

Une approche Web sémantique et combinatoire pour un système de recommandation sensible au contexte appliqué à l'apprentissage mobile

Fayrouz Soualah Alila^{*,**}, Christophe Nicolle^{*} et Florence Mendes^{*}

^{*}LE2I, UMR CNRS 6306, Université de Bourgogne, Dijon, France
{fayrouz.soualah-alila, christophe.nicolle, florence.mendes}@checksem.fr
^{**}CrossKnowledge, 4 Port aux Vins avenue, 92150 Suresnes, Paris, France
fayrouz.soualah-alila@crossknowledge.com

Résumé. Au vu de l'émergence rapide des nouvelles technologies mobiles et la croissance des offres et besoins d'une société en mouvement, les travaux se multiplient pour identifier de nouvelles plateformes d'apprentissage pertinentes afin d'améliorer et faciliter l'apprentissage à distance. La prochaine étape de l'apprentissage à distance est naturellement le port de l'e-learning (apprentissage électronique) vers les nouveaux systèmes mobiles. On parle de m-learning (apprentissage mobile). Nos travaux portent sur le développement d'une nouvelle architecture pour le m-learning dont l'objectif est d'adapter et recommander des parcours de formations selon les contraintes contextuelles de l'apprenant.

1 Introduction

L'essor du m-learning, favorisé par le développement continu des nouvelles technologies mobiles pousse à l'évolution des méthodes d'apprentissage pour s'adapter à ce nouveau type d'apprentissage. Dans le cadre de l'apprentissage au sein des entreprises, nous cherchons à développer un système m-learning dont les principaux enjeux sont : (1) l'apprentissage au travail quel que soit l'heure, le lieu, le dispositif de délivrance, les contraintes technologiques des processus d'apprentissage et adapté au profil de l'apprenant ; (2) l'apprentissage sans rupture au travers des différents contextes. Nous proposons une approche pour un système m-learning contextuel et adaptatif intégrant des stratégies de recommandation de scénarios de formations sans risque de rupture. Dans l'objectif de développer un tel système, nous commençons par identifier différents niveaux d'hétérogénéité : hétérogénéité sémantique et hétérogénéité d'usage. *Hétérogénéité sémantique* : Les ressources sont conçues et développées par des organisations et des formateurs différents, constituant généralement des contenus d'apprentissage autonomes mais aussi hétérogènes au niveau sémantique. Ainsi, des conflits surviennent puisque les systèmes n'utilisent pas la même interprétation de l'information. Les besoins immédiats demandent l'application de standards en vigueur pour rendre les contenus d'apprentissage réutilisables pour assurer l'interopérabilité des plateformes e-learning hétérogènes. *Hétérogénéité d'usage* : Les apprenants ont des connaissances et des objectifs différents et se situent dans des contextes différents (hétérogénéité d'instant, hétérogénéité de durée, hétérogénéité de

support visuel, etc.). Il faut dans ce cas avoir une meilleure connaissance du contexte d'apprentissage et s'interroger efficacement sur les stratégies pédagogiques à mettre en place pour répondre au mieux aux besoins de chaque apprenant. L'enjeu du système à construire est de répondre à la fois au verrou d'hétérogénéité sémantique et au verrou d'hétérogénéité d'usage. Nous proposons une architecture articulée en deux parties : la première partie est constituée d'un serveur de connaissances où les données et les processus métiers sont modélisés par une ontologie évolutive et des règles métier, et la deuxième partie est basée sur des algorithmes de métaheuristiques permettant d'analyser les règles métier et l'ontologie pour permettre une bonne combinaison et adaptation des contenus d'apprentissage.

2 Ontologie du m-learning

Un contenu d'apprentissage est une instanciation d'objets pédagogiques, ou LOs (Learning Objects). IEEE définit un LO comme "toute entité, sur un support numérique ou non, pouvant être utilisée, réutilisée et référencée au cours d'un processus de formation". L'idée fondamentale derrière la création des LOs est la possibilité de construire un parcours de formation autour de composants de petite taille qui peuvent être sélectionnés, combinés avec d'autres LOs et réutilisés selon les besoins des apprenants dans différents contextes d'apprentissage (Abel, 2007). Seulement ces LOs sont souvent conçus et développés par des organisations et des auteurs différents constituant des contenus autonomes et sémantiquement hétérogènes. Il est alors indispensable de penser à une modélisation partagée des LOs en vue de les rendre facilement accessibles, exploitables, réutilisables et interopérables. Différentes normes ont été définies pour aider à l'élaboration de systèmes d'apprentissage, des LOs associés, leur représentation et leur interrelation. L'application de ces normes, garantit l'interopérabilité et la qualité du système. Parmi ces normes, nous citons LOM (Learning Object Metadata) (lom) qui s'intéresse à la description des contenus d'apprentissage. Il définit la structure d'une instance de métadonnées pour la description d'un LOs. Il est constitué d'un ensemble de 80 éléments divisés en 9 catégories accomplissant chacune une fonction différente. Afin d'implémenter les différents descripteurs de LOM, une modélisation dans un langage structuré est nécessaire. La représentation du modèle abstrait de LOM dans un format spécifique est appelé binding. Aujourd'hui il existe 2 bindings du schéma LOM : le binding XML et le binding RDF. Le binding XML est facile à implémenter, cependant il reste insuffisant pour la représentation de tous les éléments de LOM puisqu'il ne permet pas d'exprimer la sémantique de ces éléments. Le binding RDF définit un ensemble de constructions RDF qui facilitent l'introduction des métadonnées de LOM dans le web, et il est complété par RDFS pour la définition des classes, des propriétés, etc. L'avantage de ce deuxième type de binding c'est qu'il rajoute de la sémantique aux éléments de LOM, sauf qu'il n'est pas assez expressif pour définir toutes les contraintes de LOM. Ce manque d'expressivité nous mène à penser à l'utilisation d'un autre formalisme plus puissant : OWL. Utiliser une ontologie OWL du LOM pour indexer les ressources pédagogiques permet une meilleure compréhension des éléments et des valeurs proposées et en conséquence faciliter leurs descriptions. Nous appelons cette ontologie "modèle des Learning Objects". L'informatique sensible au contexte fait référence à des systèmes capables de percevoir un ensemble de conditions d'utilisation, le contexte, afin d'adapter en conséquence leur comportement en termes de délivrance d'informations et de services (Schilit et Theimer, 1994). Le contexte d'apprentissage est un aspect crucial en m-learning afin de déterminer selon le

contexte quelles ressources à envoyer, de quelle manière, à quel moment, sur quelle interface, etc. Pour bien comprendre et appliquer cette sensibilité au contexte, il est plus simple de passer par une catégorisation des variables du contexte. Selon (Schilit et Theimer, 1994) le contexte se décompose en trois sous classes où chacune des variables répond à l'une des questions "où suis-je ?", "avec qui suis-je ?", "Quelles sont les ressources de mon environnement proche ?". (Ryan et al., 1998) catégorisent le contexte en identité de l'utilisateur, ressources de l'environnement proche, localisation de l'utilisateur et période temporelle d'exécution de l'interaction. Ici, pour avoir une meilleure visibilité du contexte d'apprentissage, nous proposons d'organiser les données qui constituent ce dernier en quatre dimensions : dimension spatiale, dimension temporelle, dimension utilisateur et dimension device (Soualah Alila et al., 2013). La prochaine étape est de trouver un moyen de représenter le contexte. Cette représentation doit fournir un cadre cohérent pour mémoriser et traiter les informations du contexte pour réagir aux changements de l'environnement. Il en résulte alors le "modèle de contexte". Il existe plusieurs méthodes de représentation du modèle contextuel (XML, UML, Topic maps), cependant aucun de ces modèles n'assure l'interopérabilité des données au niveau sémantique. De plus une représentation du contexte doit permettre d'effectuer des raisonnements en vue d'une adaptation. Nous soutenons qu'une modélisation à base d'un squelette ontologique est plus appropriée. Le modèle de contexte vient compléter le modèle des Learning Objects pour former ainsi une ontologie de domaine du m-learning.

3 Problème d'optimisation

Afin d'implémenter un système m-learning contextualisé, chaque contexte apprenant est sauvegardé dans l'ontologie m-learning. Selon ce contexte, le système doit proposer à l'apprenant un ensemble de LOs. Une première étape consiste à filtrer les LOs en appliquant un ensemble de règles métier, indiquant quel LO utiliser dans quel contexte. Ces règles synthétisent des connaissances et des contraintes métiers qui doivent être respectées par le système. Ensuite, pour valider une formation, un apprenant doit absolument avoir dans son parcours de formation un ensemble de LOs de type objectif. Des règles de précédence entre les LOs sont définies, pour préciser que certaines notions doivent impérativement être assimilées avant d'autres. Chaque parcours de formation contient ainsi un ensemble de LOs destinés à être délivrés sans interruption, et respectant les règles de précédence de manière à former un ensemble cohérent remplissant l'objectif de formation, et correspondant à chaque étape au contexte de l'utilisateur. Si chaque LO était accessible sur chaque support de formation, il serait aisé de choisir à tout instant le meilleur support permettant de délivrer la formation de la manière la plus adaptée au contexte de l'apprenant. Les cas réels nous ont montré une grande hétérogénéité de supports disponibles selon les LOs. Les cours proposés ont une structure et une durée différente en fonction du support, ce qui interdit de changer de support de délivrance en cours de formation sans risquer la redondance de certaines LOs. Dans notre cas, le problème peut se ramener à un problème de recherche de plus court chemin multimodal. Ce problème difficile, consiste à rallier un point B à partir d'un point A en empruntant divers moyens de transport, avec des temps de parcours, des itinéraires et des coûts de transport différents. Nous pouvons faire le rapprochement en considérant que le parcours de formation optimal est égal au plus court chemin pour rallier l'objectif de formation par différents moyens de transport (différents supports de formation). Tout comme deux trajets peuvent suivre des itinéraires différents se-

Ion le moyen de transport, deux parcours de formation peuvent comporter des LOs différents. Tout comme le temps de parcours entre deux points varie en fonction du moyen de transport utilisé, le temps nécessaire pour parcourir un ensemble de briques de formations peut varier en fonction du support de diffusion. Enfin, la disponibilité de chaque support de formation varie dans le temps, tout comme la disponibilité des moyens de transport. Le problème général qui nous est posé est de proposer à un apprenant un panel de LOs correspondant à son contexte actuel et permettant d'optimiser son expérience d'apprentissage. Cette optimisation intervient sur différents plans : la minimisation de la durée de la formation et la maximisation du gain de compétences. Nous proposons de comparer l'efficacité de certaines métaheuristiques de type recherche locale. Nous envisageons actuellement l'implémentation d'heuristiques simples (Hill-climbing, recherche locale orientée) et un peu plus complexes (Randomized Variable Neighborhood Search, Recuit Simulé).

4 Conclusion

Nous proposons une approche pour un système m-learning permettant aux formateurs de représenter leur savoir-faire en utilisant des règles métier et une ontologie pour assurer une hétérogénéité des connaissances. Ensuite, dans un environnement de mobilité, elle permet de prendre en compte les contraintes de l'environnement et les contraintes utilisateur. Enfin, la partie métaheuristique de notre approche permet une combinaison dynamique de morceaux de la formation en fonction de ces contraintes.

Références

- Draft standard for learning object metadata, iee 1484.12.1-2002. http://ltsc.ieee.org/wg12/files/LOM_1484_12_1_v1_Final_Draft.pdf.
- Abel, M. (2007). Apport des memoires organisationnelles dans un contexte d'apprentissage.
- Ryan, N., J. Pascoe, et D. Morse (1998). Enhanced reality fieldwork : the context-aware archaeological assistant. In *Computer Applications in Archaeology 1997*, Oxford.
- Schilit, B. et M. Theimer (1994). Disseminating active map information to mobile hosts. *IEEE Network* 8, 22–32.
- Soualah Alila, F., C. Nicolle, et F. Mendes (2013). *Towards a methodology for semantic and context-aware mobile learning*.

Summary

Given the rapid emergence of new mobile technologies and the growth of needs of a moving society in training, works are increasing to identify new relevant educational platforms to improve distant learning. The next step in distance learning is porting e-learning to mobile systems (m-learning). So far, the learning environment was either defined by an educational setting, or imposed by the educational content; in our approach, we change the paradigm where the system adapts learning flow to the context of the learner. We present a new approach to develop a recommender system for optimizing learning in mobile context.