

Un système d'aide à la navigation dans des hypermédias

Julien Blanchard, Bertrand Petitjean, Thierry Artières, Patrick Gallinari
LIP6, Université Paris 6
{Prénom.Nom}@lip6.fr

Résumé. Avec le développement d'Internet et d'applications hypermédias, la construction et l'exploitation de profils ou modèles des utilisateurs deviennent capitaux dans de nombreux domaines. Pouvoir cibler un utilisateur d'un hypermédia ou d'un site web afin de lui proposer ce qu'il attend devient essentiel, par exemple lorsque l'on veut lui présenter les produits qu'il est le plus susceptible d'acheter, ou bien plus généralement à chaque fois que l'on veut éviter de noyer l'utilisateur dans un flot d'informations. Nous présentons un système d'aide à la navigation, intégrant un système de modélisation du comportement de navigation et un stratège qui met en œuvre, en fonction du comportement détecté, une aide visant à recommander des liens particuliers.

1 Introduction

Avec l'avènement de l'ère Internet, la construction et l'exploitation de profils ou modèles des utilisateurs deviennent capitaux dans de nombreux domaines. Pouvoir cibler l'utilisateur afin de lui proposer ce qu'il attend est de plus en plus souvent une tâche nécessaire. Les enjeux économiques sont très importants, lorsque l'on veut par exemple présenter au consommateur les produits qu'il est le plus susceptible d'acheter, ou bien plus généralement à chaque fois que l'on veut éviter de noyer l'utilisateur dans un flot d'information. Ainsi l'hyperespace qu'est le web peut être rendu plus simple, si l'on parvient à le présenter sous une forme personnalisée aux usagers. Cette problématique regroupe de nombreux aspects de l'informatique : agents intelligents, recherche d'information, text mining, interfaces...

L'aide à la navigation dans des hypermédias ou sur Internet s'appuie sur une modélisation de l'utilisateur, de ses buts et de ses intérêts à court ou long terme pour lui proposer, à un instant donné, une interface adaptée à ses besoins (Rich 1979, Brusilovsky 1996). En règle générale, une stratégie d'aide englobe deux modules principaux, le premier constitue la modélisation de l'utilisateur proprement dit, le second est un stratège qui, en fonction du modèle de l'utilisateur, propose une aide à l'utilisateur pour sa navigation dans l'hypermédia.

Les modèles utilisateur utilisés dans les systèmes d'aide à la navigation reposent le plus souvent sur la détection de comportements typiques de navigation. Les utilisateurs d'un site web ou de tout autre hypermédia adoptent divers comportements en fonction de leurs buts et objectifs. Une hypothèse communément admise est que l'on peut représenter un site comme un graphe de pages dans lequel les comportements des utilisateurs se traduisent par différents types de parcours représentatifs de leurs comportements. Diverses caractérisations des types de navigation ont été proposées dans (Canter et al. 1985, Mullier 2000). Nous nous appuyons ici sur la typologie proposée par Canter. Elle distingue des grandes catégories de navigations, comme la flânerie (ou papillonnage), le survol qui consiste à passer en revue assez rapidement une partie de l'hypermédia, la recherche d'une information précise ou encore l'approfondissement de ses connaissances sur un domaine particulier.

Obtenir ce type d'information n'est pas aisé car la navigation d'un utilisateur est par nature changeante. Par exemple, un utilisateur papillonnant sur un site peut tout à coup vouloir chercher une information bien précise. De ce fait, il est généralement admis que la modélisation de la navigation d'un utilisateur doit s'appuyer sur des techniques non intrusives ne nécessitant pas une intervention explicite de l'utilisateur. La problématique consiste donc à inférer des informations de haut niveau sur l'utilisateur (e.g. son but) à partir de traces de navigations de relativement bas niveau (liens suivis, clics etc).

La seconde problématique d'un système d'aide à la navigation consiste à exploiter le modèle de l'utilisateur à un instant donné (e.g. son comportement) pour lui proposer une aide à la navigation qui soit pertinente pour son ou ses buts. Différentes stratégies d'aide peuvent être employées qui vont de la recommandation de liens à la transformation du contenu (Brusilowsky 1996), e.g. résumé automatique et contextuel. Il est important de souligner les distinctions entre les différents types de navigation car l'aide à proposer peut varier énormément suivant le cas dans lequel on se trouve. L'aide offerte à un utilisateur que l'on pense en train de flâner ne peut pas être de même nature que celle proposée à un utilisateur cherchant une information précise. La plupart des systèmes existants d'aide à la navigation concernent plutôt la navigation sur le web dans son ensemble et s'intéressent essentiellement à une navigation de type recherche d'information (cf. les systèmes WebIC (Zhu et al. 2003) et WebView (Cockburn et al. 1999)). Nous nous intéressons ici à une modélisation plus fine de la navigation, distinguant différents comportements, et dans le cadre plus restreint d'un hypermédia unique.

En effet, dans notre travail étant appliqué à un site à contenu culturel, nous avons considéré qu'il était pertinent de détecter différents types de navigation non nécessairement liés à la recherche d'information et de proposer des aides adaptées à ces divers comportements. Notre travail concerne l'élaboration d'un système de modélisation de comportements de navigations et d'une stratégie d'aide exploitant cette modélisation comportementale. Dans un premier temps nous présentons un certain nombre de travaux existant et de systèmes académiques et commerciaux d'aide à la navigation en en précisant le cadre opérationnel et la portée. Ensuite, nous décrivons le système de modélisation du comportement de navigation. Enfin nous présentons un module d'aide à la navigation basé sur le moteur de reconnaissance de comportement. La dernière partie de cette contribution aborde les mesures d'évaluation pour l'aide à la navigation et présente des résultats expérimentaux sur un site web culturel.

2 Contexte

Nous présentons ici quelques systèmes d'aides existants proposés dans la littérature. WebIC est un système de recommandation de liens focalisé sur la recherche d'information. Son objectif est de proposer à l'utilisateur les liens qui semblent le mieux convenir à ses attentes en fonction des recherches qu'il a effectuées dans des moteurs de recherche et des liens qu'il suit. Le système - basé chez le client et intégré au navigateur - repère les mots importants au fur et à mesure de la navigation et propose des pages qui ont un contenu susceptible de contenir une information correspondant aux mots glanés lors du parcours. Il est important dans cette application (comme dans beaucoup) de repérer les changements de recherche. Une autre caractéristique de WebIC est que l'utilisateur indique au fur et à mesure si il est satisfait de ce que renvoie le système par l'intermédiaire de fenêtres demandant si les pages proposées sont satisfaisantes. Certains travaux sont encore plus spécialisés sur le

comportement de recherche, et portent sur la recherche de “navigation”. Il s’agit d’aider un utilisateur utilisant un moteur de recherche. L’idée de départ est que les moteurs de recherche sont aujourd’hui performants et remplissent correctement la tâche de recherche d’information. Cependant les utilisateurs ont des difficultés à retrouver une page qui leur a plu. Une étude, présentant le système SmartBack (Milic-Frayling 2004), montre par exemple que les favoris sont relativement peu utilisés (1% des comportements de navigation) et que la plupart du temps, on recommence une requête pour retrouver la page que l’on recherche. D’autre part 40% de la navigation est composée de retour en arrière (la majorité étant du suivi de lien) d’après les travaux sur les comportements de navigations de (Catledge et al. 1995). Ces retours arrière ne sont pas très pratiques, plusieurs méthodes ont été proposées pour améliorer cette fonctionnalité. WebView ou MosaicG (Ayers et al. 1995) permettent à l’utilisateur de visionner le parcours qu’il a effectué sous forme d’arbre pour retrouver facilement dans quelle branche il veut retourner. SmartBack poursuit le même but mais en cherchant à repérer des pages clés pour la navigation, d’où l’utilisateur pourra repartir aisément. Les auteurs distinguent alors les noeuds (hubs) d’où partent plusieurs branches de navigation (spokes). Le but n’étant pas de naviguer dans un arbre représenté graphiquement mais que la navigation arrière ne passe que par les pages importantes (hubs).

D’autres systèmes de recommandations, de nature un peu différente, sont basés côté serveur et s’appuient sur des mesures de similarité entre l’utilisateur et d’autres utilisateurs. Par exemple, si les clients ayant acheté le produit A ont aussi acheté les produits B et C, on propose à l’utilisateur qui achète le produit A d’acheter également les produits B et C (Graef 2000). On peut rajouter à ces systèmes une information sur la similarité du contenu textuel des pages (Bueno et al. 2001). L’approche de (Zukermann 2001) va également dans ce sens, le but étant d’optimiser le cache des navigateurs en préchargeant les pages qui ont le plus de chances d’être accédées dans le futur. Cependant, ces dernières approches présentent le désavantage d’être calquées sur le site et donc de nécessiter une très grande quantité de données d’apprentissage. Enfin, certaines études plus proches de nos travaux du point de vue des modèles utilisés (Anderson et al. 2002) analysent le comportement des visiteurs d’un site web à l’aide de modèles de Markov Relationnels (RMM) le but étant un peu différent puisqu’il s’agit de personnaliser l’interface, i.e. prendre en compte le type de terminal de l’utilisateur (PDA, ordinateur de bureau etc) pour proposer une interface adaptée.

Pour conclure, les problèmes soulevés par la modélisation du comportement et par la proposition d’aides adaptées sont compliqués et les méthodes employées sont souvent basiques, utilisant une représentation sommaire des données et des utilisateurs. Les systèmes d’aide existant se focalisent souvent sur le comportement de recherche, qui est le plus défini et le plus simple à modéliser. Par ailleurs, l’évaluation de ces systèmes est un problème complexe qui devrait sans doute être abordé du point de vue des interfaces homme machine.

3 Les données d’entrée

Nous présentons ici le site sur lequel nous avons réalisé cette étude, ainsi que les données d’entrée du système d’aide à la navigation décrit dans les parties suivantes. Dans la suite, nous appelons session l’ensemble des traces utilisateur pendant une consultation du site.

3.1 Type d'hypermédia visé

Notre étude a été réalisée sur un site culturel ce qui le destine à une population hétérogène. Il a été développé par une société spécialisée et est donc le fruit d'un travail éditorial. De ce fait, le site est relativement bien structuré thématiquement en une organisation hiérarchique de type : Thème - Sommaire - Sous Sommaire - Fiche. Il est également très riche puisqu'il inclut de nombreux liens de diverses natures (approfondissement, ouverture etc). Une partie des liens correspondent à des relations dans l'arborescence, mais il existe également des liens thématiques (par exemple deux fiches traitant d'un même sujet mais dans deux parties distinctes) et des liens de navigation (par exemple des liens permettant de parcourir séquentiellement toutes les fiches d'un sous sommaire). Potentiellement, l'approche décrite ici peut s'appliquer à d'autres types d'hypermédias présentant les mêmes spécifications.

3.2 Collecte d'une base de donnée étiquetée

Une base de sessions de navigation sur ce site a été collectée. Le site est en effet doté d'un "espion" recueillant des traces utilisateur, c'est à dire des informations sur la navigation d'un utilisateur durant une session sous format XML. Cet espion récolte les URL des pages visualisées, le temps de consultation de chacune des pages, les actions effectuées sur les pages (par exemple l'utilisation des ascenseurs traduisant une volonté d'appréhender la totalité du contenu de la page), le changement de la taille de la fenêtre, la sélection de texte suivi d'une action du type copier ou imprimer. Les sessions utilisateurs ont été collectées pour un panel d'usagers suivant une procédure contrôlée permettant l'étiquetage des sessions en 4 comportements de haut niveau (rechercher, survoler, papillonner, approfondir). La procédure a consisté à présenter un questionnaire chaque utilisateur. Les questions portaient sur le contenu du site et les utilisateurs devaient naviguer sur le site pour pouvoir y répondre. Elles étaient formulées de façon à ce que l'utilisateur, pour trouver la réponse, adopte un des comportements de navigation de haut niveau. Les traces de chaque session étaient alors collectées et les sessions étiquetées par les comportements de haut niveau supposés induits par les questions. Il y a au total 58 sessions de 9 utilisateurs différents.

3.3 Traces utilisateur et extraction de caractéristiques

L'extraction de caractéristiques a pour but de transformer la séquence des traces d'une session utilisateur en une séquence de vecteurs de caractéristiques ou trames. Une trame est calculée pour chaque page visitée, et résume les actions de l'utilisateur entre deux actions de changement de page (changement d'url, mise en premier plan d'une fenêtre, etc.). Une trame est un vecteur réel de dimension n , où n est le nombre de caractéristiques composant la trame. La trame calculée pour une page contient les valeurs de n caractéristiques. Nous avons envisagé un certain nombre de caractéristiques et retenu, parce qu'elles donnaient les résultats les plus intéressants, quelques caractéristiques statiques et d'autres dynamiques. Les caractéristiques statiques sont le nombre de visites sur la page depuis le début de la session, une mesure de l'activité sur la page (utilisation de l'ascenseur, sélection de texte etc), le temps passé sur la page (pondéré par le temps moyen passé par page dans la session), un indicateur de situation dans la hiérarchie du site (est-on plutôt au niveau sommaire ou

fiche ?), une mesure de la diversité thématique des dernières pages visitées. Cette dernière caractéristique est calculée à partir d'une distance entre textes classiquement utilisée en recherche d'information. Les caractéristiques dynamiques sont des différentiels des caractéristiques précédentes calculés sur un passé relativement court (3 à 5 pages au maximum). Ainsi, on obtient des informations sur l'évolution du temps passé sur une page (si il diminue cela veut dire que l'on passe plus vite) ou sur l'évolution dans la hiérarchie des pages (stabilité, montée ou descente dans la hiérarchie)...

4 Détection et suivi du comportement de navigation

Le but du système de suivi du comportement de navigation est de prédire à un instant donné les futurs agissements de l'utilisateur, c'est à dire son ou ses objectifs.

4.1 Modèles de Markov cachés discrets

Les Modèles de Markov Cachés (MMC) sont des modèles probabilistes de séquence qui sont très utilisés aujourd'hui pour de nombreuses tâches de modélisation, classification ou segmentation de données séquentielles. Bien que les MMC continus soient plus répandus car plus puissants et précis, nous avons utilisés dans notre étude des modèles de Markov discrets. Ces modèles présentent l'avantage de pouvoir être appris à partir de moins de données d'apprentissage que leurs homologues continus, ce qui est capital dans notre cadre puisqu'il n'est pas aisé de constituer une base de données d'apprentissage conséquente de traces de navigation. Par ailleurs, les données étant fortement bruitées, il est déraisonnable de vouloir utiliser des modèles trop précis pour les modéliser. Les trames décrites précédemment sont des vecteurs de réels. Pour pouvoir utiliser des MMC discrets, nous avons discrétisé l'espace des trames à l'aide d'un algorithme de quantification vectorielle (les K-Moyennes) lancé sur toutes les trames de la base d'apprentissage. Le résultat est un dictionnaire de K trames typiques. Une fois ce dictionnaire obtenu, une session est discrétisée en déterminant pour chaque trame de la session la trame typique la plus proche. Nous fournissons dans la suite des résultats obtenus avec différentes tailles de dictionnaire (K).

4.2 Catégorisation de sessions

Dans un premier temps, nous avons cherché à apprendre des modèles de comportements pour réaliser de la catégorisation de sessions complètes. L'hypothèse implicite est que le comportement de navigation d'un utilisateur ne change pas durant une session. Cette hypothèse est bien sûr fautive en général mais nous avons testé cette approche sur notre base de données décrite précédemment, pour laquelle cette hypothèse est à peu près valide. On utilise la base de données de sessions étiquetées chacune par un comportement de Canter parmi flâner, rechercher, survoler ou approfondir. Chacun des quatre modèles de comportement est entraîné indépendamment à l'aide d'un critère de maximum de vraisemblance à maximiser la probabilité des sessions de la base de données qui correspondent à ce comportement. Les MMC utilisés sont des modèles gauche-droite (voir Figure 1, à gauche), cette topologie force l'apprentissage à capturer une dynamique dans les trames d'une session pour un comportement donné. Après avoir parcouru de manière

systématique l'espace des modèles (topologie, nombre d'états), seules les solutions les plus performantes ont été conservées.



FIG. 1 – Exemple de modèle de Markov Caché gauche droite à trois états pour la modélisation d'un comportement (à gauche) et modèle de Markov caché à branches pour l'apprentissage de micro-comportements (à droite).

La figure 2 compare les résultats obtenus en catégorisation de sessions avec des MMC utilisant les trames de caractéristiques complètes (caractéristiques statiques et dynamiques) ou composées uniquement des caractéristiques statiques. Ces résultats sont similaires à ceux obtenus sur d'autres applications hypermédias (Bidel et al. 2003) et confirment que les comportements de Canter peuvent être appris à l'aide de modèles Markoviens.

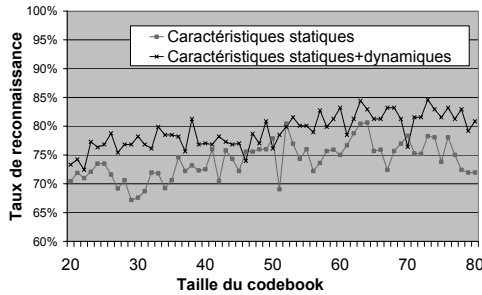


FIG. 2 - Taux de reconnaissance de comportements en fonction du type des caractéristiques utilisées et de la taille du dictionnaire.

On voit que le taux de reconnaissance (jusqu'à 85%) est toutefois limité pour un problème à 4 classes. Ceci peut s'expliquer tout d'abord par le bruit au niveau de l'étiquetage de nos données, il n'est pas garanti qu'un utilisateur adopte un même comportement pour répondre à une question. Par ailleurs, même si les informations statiques et dynamiques sont assez complémentaires, leur combinaison n'améliore pas systématiquement les performances du système. La cause vient pour nous du fait que ces caractéristiques sont assez différentes et n'évoluent pas tout à fait de façon synchrone. Elles sont donc délicates à modéliser conjointement dans des trames uniques.

4.3 Détection et suivi de micro-comportements

Une généralisation directe des travaux du §4.2 pour réaliser le suivi du comportement (i.e. de la segmentation) serait d'utiliser les modèles de comportements appris pour réaliser la segmentation de sessions en comportements (Bidel et al. 2003). Cependant, on obtient de

cette façon des résultats intéressants mais peu exploitables pour mettre en oeuvre une stratégie d'aide. D'une part, les réserves discutées précédemment sur la modélisation globale de l'ensemble des caractéristiques nous ont poussé à considérer séparément différents flux d'informations. D'autre part, le bruit dans l'étiquetage des sessions nous a conduit à modéliser des comportements plus basiques appris en mode non supervisé. Il s'agit d'une certaine façon d'introduire un niveau intermédiaire de représentation entre les logs de bas niveau et les comportements de haut niveau.

Nous avons cherché ici à apprendre de façon non supervisée des modèles de comportement élémentaires. Les comportements de Canter étant très, voire trop, génériques, il nous a paru judicieux de chercher à apprendre ce que nous appelons dans la suite des micros comportements. L'idée est d'apprendre des patterns typiques de navigation, des micro-comportements, qui peuvent être vus comme un alphabet de patterns de navigation locale à partir duquel on peut exprimer un comportement de navigation. Nous avons appris ces micro-comportements en utilisant des trames réduites n'incluant pas toutes les caractéristiques, nous n'utilisons que des caractéristiques dynamiques sur la navigation dans la hiérarchie et l'activité sur les pages (temps passé etc). Nous nous focalisons ici sur l'apprentissage des micro-comportements à partir de cet ensemble réduit de caractéristiques et nous discuterons de la prise en compte des autres informations au §4.4.

L'apprentissage est réalisé de façon non supervisé à l'aide d'un unique MMC dit « à branches » (voir Figure 1, à droite), chacune des branches est un MMC gauche droite composé de peu d'états. L'apprentissage de ce modèle à partir de toutes les sessions d'apprentissage permet de focaliser les différentes branches sur des patterns typiques relativement courts de navigation. Nous avons réalisé différents essais en faisant varier le nombre et le nombre d'états de chacune des branches. On peut chercher à analyser, après apprentissage, les micro-comportements appris par les différentes branches. L'interprétation a été réalisée manuellement, en analysant les lois d'émission dans les différents états des branches et en identifiant les trames les plus probables suivant ces lois de probabilité. Dans un essai avec un MMC à 5 branches, on remarque par exemple qu'une branche correspond à une navigation stable (dans la hiérarchie) sur quelques pages, puis à une descente hiérarchique accompagnée d'un ralentissement dans la visite des pages. On peut tenter d'interpréter ce type de micro-comportement et imaginer que ce type de patterns correspond à un utilisateur qui examine rapidement des sommaires puis, lorsqu'il a trouvé un sommaire qui l'intéresse, descend jusqu'au contenu à proprement parler du site (les fiches) pour les lire attentivement.

Après apprentissage, ce modèle peut être utilisé pour segmenter une session en une séquence de micro comportements, cela est réalisé à l'aide d'une passe de programmation dynamique. Bien entendu, une branche apprise n'a pas de raison de correspondre à un comportement de Canter. Par contre, la succession des micro-comportements est assez révélatrice d'un comportement de haut niveau. Ainsi, si on examine les séquences de micro comportements correspondant à des sessions étiquetées avec le même comportement de Canter, on peut déceler des régularités intéressantes (voir Tableau 1). Ainsi, les sessions Rechercher sont presque uniquement constituées par les branches 1, 2 et 5, la branche 5 étant très minoritaire dans des sessions survoler et approfondir...

La figure 3 donne un autre point de vue sur la nature des micro-comportements appris, en montrant la fréquence d'apparition d'un micro-comportement dans une session, en fonction du comportement de haut niveau de la session. S'il n'y a pas de correspondances évidentes, on remarque là encore des régularités. Par exemple, la branche 5 est souvent associée au

comportement rechercher, alors que la branche 1 correspond plutôt au comportement survoler.

Approfondir				Rechercher						
Session n° 1	1	2	4	Session n° 1	1	5	2			
Session n° 2	1	3	3	Session n° 2	1	5				
Session n° 3	1	2	4	Session n° 3	1	2	1			
Session n° 4	1	3	3	Session n° 4	1	5				
Session n° 5	1	2	2	Session n° 5	1	5	2	5	2	3

TAB. 1 - Séquence de micro-comportements pour quelques sessions étiquetées Rechercher et Approfondir.

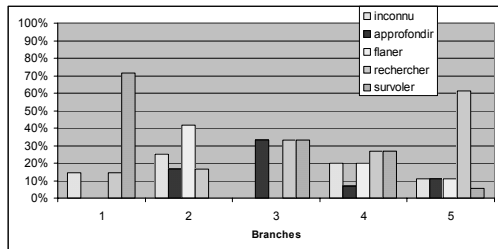


FIG. 3 - Proportion des comportements retrouvés dans chaque branche.

4.4 Représentation d'une session par plusieurs flux d'informations

La modélisation précédente a permis de caractériser une session par une séquence de micro-comportements révélatrice de la dynamique du type de chemin suivi dans la hiérarchie des pages et de la dynamique de l'activité et du temps passé sur les pages. Afin d'obtenir une représentation plus fine d'une session, nous avons rajouté trois types d'informations, le type de page sur lequel on se trouve, une mesure du temps passé sur cette page, et une mesure de la focalisation thématique des 3 dernières pages accédées par l'utilisateur. Ainsi, la représentation d'une session est une combinaison de quatre flux séquentiels d'informations.

5 Stratégie d'aide

La stratégie d'aide consiste à exploiter les informations sur le comportement de navigation de l'utilisateur pour lui fournir une aide personnalisée. Elle repose sur un ensemble de règles mettant en relation une situation et une action.

5.1 Situations

Les situations fournies par le modèle utilisateur sont représentées par 4 informations complémentaires : le micro-comportement courant détecté par les modèles présentés au §4.3, une information sur le niveau absolu de navigation (fiche, sommaire etc), une information

sur la focalisation thématique des pages visitées dans un passé récent, et une mesure d'activité. Pour chacune de ces informations, on définit un ensemble de situations possibles.

En ce qui concerne la séquence de micro-comportements (nous appelons ce flux la navigation relative) nous avons identifié trois situations caractéristiques. Le comportement de découverte (noté D) dans lequel l'utilisateur accède à des pages nouvelles (non visitées préalablement) et où la descente hiérarchique est privilégiée. Le comportement de piétinement (noté P) où l'utilisateur fait du « sur place », le nombre de pages nouvelles est faible, tout comme la diversité. Enfin lorsque l'utilisateur navigue dans un espace restreint on parle de comportement de déplacement fermé (noté F). Dans ce cas, une proportion non négligeable de pages a déjà été vue auparavant, la diversité est faible mais les mouvements dans la hiérarchie variés.

La séquence des types de pages nous renseigne sur ce que nous appelons la navigation absolue. Nous distinguons 4 types de situations : la consultation de parcours, c'est à dire le suivi de parcours prédéfinis (noté P), la consultation « à la carte » qui correspond à l'alternance entre un même sommaire et des fiches qui lui sont associées (noté C), la consultation approfondie, c'est à dire la visite d'une fiche et de ses sous-fiches (noté A), et le déplacement qui correspond à une navigation au niveau des sommaires (noté D).

La focalisation thématique est une mesure indiquant si les 3 dernières pages accédées par l'utilisateur sont thématiquement semblables ou pas. Un seuil sépare l'ensemble des valeurs en deux situations : pas de focalisation thématique (Th-), et focalisation thématique (Th+).

Enfin on utilise une mesure de l'activité de l'utilisateur sur la page calculée à partir du temps passé sur la page, de l'utilisation ou pas des ascenseurs, du nombre de clics, de sélections de texte, etc. Un seuil sépare l'ensemble des valeurs en deux situations : activité forte (A+) ou faible (A-).

La situation de l'utilisateur à un moment donné est ainsi définie par un quadruplet de situations vis-à-vis des 4 informations décrites ci-dessus. Il existe 20 combinaisons possibles.

5.2 Actions d'aide

Règle	Situations				Choix des liens	
	Navigation relative	Navigation absolue	Focalisation thématique	Activité	Type de page	Pondération
1	D	A	*	A-	S	Oui
2	D	P	*	A+	S	Oui
3	F	C	Th-	A+	F	Non
4	F	C	Th-	A-	S	Non
5	F	D	Th+	*	F	Non
6	P	A	*	A-	F	Oui
7	P	P	*	A-	F	Oui

TAB 2. - Principales règles utilisées. (* \Leftrightarrow toutes les valeurs)

Le stratège est un ensemble de règles du type « si situation alors action ». Nous avons fixé ces règles « à la main ». Nous n'avons pas encore exploré le moyen de les apprendre. Le tableau 2 montre les principales règles utilisées. Elles se différencient par le type de la page à préconiser ainsi que par la façon dont est calculé le *score* d'une page à recommander. Le

type de page proposé est : *Sommaire/Sous-sommaire (S)* ou *Fiche (F)*. La pondération est utilisée pour donner ou pas de l'importance aux pages sur lesquelles il y a eu plus d'activité.

La recommandation de liens est déterminée en calculant un score pour chaque page P du site à partir de sa situation (comportement relatif notamment). Ce score intègre une similarité entre le type de P (fiche, sommaire etc) et le type de page préconisé, ainsi qu'une similarité textuelle entre P et les pages visitées par l'utilisateur dans un passé récent (depuis qu'il est entré dans le comportement de navigation relative). Cette similarité est une moyenne des similarités textuelles de la page P et de ces pages visitées dans un passé récent, pondérée ou pas par l'activité et le temps de visite sur ces pages.

6 Evaluation du système

On peut évaluer la qualité d'un système d'aide à la navigation de deux façons différentes. La première méthode est subjective et qualitative et consiste à recueillir les impressions des utilisateurs, par des questionnaires souvent spécifiques au système évalué. Cette évaluation est directement liée au but du système, qui est d'aider l'utilisateur. Cette étude peut être comparative et confronter l'évaluation de l'hypermedia par des utilisateurs disposant de l'aide et celle d'utilisateurs n'en disposant pas. Cette méthode est assez lourde à mettre en place et il est souvent difficile d'en interpréter les résultats. Une seconde méthode consiste à évaluer le système de manière objective et quantitative. L'évaluation est donc moins directement liée au but poursuivi mais est beaucoup plus simple à mettre en œuvre (Anderson 2001). Par exemple lorsque le comportement est de type recherche, on peut mesurer ce que l'aide a permis de "gagner" en terme de temps pour atteindre la page qui contient l'information voulue. La principale limite de cette évaluation est qu'elle n'est pas générique à tous les comportements de navigation. Ainsi, lorsqu'un utilisateur flâne sur un site, l'aide est jugée de qualité si elle le retient plus longtemps sur chaque page ou encore si le chemin parcouru est conséquent.

Dans ce travail, nous n'avons pas eu les ressources nécessaires pour mettre en place une évaluation prenant en compte l'interaction avec l'utilisateur, nous nous sommes donc focalisés sur une évaluation objective du système d'aide en comparant sur les sessions collectées les pages recommandées par le système et les pages effectivement visitées par l'utilisateur. Nous considérons que l'aide est efficace si le lien suivi est un de celui qui est proposé dans les premières positions par le système d'aide.

L'aide ainsi évaluée est une aide « réduite ». En effet, l'aide est conçue pour être utilisée en ligne et rediriger l'utilisateur vers n'importe quelle autre page intéressante du site, non nécessairement accessible depuis la page courante par les liens structurels du site. Pour palier partiellement à cette limitation, nous examinons d'une part la préconisation pour les pages accessibles en un clic puis celle pour les pages accessibles en 2 clics. Pour mieux appréhender la qualité de l'aide que l'on fournit, nous comparons les résultats de notre système avec d'une part une stratégie qui vise à classer les liens des pages accessibles par similarité textuelle décroissante avec la page courante et d'autre part avec une stratégie totalement aléatoire (ordonnement aléatoire des liens). Cette dernière permet d'avoir une mesure de référence intégrant un nombre de liens variable sur chaque page. Pour chacune des mesures et pour chaque règle déclenchée, nous avons calculé le rang relatif de la « bonne » prédiction parmi les liens (idéalement à 100%) et le pourcentage de fois où la « bonne » prédiction arrive en première position.

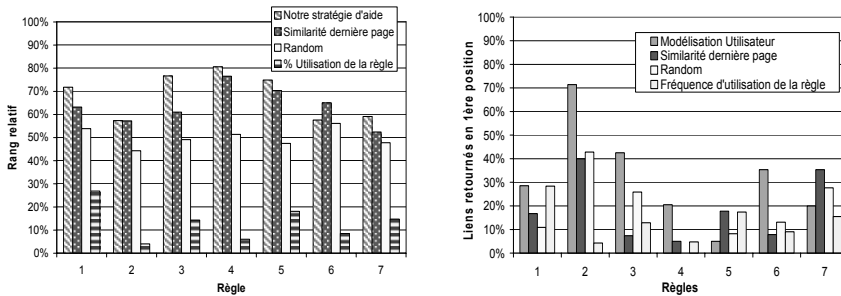


FIG. 4 - Rang relatif de la prédiction en fonction de la règle (à gauche), et pourcentage de bonne prédiction (page préconisée = page accédée) à droite.

La figure 4 présente le rang relatif de la bonne prédiction pour les différentes stratégies d'aide testées. Dans l'ensemble, la prédiction de notre système est plus pertinente que la prédiction par similarité textuelle avec la page courante, excepté pour la règle 6. Globalement, on s'aperçoit que notre système est intéressant lorsque la focalisation thématique est faible. Cela est naturel puisque lorsque la focalisation thématique est forte une stratégie d'aide très simple peut suffire. Néanmoins, la moyenne du rang relatif est aux alentours de 70%, ce qui n'est pas complètement satisfaisant. Il faut noter que, comme nous l'avons remarqué précédemment, l'aide que nous évaluons ici est une aide restreinte par rapport à ce que le système est capable de fournir effectivement. Ces résultats sont donc encourageants mais il faudrait, pour évaluer correctement l'impact du système d'aide, que l'utilisateur interagisse avec l'aide, nous sommes en train d'organiser une campagne d'évaluation allant dans ce sens.

7 Conclusion

Nous avons présenté un système d'aide à la navigation dans des hypermédias basé sur une détection non intrusive de comportements de navigations. A partir de micro-comportements de navigation détectés par des modèles de Markovs et de flux d'informations complémentaires, nous avons défini un ensemble de règles d'aide. Celles-ci proposent, en fonction de la situation de l'utilisateur, des liens vers des pages susceptibles de l'intéresser. Nous avons réalisé une première évaluation de notre système en utilisant des mesures objectives, sans interaction avec l'utilisateur, et avons obtenu des résultats encourageants. Nous travaillons aujourd'hui à organiser une campagne d'évaluation subjective, en faisant intervenir l'utilisateur dans l'évaluation.

Références

Anderson C. R., Domingos P., Weld D. S. (2001), Adaptive web navigation for wireless devices, Seventeenth International Joint Conference on Artificial Intelligence.

- Anderson C. R., Domingos P., Weld D. S. (2002), Relational markov models and their application to adaptive web navigation, Eighth ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining.
- Ayers, Eric Z. and Stasko, John T. (1995), Using Graphic History in Browsing the World Wide Web, Fourth International World Wide Web Conference (MosaicG)
- Bidel S., Lemoine L., Piat F., Artières T., Gallinari P. (2003), Apprentissage de comportements utilisateurs de produits Hypermédias, EGC.
- Brusilovsky P. (1996), Adaptive Hypermedia, an attempt to analyse and generalize, Multimedia, Hypermedia and Virtual Reality. LNCS, Vol. 1077.
- Bueno, D., Conejo, R. and David, A. (2001), METIOREW: An Objective Oriented Content Based and Collaborative Recommending System, In Proceedings of the Twelfth ACM Conference on Hypertext and Hypermedia, ACM Press, pp 310-314.
- Canter D, Rivers R, Storrs G. (1985), Characterising User Navigation through Complex Data Structures, In Behaviour and Information Technology, Vol. 4 Issue 2.
- Catledge L, Pitkov J. (1995), Characterizing Browsing Strategies in the World-Wide Web, In Computer Networks and ISDN Systems 27, pp1065-1073
- Cockburn, A., Greenberg, S., McKenzie, B., Smith, M. et Kaasten, S. (1999), WebView: A Graphical Aid for Revisiting Web Pages, OZCHI'99 Australian Conference on Human Computer Interaction.
- Graef G. (2000), Adaptation of Web-Applications Based on Automated User Behaviour Analysis, 2nd Annual Conference on World Wide Web Applications (WWW 2000).
- Milic-Frayling N., Jones R., Rodden K., Smyth G., Blackwell A., Sommerer R. (2004), SmartBack: Supporting Users in Back Navigation, 13th International World Wide Web Conference (WWW2004).
- Mullier D. (2000), Examining how Users Interact with Hypermedia using a Neural Network, ICAI-00.
- Rich E. (1979), User Modeling via Stereotypes, Cognitive Science, 3(4), pp. 329-354.
- Rose D.E., Levinson D. (2004), Understanding User Goals in Web Search, WWW2004, pp. 13-19.
- Webb I., Geoffrey M.J.P. and Billsus D. (2001), Machine learning and user modelling. User Modeling and User-Adapted Interaction.
- Zhu T., Greiner R., Haeubl G. (2003), Learning a model of a web user's interests, The 9th International Conference on User Modeling(UM'03) <http://www.web-ic.com/> .
- Zuckerman I. (2001), Predictive statistical models for user modeling. User Modeling and User-Adapted Interaction.

Summary

With the increasing development of Internet and hypermedia, the definition and exploitation of user models and profiles are becoming important in numerous fields. Being able to identify user's interests and needs is essential for proposing him what he is looking for, to propose products and services he could be interested in or more generally anytime one want a user not to be overwhelmed with too much information. We present a help system for web sites that includes a user navigation behaviour modelling system and a navigation assistant. This assistant recommends links based on the detected navigation behaviour.