ont amenés à fixer les probabilités suivantes :

$$P(t_i/d_j) = 0,5 + 0,5 * Wtd(i,j) \quad [13]$$

$$P(t_i/c_k) = 0,1 + 0,9 * Wtc(i,k) \quad [14]$$

La seconde série d'expérimentations a permis d'évaluer l'apport de notre modèle dans les perfomances de recherche. Les résultats obtenus pour chacune des requêtes test sont présentés dans le tableau **??** .

Les résultats préliminaires obtenus montrent globalement que notre modèle est à l'origine d'un accroissement significatif des précisions $P5$, $P10$ et MAP par rapport au modèle bayésien simple. Plus particulièrement, le MAP moyenne qui est un indicateur de référence est augmentée de $0,0345$ à $0,0757$ soit un taux d'accroissement de 119%.

Les taux d'accroissement sont cependant variables, dépendant généralement de la difficulté de la requête. On note, en outre, que les requêtes du domaine *Political* (requêtes 74 et 80) ne sont pas améliorées ; ceci peut être dû à l'insuffisance des données d'apprentissage pour la simulation des centres d'intérêt. A juste titre, l'un de nos objectifs ultérieurs est d'étendre le processus d'apprentissage à plusieurs centres d'intérêt pour un même utilisateur et par conséquent à un nombre plus élevé de requêtes, puis d'en évaluer l'impact sur la taille des données d'apprentissage d'une part, et des performances de recherche d'autre part.

	Modèle bayésien simple			Notre modèle		
Requête	P5	P10	Map	P5	P10	Map
59	0,0000	0,0000	0,0065	**0,6000**	**0,5000**	**0,0395**
62	0,2000	0,2000	0,1309	**0,4000**	**0,3000**	**0,1552**
70	0,0000	0,0000	0,0361	0,0000	0,0000	**0,1073**
71	0,2000	0,2000	0,0417	**0,4000**	0,2000	**0,0431**
74	**0,2000**	**0,1000**	**0,0022**	0,0000	0,0000	0,0012
76	0,0000	0,0000	0,0241	**0,4000**	**0,2000**	**0,0909**
77	0,0000	0,0000	0,0659	**0,6000**	**0,6000**	**0,2802**
78	0,2000	0,1000	0,0487	**0,4000**	**0,2000**	**0,1308**
80	0,0000	**0,2000**	**0,0260**	0,0000	0,0000	0,0207
83	0,4000	0,2000	0,0132	0,4000	**0,4000**	**0,0226**
85	0,0000	0,0000	0,0831	**0,6000**	**0,5000**	**0,1332**
87	0,0000	0,0000	0,0013	0,0000	0,0000	**0,0042**
91	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	**0,0001**
92	0,0000	0,0000	0,0032	**0,2000**	**0,2000**	**0,0311**

Tableau 2 – Résultats expérimentaux

5. Conclusion

Notre contribution, à travers ce papier, porte sur deux volets. Le premier porte sur la proposition des bases d'un modèle d'accès personnalisé à l'information. Le modèle proposé est basé sur une extension des réseaux bayésiens en l'occurrence les diagrammes d'influence. La composante qualitative du diagramme traduit la structure des centres d'intérêt de l'utilisateur, des documents et index de la collection. La composante quantitative, traduit la mutuelle influence existante entre un besoin en information exprimé par une requête et un contexte associé, dans une situation liée à la prise de décision quant à la pertinence d'un document. La valeur de pertinence d'un document est exprimée à l'aide de l'utilité de la décision liée à sa présentation.

Le second volet de notre contribution consiste en la définition d'un cadre d'évaluation approprié pour l'accès personnalisé à l'information. Nous avons alors appliqué ce cadre pour évaluer précisément notre modèle et avons présenté les résultats expérimentaux obtenus. Le cadre proposé a l'intérêt de réutiliser les ressources de la campagne d'évaluation standard TREC. Les résultats obtenus sont encourageants et ouvrent des perspectives intéressantes. A court terme, notre objectif est d'explorer l'intégration de différents centres d'intérêt pour un même utlisateur et d'en évaluer l'impact sur les performances de recherche.