

# Synthèse bibliographique

Jérémy Edert, Mathis Paul, Pierre Turpin  
INSA de Lyon

## CONTENTS

<b>I</b>	<b>Introduction</b>	1
<b>II</b>	<b>Recherche de contenu</b>	1
<b>III</b>	<b>Utilisation du contexte et des informations de l'utilisateur lors du ciblage</b>	1
III-A	Connaissance et acquisition du contexte	1
III-B	Les différents types de contexte . . . .	2
III-B1	Ordinateur et appareils mobiles	2
III-B2	Géolocalisation . . . . .	2
III-B3	Temps . . . . .	2
III-B4	Activité . . . . .	2
III-B5	Ressources . . . . .	2
III-B6	Utilisateur . . . . .	3
III-B7	Relations sociales . . . . .	3
III-C	Représentation et modélisation du contexte . . . . .	3
III-D	Algorithmes de recommandations contextuelles . . . . .	3
III-D1	Pré-filtre contextuel . . . .	3
III-D2	Post-filtre contextuel . . . .	3
III-D3	Utilisation directe du contexte	3
<b>IV</b>	<b>Application spécifique dans le domaine du e-learning</b>	3
IV-A	Les différents types de recommandation	3
IV-B	Evaluation des différentes solutions . .	3
<b>V</b>	<b>Conclusion</b>	3
	<b>References</b>	3

## I. INTRODUCTION

Le e-learning se développe de façon importante dans un grand nombre de domaines, notamment en entreprise pour la formation continue des personnels. Dans le cadre du projet de synthèse bibliographique, nous cherchons à étudier et comparer les différentes solutions existantes dans le domaine des systèmes de recommandation appliqués au e-learning.

L'ensemble des fiches de lecture ci-jointent en annexe nous a permis d'établir cette synthèse et résumant les papiers de recherche lues. Ces articles ont été repris de différentes conférences et journaux et se concentre sur les trois thèmes principaux que nous aborderont : la recherche de contenu, l'utilisation du contexte et des informations de l'utilisateur lors du ciblage, puis l'application dans le domaine du

TABLE I  
INFORMATION SUR LE CONTEXTE [?]

	Totalement observable	Partiellement observable	Non observable
Statique	Connaissance totale	Connaissance partielle et statique	Connaissance latente
Dynamique	Connaissance totale dynamique	Connaissance partielle et dynamique	Aucune connaissance

e-learning.

La plupart des articles lus et résumés sont tirés des références de [?]. En effet ce dernier regroupe déjà beaucoup de résultats et de méthodes de recherche contextuelle de documents pédagogique pour du e-learning.

## II. RECHERCHE DE CONTENU

Le problème de l'application souhaité repose sur la recherche de données et la proposition de solutions à l'utilisateur.

## III. UTILISATION DU CONTEXTE ET DES INFORMATIONS DE L'UTILISATEUR LORS DU CIBLAGE

Pour personnaliser et fiabiliser les résultats de recherche pour un utilisateur, le contexte et les données utilisateurs sont acquis et modifie le rang des éléments.

Le besoin de modéliser proprement et strictement ce genre d'information est donc devenu nécessaire. Beaucoup de chercheurs étudient et publient des papiers sur la notion de contexte et sur sa définition la plus exacte possible [?], [?], [?].

### A. Connaissance et acquisition du contexte

Chaque attributs formant le contexte doit avoir sa méthode d'acquisition, de mise à jour (s'il y en a une) et sa "valeur par défaut" lors de données manquantes. En effet, toutes ces caractéristiques peuvent être statique ou dynamique et observable ou peu voir non observable [?]. Le tableau I reprend les caractéristique possible pour un attribut de contexte.

Les attributs statiques sont des simplifications que le système peut se permettre car la donnée est considérée comme figé dans le temps le long de l'utilisation de

l'application par un utilisateur. Par exemple une date de naissance, une identité sont des données fixe pour un utilisateur. Lorsque ces attributs sont pleinement observables, le système peut considérer les connaître entièrement. C'est les meilleurs cas possibles. S'ils sont partiellement observable ou peu ou non observable, alors cela implique un retard dans l'obtention des données plus ou moins grand en fonction de l'observabilité des attributs. Cependant une fois totalement observés, le système connaît ces attributs.

Les attributs dynamiques sont des données mesurées ayant une certaine durée de vie. Cette durée dépend de la nature de l'attribut. La localisation géographique de l'utilisateur n'a pas besoin d'être précise au mètre près. Ce type d'attribut n'est donc pas à mesurer très fréquemment et comporte une durée de vie plutôt importante. Mais l'horloge tout simplement est une donnée à mesurer chaque seconde par définition. Ces différentes mesures deviennent possible et une large gamme de type d'attribut peut être obtenu par les nouvelles technologies incluent dans les téléphone et appareils portables [?].

Lorsque les attributs ont des valeurs dynamiques, l'observabilité totale permet d'avoir une connaissance de toute la dynamique de la dimension et donc d'utiliser avec beaucoup plus de précision cette information. On peut dire que l'observabilité est totale si le temps d'acquisition de la mesure est plus petit que sa durée de vie. Cette granularité est à définir par le designer de l'application en fonction de l'usage fait. Un temps d'acquisition plus lent entraînera alors une observabilité que partielle. La dynamique de l'information ne pourra être totalement connue et le système devra s'adapter avec des données manquantes ou anciennes. Pour certains types, les valeurs manquantes peuvent être inférées et connu [?]. Il est à noter qu'il y a différents niveau d'observabilité partielle. Ces différences ne sont pas examiner dans cette synthèse. Lorsque la mesure est non observable, aucune connaissance ne peut être obtenu et le système doit pouvoir fonctionner avec ce manque.

Il existe deux types de dynamique pour les attributs : dynamique passive et explicite.

Un attribut passivement dynamique peut changer sans agissement directe de l'utilisateur. En effet, dans le cas d'une géolocalisation, l'utilisateur n'a pas besoin d'agir directement sur les appareils mobiles pour changer sa position. Cette valeur est mesuré automatiquement par des capteurs de positionnement, comme le Global Positionning System (GPS) ou le Wi-Fi [?].

Les attributs dont la valeur change via l'action directe de l'utilisateur sont considérés comme dynamique explicite. C'est le cas en général pour toutes les informations utilisateurs. Cela peut également correspondre à d'autres types de données comme des filtres et des préférences que l'utilisateur décrit sur l'application. Ces données sont, de plus, totalement observables et permettent, dans le cas des filtres et préférences,

d'affiner encore plus les résultats de recherche proposés. Cela accroît donc l'efficacité de l'application quant au ciblage.

## *B. Les différents types de contexte*

La notion de contexte a été étudié dans différentes sciences (psychologie, intelligence artificielle, modélisation cognitive, ...) et chacune de ces sciences expriment un point de vue différents [?]. C'est pourquoi nous ne pouvons pas donner une liste exhaustive des éléments pouvant définir cette notion. Nous nous baserons principalement sur un nombre fini d'aspects et d'attributs les plus utilisés dans le cadre des applications de recommandation avec contexte pour le e-learning.

### *1) Ordinateur et appareils mobiles:*

Connaître les outils qu'à l'utilisateur et utile pour le système de recommandation. En effet, celui-ci peut ainsi savoir ce qu'il peut recommander. Cela concerne les capacités réseaux, matérielles et logicielles.

Au niveau réseau, l'application peut proposer du contenu externe comme des documents, des vidéos, des supports de présentation ou tout simplement des pages web.

La capacité matérielle et surtout la différence entre ordinateur et appareils mobiles est une connaissance importante. Un ordinateur est un outils plus puissant avec plus de mémoire. L'application peut proposer à l'utilisateur d'utiliser des logiciels tournant sur ordinateur, ou peut présenter des pages web lourdes (visualisation 3D par exemple) et peut aussi suggérer un téléchargement de contenu. Un appareil mobile, même si elle est moins puissante et a moins d'espace de stockage, possède en revanche une quantité croissante de capteurs utilisable pour compléter les résultats de recommandation [?]. Egalement la présentation de l'application ne sera pas fait de la même manière sur un ordinateur et sur un appareil mobile à cause de la taille de l'écran.

Enfin la connaissance des capacités logicielles permet de raffiner les résultats en soumettant uniquement des recommandations utilisables pour l'utilisateur. Par exemple des fichiers *Microsoft Office* ne peuvent pas être ouvert sur toutes les plateformes.

### *2) Géolocalisation:*

### *3) Temps:*

### *4) Activité:*

### *5) Ressources:*

#### 6) *Utilisateur:*

Pour fiabiliser les résultats de recherche pour un utilisateur, le système doit prendre en compte les informations de l'utilisateur.

#### 7) *Relations sociales:*

### C. *Représentation et modélisation du contexte*

#### D. *Algorithmes de recommandations contextuelles*

##### 1) *Pré-filtre contextuel:*

##### 2) *Post-filtre contextuel:*

##### 3) *Utilisation directe du contexte:*

## IV. APPLICATION SPÉCIFIQUE DANS LE DOMAINE DU E-LEARNING

### A. *Les différents types de recommandation*

L'intérêt de la personnalisation des plate-formes de e-learning en fonction du contexte utilisateur est de produire de façon générale des solutions de meilleure qualité en rendant l'apprentissage plus efficace. Cette personnalisation s'effectue notamment via des méthodes de recommandation qui se différencient avant tout par la nature des objets recommandés. Des approches très différentes ont en effet été imaginées, différents types de recommandations pouvant être utilisés pour une même solution.

L'approche la plus courante retenue dans la personnalisation de systèmes d'e-learning est la recommandation de ressources d'apprentissage [?]. Il peut s'agir d'items complémentaires à la formation comme des exemples ou des éléments d'exercices ayant pour but de faciliter l'apprentissage aux élèves, comme de cours complets susceptibles de les intéresser.

L'on peut également envisager de recommander du contenu non pas à l'étudiant, mais à l'auteur du cours [?] dans l'optique que celui-ci soit suffisamment pourvu en ressources variées lui permettant de s'adapter le mieux possible aux différents modes d'apprentissages des lecteurs.

Le postulat que l'aide apportée par des collègues est la meilleure stratégie d'apprentissage sur le lieu de travail a par ailleurs motivé le développement de solutions recommandant à l'utilisateur des collaborateurs experts dans des domaines pour lesquels il manque de connaissances[?].

Une autre approche parfois employée consiste à générer des messages personnalisés encourageant l'utilisateur à se mettre en situation d'apprentissage. Ce type de solution

est notamment utilisé en conjonction sur des plate-formes mobiles. [?].

Dans le contexte d'une plate-forme de e-learning comportant des fonctionnalités d'interaction entre différents utilisateurs, il devient envisageable de suggérer à l'utilisateur d'effectuer de telles activités, comme poster un sujet sur un forum intégré à la plate-forme après la consultation d'une ressource [?].

### B. *Evaluation des différentes solutions*

Il est difficile de comparer les différents systèmes de recommandations proposés par tous ces articles. Il y a plusieurs raisons à cela. Tout d'abord, la plupart d'entre eux ne sont qu'à l'état de prototype et ont peu été testés. D'autre part, les systèmes étudiés portent sur des domaines très variés, et comme on l'a vu plus haut, ils ne recommandent pas tous le même type de ressource. Certains systèmes recommandent des ressources telles que de la documentation ou des exercices, alors que d'autres recommandent des personnes, etc. Enfin, les méthodes et jeux de tests varient grandement d'une étude à l'autre.

L'étude de Verbert et al. [?] soulève ces points et rapporte également quelques résultats de tests. Les évaluations ont pu porter sur l'efficacité des systèmes à améliorer l'apprentissage, sur la pertinence du contenu recommandé, ou encore sur l'utilité et des différents systèmes. La plupart du temps, les systèmes semblent effectivement plus efficaces que des méthodes plus traditionnelles, mais que cela peut dépendre du domaine. La pertinence du contenu a pu être évaluée avec là encore diverses méthodes, la plupart des systèmes évalués renvoyant de meilleurs résultats que des systèmes de filtrage collaboratif classiques. Le sujet de l'utilité du système a semble-t-il été mesuré pour plus de systèmes que les autres points, et là encore avec des méthodes différentes. Si les différentes études rapportent que les différents systèmes ont tous été perçus comme utiles, beaucoup soulèvent également plusieurs problèmes d'ergonomie, et des difficultés d'adaptation de la part des utilisateurs.

## V. CONCLUSION

## REFERENCES