

Personnalisation de méthodes pédagogiques en e-learning

Jérémy Edert, Mathis Paul, Pierre Turpin
INSA de Lyon

CONTENTS

I	Introduction	1
II	Utilisation du contexte et des informations de l'utilisateur lors du ciblage	1
II-A	Connaissance et acquisition du contexte	1
II-B	Les différents types de contexte	2
II-B1	Ordinateur et appareils mobiles	2
II-B2	Géolocalisation	3
II-B3	Temps	3
II-B4	Activité	3
II-B5	Ressources	3
II-B6	Utilisateur	3
II-B7	Relations sociales	3
II-C	Représentation et modélisation du contexte	3
II-D	Algorithmes de recommandations contextuelles	3
II-D1	Pre-filtre contextuel	3
II-D2	Post-filtre contextuel	4
II-D3	Utilisation directe du contexte	4
III	Application spécifique dans le domaine du e-learning	5
III-A	Les différents types de recommandation	5
III-B	Evaluation des différentes solutions . .	5
IV	Conclusion	6
	References	6

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 conférence 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 e-learning.

La plupart des articles lus et résumés sont tirés des références de [1]. En effet ce dernier regroupe déjà beaucoup de résultats et de méthodes de recherche contextuelle de documents pédagogique pour du e-learning.

II. 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 [1], [2], [3].

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

TABLE I
INFORMATION SUR LE CONTEXTE [3]

	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

ces caractéristiques peuvent être statique ou dynamique et observable ou peu voir non observable [3]. 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 frequement 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 [4].

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 [5]. 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 [1].

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

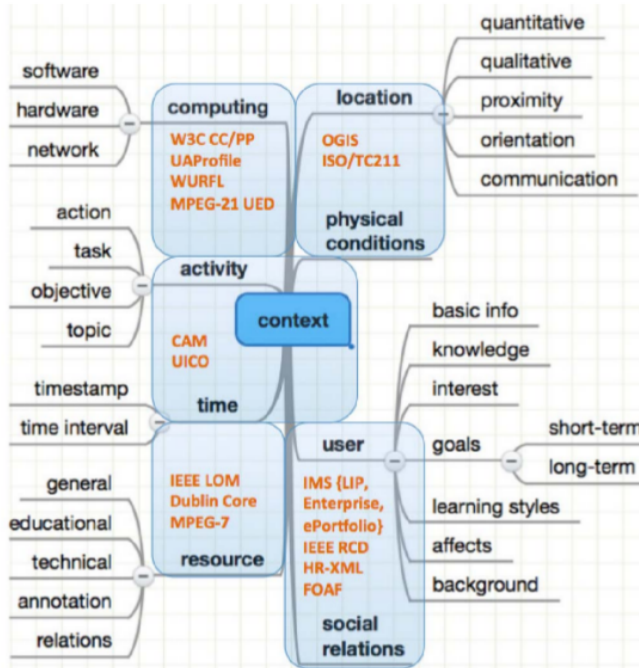
La notion de contexte a été étudié dans différentes sciences (psychologie, intelligence artificielle, modélisation cognitive, ...) et chacune de ces sciences expriment un point de vue différents [2]. C'est pourquoi nous ne pouvons pas donner une liste exhaustive des éléments pouvant définir cette notion. 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.

La figure 1 reprend les différents éléments de contexte décrit dans cette section.

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.

Fig. 1. Modélisation des attributs de contexte [1]



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 [4]. 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:

La modélisation du profil de l'élève est un élément fondamental des systèmes d'e-learning avec personnalisation. L'étude [1] s'attache à décrire de façon extensive les différentes catégories d'informations qu'il est intéressant de prendre en compte dans ce genre de programme. Outre les informations basiques comme le nom, l'e-mail, les langues pratiquées ou l'âge, les connaissances de utilisateur sont un point important à considérer. Il est par ailleurs possible de modéliser celles-ci avec plus ou moins de précision, par exemple en définissant pour chaque utilisateur un niveau de compétence pour chaque compétence identifiée par l'application [6].

Un profil utilisateur peut également comporter des informations relatives à ses intérêts, ses objectifs d'apprentissage, notamment si la plate-forme d'e-learning concerne un cursus scolaire comme dans le cas d'une université où ceux-ci sont clairement définis. La méthode d'apprentissage de l'utilisateur est aussi une information importante et peut permettre de proposer un contenu de formation adapté aux différents styles d'apprentissage [7].

7) Relations sociales:

C. Représentation et modélisation du contexte

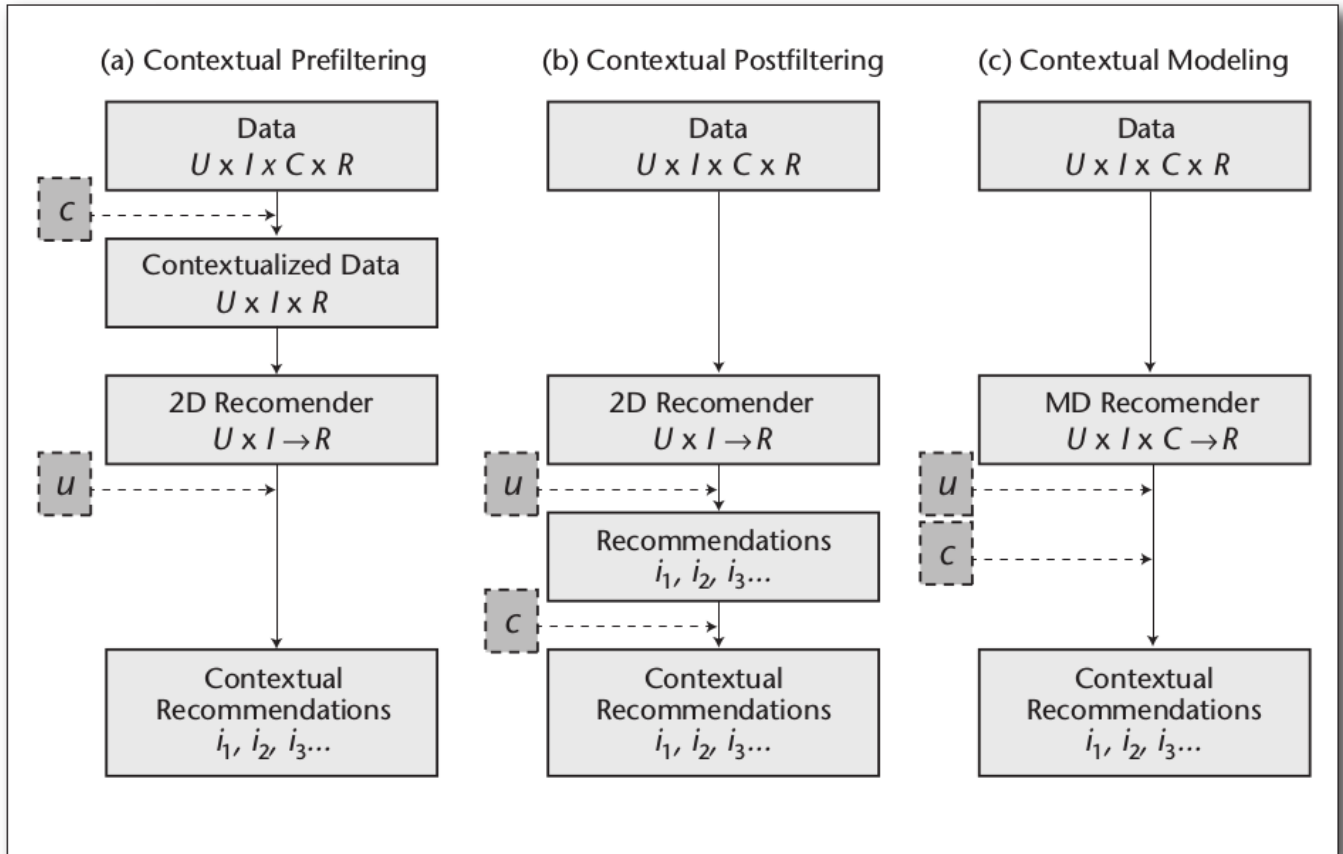
D. Algorithmes de recommandations contextuelles

D'un point de vue algorithmique, les méthodes utilisées pour personnaliser l'expérience utilisateur dans le cadre du e-learning sont très diverses. Elles font intervenir des paramètres de contexte différents, et se répartissent globalement entre celles-faisant appel à des algorithmes de recherche avec filtrage contextuel ou reposant uniquement sur des éléments issus directement de la modélisation contextuelle.

La figure 2 reprend les différents algorithmes de filtre existants utilisant le contexte.

1) Pre-filtre contextuel:

Fig. 2. Paradigme d'incorporation du contexte dans les systèmes de recommandation [3]



2) Post-filtre contextuel:

Le post filtrage contextuelle consiste à filtrer les résultats d'un algorithme de recommandation classique à l'aide d'informations issues du contexte [1]. Il s'agit souvent d'adapter ceux-ci de manière à incorporer des vecteurs de préférence utilisateur. Les algorithmes de recommandation se délinent en deux principales catégories, le filtrage collaboratif et le filtrage sur contenu.

Le filtrage collaboratif désigne de façon générale les méthodes recommandant du contenu à un utilisateur à partir d'informations issues du contexte du comportement d'autres utilisateurs. Il s'agit de rechercher des clusters d'utilisateurs aux comportements similaires susceptibles d'apprécier les mêmes contenus, afin de pouvoir recommander à un membre du groupe ce que les autres aiment déjà. La préférence d'un utilisateur pour un item peut être déterminée de différentes manières. Elle l'est soit de manière implicite via une action d'évaluation de l'utilisateur. Dans le cas des systèmes de e-learning, cela peut par exemple prendre la forme d'un formulaire de feedback ou d'un système de vote. Elle aussi être déterminée indirectement, simplement par le fait qu'un

utilisateur consulte ou non une ressource.

[8] utilise par exemple les données issues du système de e-learning des internes d'un hôpital pour répartir les utilisateurs en groupes afin de recommander de manière efficace des actions à effectuer sur la plate-forme. Cette solution telle qu'elle est présentée comporte cependant l'inconvénient de n'avoir été testée que sur des données d'archive et non en temps réel. Peu d'informations sont précisées quant aux données utilisées dans l'étude, notamment concernant leur taille.

Les méthodes de filtrage basées sur le contenu reposent principalement sur une modélisation des items à recommander ainsi que sur des profils utilisateurs plus complets. [6] présente par exemple une méthode pour associer différents mots-clefs à des articles en vue de les recommander à des utilisateurs avec lesquels les intérêts déterminés par l'application correspondraient.

3) Utilisation directe du contexte:

Certaines solutions se reposent directement sur des événements contextuels pour proposer du contenu à

celui-ci. Les types d'algorithmes utilisés varient alors considérablement d'une solution à l'autre. La solution de formation en entreprise APOSDLE utilise par exemple une représentation à base d'ontologie pour représenter les tâches effectuées par un utilisateur lors de son travail habituel ainsi que les compétences nécessaires pour les mener à bien [9]. Cette démarche consiste donc à modéliser précisément les tâches qu'ont à effectuer les différents collaborateurs d'une entreprise utilisateurs de la solution ainsi que les compétences qu'elles mettent en jeu. Les relations entre tâches et compétences sont également modélisées. L'application est capable d'évaluer le niveau de compétence de chaque utilisateur par rapport à chacune de ces compétences à partir des interactions de celui-ci avec les applications nécessaires à son travail. L'outil peut alors recommander aux employés des collaborateurs experts dans ces différentes compétences, à même de les aider dans leurs missions.

Une approche similaire est mise en place dans la solution d'apprentissage de langues étrangères mobile PALLAS [10]. La position de l'utilisateur est utilisée pour afficher des messages personnalisés en fonction notamment de la langue étudiée et du niveau de l'utilisateur pour inciter celui-ci à se rendre sur des points d'intérêt. [11] propose une approche similaire en ce que le contexte utilisateur, notamment sa position, sert d'élément déclencheur à la proposition d'activités d'apprentissage sur une solution mobile.

Des méthodes à base d'algorithmes génétiques sont également envisageables. En modélisant les cours en ligne d'une université en tant que suite de sections composées d'objets d'apprentissage de nature différentes, [7] recommande par exemple aux auteurs de ces cours des nombres idéaux d'éléments comme des paragraphes, graphiques ou exercices à y ajouter. En constatant l'importance des différents modes d'apprentissage dans la capacité des étudiants à assimiler des connaissances, il y est assumé qu'une variété d'items permette d'adapter les cours à ces différents types d'apprentissage. Cette adéquation aux modes d'apprentissage est mesurée pour chaque section de cours par des indicateurs basés sur la fréquence relative des différents types d'objets les uns par rapport aux autres. Un algorithme génétique est ensuite utilisé pour tester successivement différentes compositions de cours afin d'optimiser leur faculté à être efficaces pour un maximum de méthodes d'apprentissage.

III. 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 [1]. Il peut s'agir d'items complémentaires à la formation comme des exemples ou des éléments 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 [7] 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 [9].

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. [10].

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 [8].

B. Evaluation des différentes solutions

Il est difficile de comparer les différents systèmes des 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 en situation réelle. 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. [1] 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.

Le problème de l'absence de jeu de données standard est adressé par Draschler et al. [12]. Les auteurs constatent qu'il n'existe aucun jeu de données pour tester les systèmes de recommandation dans le contexte du e-learning -alors qu'il en existe pour les systèmes commerciaux- et que le fait de créer des jeux de données standard permettrait d'assurer la validité des expériences en favorisant la répétabilité des tests. Ils soulignent la disparité des différents contextes d'apprentissage, notamment d'une part les solutions s'adressant aux élèves intégrés à un cursus formel comme une université par exemple, et d'autre part les élèves apprenant en dehors du cadre d'un tel cursus.

Les auteurs proposent également plusieurs lignes de conduite à tenir lors du choix des données : sélectionner des données représentatives des véritables conditions d'utilisation, sélectionner des jeux de données concernant suffisamment d'utilisateurs, et créer des jeux de données comparables les uns aux autres, et donc partageant une structure similaire. Les auteurs introduisent ensuite une approche générale pour

créer les jeux de données, étudient l'aspect juridique de la question quant à la protection de la vie privée, et proposent un format standard d'échange des jeux de données.

IV. CONCLUSION

Les plate-formes de e-learning couvrent des contextes d'apprentissage différents, des cursus scolaires aux formations en entreprise, leur diversité rend nécessaire l'adoption d'autant d'approches de personnalisations différentes, nécessité exacerbée par un besoin d'accès mobile aux formations croissant. Chaque utilisateur ayant des connaissances et des façons d'apprendre différentes, il est d'autant plus pertinent d'adapter ces plate-formes pour produire des applications plus efficaces prenant en compte des paramètres tels que la position de l'utilisateur, sa formation ou ses habitudes d'apprentissage. La personnalisation de ces systèmes peut aussi bien se faire en recommandant du contenu que des personnes de référence, tant aux professeurs responsables de ces contenus qu'aux élèves. De nombreuses solutions ont été développées pour adresser ces besoins, leur diversité rendant cependant la tâche de comparer leurs résultats d'autant plus ardue. La personnalisation des systèmes d'e-learning soulève un certain nombre de challenges, que ne facilite pas la difficulté de la mise en place de référentiels de données communs.

REFERENCES

- [1] K. Verbert, N. Manouselis, X. Ochoa, M. Wolpers, H. Drachsler, I. Bosnic, and E. Duval, "Context-aware recommender systems for learning: A survey and future challenges," *TLT*, vol. 5, no. 4, pp. 318–335, 2012. [Online]. Available: <http://doi.ieeecomputersociety.org/10.1109/TLT.2012.111> 1, 2, 3, 4, 5, 6
- [2] G. Adomavicius and A. Tuzhilin, "Context-aware recommender systems," in *Recommender Systems Handbook*, F. Ricci, L. Rokach, B. Shapira, and P. B. Kantor, Eds. Springer, 2011, pp. 217–253. [Online]. Available: http://dx.doi.org/10.1007/978-0-387-85820-3_7 1, 2
- [3] G. Adomavicius, B. Mobasher, F. Ricci, and A. Tuzhilin, "Context-aware recommender systems," *AI Magazine*, vol. 32, no. 3, pp. 67–80, 2011. [Online]. Available: <http://www.aaai.org/ojs/index.php/aimagazine/article/view/2364> 1, 2, 4
- [4] A. Kurti, "Context modeling to support the design of mobile learning," in *CSTST 2008: Proceedings of the 5th International Conference on Soft Computing as Transdisciplinary Science and Technology, Cergy-Pontoise, France, October 28-31, 2008*, R. Chbeir, Y. Badr, A. Abraham, D. Laurent, M. Köppen, F. Ferri, L. A. Zadeh, and Y. Ohsawa, Eds. ACM, 2008, pp. 536–541. [Online]. Available: <http://doi.acm.org/10.1145/1456223.1456331> 2, 3
- [5] E. Trucco, A. Fusiello, and V. Roberto, "Robust motion and correspondence of noisy 3-d point sets with missing data," *Pattern Recognition Letters*, vol. 20, no. 9, pp. 889–898, 1999. [Online]. Available: [http://dx.doi.org/10.1016/S0167-8655\(99\)00055-0](http://dx.doi.org/10.1016/S0167-8655(99)00055-0) 2
- [6] H. Stern, R. Kaiser, P. Hofmair, P. Kraker, and S. N. Lindstaedt, "Content recommendation in APOSDLE using the associative network," *J. UCS*, vol. 16, no. 16, pp. 2214–2231, 2010. [Online]. Available: http://www.jucs.org/jucs_16_16/content_recommendation_in_aposdle 3, 4

- [7] M. El-Bishouty, T.-W. Chang, S. Graf, Kinshuk, and N.-S. Chen, "Smart e-course recommender based on learning styles," *Journal of Computers in Education*, vol. 1, no. 1, pp. 99–111, 2014. [Online]. Available: <http://dx.doi.org/10.1007/s40692-014-0003-0> 3, 5
- [8] C.-H. Liou and H.-S. Chen, "Car-based personalized learning activity recommendations for medical interns," in *Proceedings of the Sixteenth International Conference on Electronic Commerce*, ser. ICEC '14. New York, NY, USA: ACM, 2014, pp. 49:49–49:55. [Online]. Available: <http://doi.acm.org/10.1145/2617848.2617854> 4, 5
- [9] G. Beham, B. Kump, T. Ley, and S. N. Lindstaedt, "Recommending knowledgeable people in a work-integrated learning system," *Procedia CS*, vol. 1, no. 2, pp. 2783–2792, 2010. [Online]. Available: <http://dx.doi.org/10.1016/j.procs.2010.08.003> 5
- [10] S. A. Petersen and J. Markiewicz, "PALLAS: personalised language learning on mobile devices," in *Proceedings of the Fifth IEEE International Conference on Wireless, Mobile and Ubiquitous Technologies in Education, WMUTE 2008, 23-26 March 2008, Beijing, China*. IEEE Computer Society, 2008, pp. 52–59. [Online]. Available: <http://doi.ieeecomputersociety.org/10.1109/WMUTE.2008.175>
- [11] A. Kurti, "Context modeling to support the design of mobile learning," in *Proceedings of the 5th International Conference on Soft Computing As Transdisciplinary Science and Technology*, ser. CSTST '08. New York, NY, USA: ACM, 2008, pp. 536–541. [Online]. Available: <http://doi.acm.org/10.1145/1456223.1456331> 5
- [12] H. Drachsler, T. Bogers, R. Vuorikari, K. Verbert, E. Duval, N. Manouselis, G. Beham, S. N. Lindstaedt, H. Stern, M. Friedrich, and M. Wolpers, "Issues and considerations regarding sharable data sets for recommender systems in technology enhanced learning," *Procedia CS*, vol. 1, no. 2, pp. 2849–2858, 2010. [Online]. Available: <http://dx.doi.org/10.1016/j.procs.2010.08.010> 6