

See discussions, stats, and author profiles for this publication at: <https://www.researchgate.net/publication/285596487>

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

Conference Paper · January 2014

CITATIONS

5

READS

500

3 authors:

[Fayrouz Soualah-Alila](#)

Aqsitania

17 PUBLICATIONS 88 CITATIONS

SEE PROFILE



[Christophe Nicolle](#)

University of Burgundy

199 PUBLICATIONS 2,427 CITATIONS

SEE PROFILE



[Florence Mendes](#)

University of Burgundy

16 PUBLICATIONS 126 CITATIONS

SEE PROFILE

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 en formation, les travaux se multiplient pour identifier de nouvelles plateformes d'apprentissage pertinentes afin d'améliorer et faciliter le processus d'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 alors de m-learning (apprentissage mobile). La recherche d'informations dans le domaine du m-learning peut être définie comme une activité dont la finalité est de localiser et de délivrer des contenus d'apprentissage à un apprenant en fonction de son besoin en informations et de son contexte. Jusqu'à présent l'environnement d'apprentissage était soit défini par un cadre pédagogique soit imposé par le contenu d'apprentissage. Maintenant, nous cherchons, à l'inverse, à adapter le cadre pédagogique et le contenu d'apprentissage au contexte de l'apprenant. Nos travaux de recherche portent sur le développement d'une nouvelle architecture pour le m-learning. Dans cette communication, nous présentons une définition du problème de recommandation de parcours de formation dans un contexte mobile. Nous présentons par la suite notre approche pour développer un système de recommandation pour l'optimisation de l'offre m-learning.

1 Introduction

Ces dernières années ont été marquées par l'essor de l'apprentissage mobile ou m-learning, favorisé par le développement continu des nouvelles technologies mobiles. L'apprentissage devient situé, contextuel, et personnel. Ce phénomène pousse à l'évolution des méthodes d'apprentissage pour s'adapter à ce nouveau type d'apprentissage.

De nouveaux usages apportés dans le domaine de l'apprentissage se sont multipliés sous différentes modalités. 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. Dans le cadre de nos travaux, 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 m-learning, nous commençons par identifier différents niveaux d'hétérogénéité : hétérogénéité sémantique et hétérogénéité d'usage :

D'un côté, en e-learning 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. En effet, des conflits sémantiques surviennent puisque les systèmes n'utilisent pas la même interprétation de l'information qui est définie différemment d'une organisation à l'autre. Les besoins immédiats demandent l'application de standards en vigueur pour rendre les contenus d'apprentissage réutilisables pour assurer l'interopérabilité sémantique des plateformes e-learning hétérogènes.

D'un autre côté, les apprenants qui sont les principaux acteurs d'une plateforme d'apprentissage, ont des connaissances et des objectifs différents et se situent dans des contextes d'apprentissages différents (hétérogénéité d'instant, hétérogénéité de durée, hétérogénéité de support visuel, hétérogénéité de niveau sonore, 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.

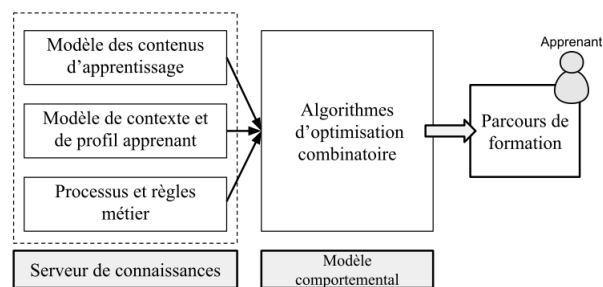


FIG. 1 – Architecture générale du système m-learning

Ce papier est dédié à la présentation de l'architecture d'un système m-learning dont la principale caractéristique réside dans sa capacité à construire des parcours de formation selon des contraintes contextuelles de l'apprenant. L'enjeu du système à construire est de répondre à la fois au verrou d'hétérogénéité sémantique (aspect statique du système) et au verrou d'hétérogénéité d'usage (aspect dynamique et adaptatif du système). Nous proposons une architecture d'une plateforme pour le m-learning 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 des contenus d'apprentissage (Fig 1).

Coupler les techniques de modélisation sémantique des contenus pédagogiques et du contexte apprenant avec des algorithmes performants issus du domaine de l'optimisation combinatoire, constituent notre système de recommandation pour l'optimisation de l'offre m-learning.

2 Conception de l'ontologie des Learning Objects

2.1 Learning Object

Un contenu d'apprentissage est une instantiation d'objets pédagogiques, ou LOs (Learning Objects). 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 réutilisés plusieurs fois dans différents contextes d'apprentissage. Selon LTSC¹, un LO est défini comme "toute entité, sur un support numérique ou non, pouvant être utilisée, réutilisée et référencée au cours d'un processus de formation". Cette définition est complétée par (Abel, 2007) considérant qu'un LO est "un matériel qui peut être sélectionné, combiné avec d'autres LOs selon les besoins des apprenants. C'est aussi un matériel qui peut être recherché et indexé facilement". Seulement ces LOs sont souvent conçus et développés par des organisations et des auteurs différents constituant généralement des contenus d'apprentissage autonomes et sémantiquement hétérogènes. Ils sont ainsi difficilement réutilisables car ils n'ont pas été conçus à cet effet. Il est alors indispensable de penser à une modélisation partagée des LOs en vue de les rendre facilement accessibles, exploitables, réutilisables et sémantiquement interopérables.

À l'instar de tout système d'information requérant un mécanisme de description formelle de ses ressources par des éléments de métadonnées, les systèmes d'apprentissage se démarquent aussi par la conception et la mise en place de ses propres modèles de description des LOs. Les métadonnées sont devenues l'un des mécanismes essentiels pour décrire, référencer et localiser des ressources dans le système. Nous proposons pour modéliser les LOs d'utiliser des informations issues des schémas de description des ressources pédagogiques par des métadonnées. Une solution peut provenir des initiatives de normalisation qui visent à établir des règles qui faciliteront le partage et la réutilisation des contenus pédagogiques (Grandbastien et al., 2008) (Ghebghoub et al., 2009).

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 non seulement l'interopérabilité mais également la qualité du système (Grandbastien et al., 2008). Parmi ces normes, on peut citer LOM (lom), SCORM (sco) et IMS-LD (ims). LOM s'intéresse à la description des contenus d'apprentissage, SCORM à la structure des contenus, et IMS-LD au scénario d'apprentissage. Nous nous intéressons dans notre cas au standard LOM.

LOM (Learning Object Metadata) est un standard élaboré par le consortium IEEE. Il définit la structure d'une instance de métadonnées pour un LO. Il est constitué d'un ensemble de 80 éléments divisés en 9 catégories accomplissant chacune une fonction différente :

1. General : Cette catégorie regroupe les informations générales qui définissent l'objet pédagogique dans son ensemble. Éléments : titre, langue, mots-clés, etc.
2. Lifecycle : Cette catégorie décrit l'histoire et l'état actuel de l'objet pédagogique et des entités qui ont eu des répercussions sur l'objet pédagogique lors de son évolution. Éléments : version, statut, contribution, etc.
3. Meta-Metadata : Cette catégorie décrit comment cette instance de métadonnées peut être identifiée, qui a créé cette instance de métadonnées, comment, quand et avec quelles références. Éléments : schéma de métadonnées, langue des métadonnées, etc.

1. <http://ieeeltsc.org>

4. Technical : Cette catégorie décrit les spécifications et les caractéristiques techniques de l'objet pédagogique. Eléments : format, taille du fichier, exigences techniques, etc.
5. Educational : Cette catégorie décrit les caractéristiques essentielles de l'objet pédagogique en matière d'éducation et de pédagogie. Eléments : type d'interactivité, type de contenu, rôle, âge et langue de l'utilisateur, etc.
6. Rights : Cette catégorie décrit les droits de propriété intellectuelle et les conditions d'usage de l'objet pédagogique. Eléments : copyright, droits, etc.
7. Relation : Cette catégorie définit les liens existants entre l'objet pédagogique et d'autres objets pédagogiques.
8. Annotation : Cette catégorie permet aux utilisateurs de partager leurs appréciations ou commentaires sur l'objet pédagogique.
9. Classification : Cette catégorie décrit comment l'objet pédagogique entre dans un système de classification spécifique.

Les descripteurs de LOM peuvent être utilisés dans la conception des systèmes m-learning pour l'indexation des LOs. Nous avons besoin dans ce cas d'implémenter ces descripteurs dans un langage structuré.

2.2 Ontologie des Learning Objects

La représentation du modèle abstrait dans un format spécifique est appelé binding. Aujourd'hui il existe 2 binding du schéma LOM : soit du binding XML, soit du binding RDF (Ghebghoub et al., 2009) :

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. Prenons l'exemple des éléments "Title" et "Entry" de la catégorie "General" qui sont des éléments obligatoires dans le LOM. En utilisant RDF et RDFS on ne peut préciser qu'une propriété est obligatoire ou contraindre son utilisation à une seule fois pour une ressource (Bourda, 2002). Comme deuxième exemple, RDF et RDFS ne permettent pas d'exprimer l'inverse d'une relation : ainsi, dire qu'un LO x "has part" un LO y , ne permettra pas d'induire que le LO y "is part of" LO x . Ce manque d'expressivité nous mène à penser à l'utilisation d'un autre formaliste plus puissant.

Afin de déterminer quel langage est le plus approprié pour résoudre le problème d'expressivité, nous nous sommes penchés sur l'identification de la logique de description (\mathcal{LD}) nécessaire. La \mathcal{LD} est une famille de formalismes pour représenter les connaissances d'une façon structurée et formelle. Une caractéristique fondamentale de ces langages est qu'ils ont une sémantique descriptive formelle. Nous partons d'une logique minimale \mathcal{ALC} et nous rajoutons à cette logique les constructeurs nécessaires pour définir toutes les contraintes de LOM. Nous avons ainsi besoin des constructeurs suivants :

- Nominal O : Exemple, l'élément "Statues" de la catégorie "Lifecycle" doit absolument avoir l'une de ces valeurs {draft, final, revised, unavailable}.
- Fonctionnalité \mathcal{F} : Exemple, restreindre l'utilisation de l'élément "Title" de la catégorie "General" à une seule fois.
- Restriction de nombre qualifié Q : Exemple, fixer une cardinalité minimale de 1 pour l'utilisation de l'élément "Keyword" de la catégorie "General".
- Hiérarchie des relations \mathcal{H} : Exemple, l'élément "Type" de la catégorie "Relation" est traduit pas la relation "has type relation" et ses sous relations "is part of", "is version of", etc.
- Transitivité des relations \mathcal{R}^* : Exemple, LO x "is part of" LO y et LO y "is part of" LO z alors LO x "is part of" LO z.
- Relations inverses I : Exemple, indiquer que la relation "is part of" est l'inverse de la relation "has part".

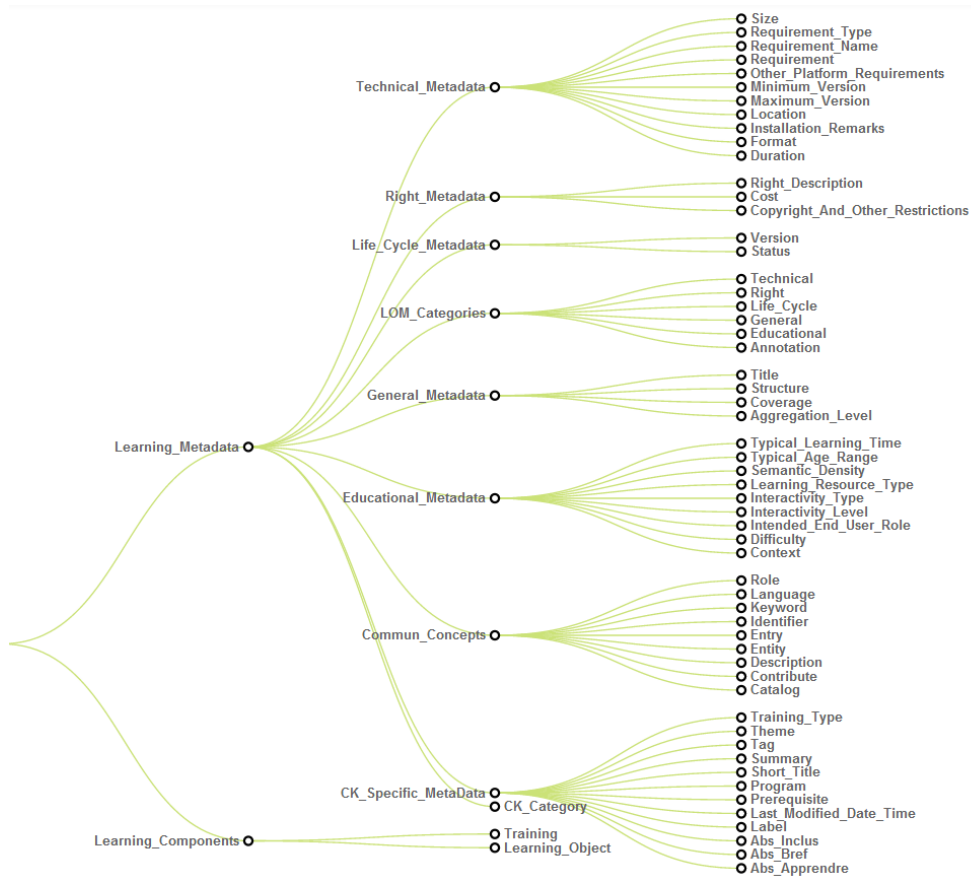


FIG. 2 – Aperçu simplifié du binding LOM/OWL2

On peut ainsi conclure que notre \mathcal{LD} appartient à la famille de description \mathcal{SROIQ}^* . Cette \mathcal{LD} correspond au langage ontologique OWL, est plus particulièrement à du OWL-Full.

Utiliser une ontologie du LOM pour indexer les ressources pédagogiques permet une meilleure compréhension des éléments et des valeurs proposées et en conséquence faciliter leurs descriptions. Les travaux de recherche de (Ghebghoub et al., 2009) proposent un ensemble de règles pour transformer le schéma LOM en une ontologie. Nous appliquons ces règles pour la description des LOs.

La figure 2 illustre un aperçu simplifié du binding LOM/OWL (la figure 2 n'illustre que les relations hiérarchiques entre les différents concepts, et pas les relations sémantiques).

Cette modélisation partagée basée sur un squelette d'ontologie est complétée par une description du contexte mobile de l'apprenant (localisation spatiale, localisation temporelle, description de son profil et du support d'apprentissage). Cette modélisation permet ainsi l'organisation de contenus d'apprentissage autour de petites pièces de LOs sémantiquement annotées (enrichis). Les LOs peuvent être ainsi facilement organisés en des parcours d'apprentissage (rapide et juste à temps) et livrés à la demande à l'apprenant selon son profil et son contexte (pertinence).

3 Contexte mobile et modélisation

Le m-learning est souvent considéré comme une extension du e-learning. Cette extension n'est pas sur support mobile uniquement, mais c'est aussi une extension à de nouvelles formes intégrées à l'environnement d'apprentissage que le e-learning ne permet pas. Le contexte d'apprentissage est un aspect crucial dans l'apprentissage mobile. Il faut donc déterminer selon le contexte quelles ressources à envoyer, de quelle manière, à quel moment, sur quelle interface, etc. Tout le processus d'apprentissage doit s'adapter à ces changements de contexte. Cependant, la contextualisation dans l'apprentissage n'est pas facile à atteindre. La diversité des technologies mobiles et la dynamique dans des environnements mobiles compliquent le processus de contextualisation.

3.1 Notion de contexte

L'informatique sensible au contexte est apparue dans le milieu des années quatre vingt dix impulsée par les travaux de (Schilit et Theimer, 1994). Ce terme 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 (Cheverst et al., 2002) (Dey, 2001). On comprend donc qu'avec l'avènement des technologies mobiles, la sensibilité au contexte est devenue un caractère incontournable des systèmes qui permettent une utilisation de type nomade.

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. Dans le cadre du m-learning, pour avoir une meilleure visibilité et une meilleure compréhens-

sion du contexte d'apprentissage, nous proposons d'organiser les données qui constituent ce dernier en différentes dimensions. Nous présentons ici les dimensions qui s'appliquent au domaine du m-learning (Pham Nguyen, 2010) :

- **Dimension spatiale** : La localisation de l'apprenant mobile est un facteur d'une grande importance afin de proposer des contenus adaptés aux propriétés de l'environnement dans lequel il se situe. Souvent, la localisation de l'utilisateur est considérée comme un concept seulement caractérisé par les coordonnées physiques par rapport à un système de coordonnées géographiques. Cependant, les coordonnées physiques, même étant pertinentes pour caractériser une localisation, ne sont pas les seules caractéristiques que nous pouvons considérer lorsqu'on définit une localisation. Supposons que nous essayons de nous localiser sans l'utilisation de technologies de détection de position, tout simplement en essayant de répondre à la question "où je suis ?". Nous pouvons imaginer une multitude de façons pour répondre à cette simple question. En effet, tel que discuté dans (Dobson, 2005), il existe différentes façons plausibles pour caractériser la localisation d'un utilisateur mobile : relative (à côté de, loin de, etc.), nom de la place (Champ de Mars, dans un restaurant, etc.), type de la place (dynamique, fixe, public, privé, etc.), propriétés de la place (niveau de bruit, confort, etc.).
- **Dimension temporelle** : Dans notre travail nous considérons que le contexte temporel a une influence sur l'activité de recherche de l'apprenant mobile. Par exemple, imaginons qu'un apprenant émet une requête "apprendre dans un métro avec un trajet d'une durée de 15 min", nous pouvons dans ce cas décliner une préférence pour une vidéo dont la durée est approximative ou inférieure à 15 min. Nous tentons donc d'exploiter l'information temporelle en vue de décliner les centres d'intérêts de l'apprenant mobile selon cette dimension du contexte.
- **Dimension utilisateur** : Un profil apprenant est une collection de données personnelles associées à un apprenant spécifique. Un profil apprenant est essentiellement décrit par un ensemble de données statiques (nom, prénom, date de naissance, etc.) et un ensemble de données dynamiques (but, préférences, connaissances, compétences, centres d'intérêt, etc.). Un profil joue un rôle important dans un système d'apprentissage (Brusilovsky, 1996) (Rety et al., 2003) pour adapter l'apprentissage aux spécificités de chaque profil.
- **Dimension device** : Afin d'adapter un contenu pédagogique à la technologie mobile censée délivrer l'information il est nécessaire de connaître les propriétés caractérisant ses technologies. Par exemple, si on a une formation à la souris, un Smartphone n'est pas adapté car il n'a pas de souris, de même si une formation contient des vidéos elle ne sera pas adaptée à des appareils mobiles tels que les MP3.

Pour réaliser un système m-learning sensible à ces différentes dimensions du contexte, le cycle de vie du processus de contextualisation a été étudié.

3.2 Modèle de contexte pour le m-learning

La gestion du contexte est constituée par un processus itératif qui utilise des informations contextuelles au niveau du système à partir de la détection et de l'acquisition du contexte. Il s'agit de capturer les données du contexte, de les stocker et de distribuer les LOs à l'apprenant selon les informations contextuelles stockées. (Pham Nguyen, 2010) définit les étapes nécessaires dans le cycle de vie d'un système sensible au contexte (Fig 3) :

- L'acquisition des données contextuelles : Il s'agit de capturer toutes les informations contextuelles qui sont disponibles.
- Stockage : Les données capturées sont stockées de façon significative et compréhensible pour l'utilisation envisagée.
- Traitement : Dans notre cas, le traitement des informations du contexte consiste à sélectionner des LOs à partir d'une requête et appliquer une méthode d'optimisation pour raffiner les LOs sélectionnés.

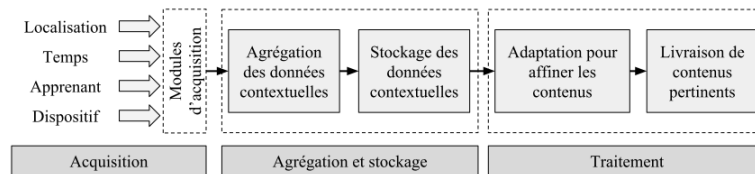


FIG. 3 – *Processus de gestion du contexte*

Pour prendre en compte le contexte dans un système m-learning, il est nécessaire de trouver un moyen de représenter le contexte dans ce dernier. 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 : modèle à base de schéma XML (Henricksen et al., 2003), modèle graphique UML (Strang et Linnhoff-Popien, 2004), modèle topic maps (Sielis et al., 2012), etc. 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 pour définir le modèle de contexte. Ceci est principalement dû aux propriétés formelles des ontologies et des moteurs d'inférence associés. En ce qui concerne les changements dynamiques du contexte, les ontologies permettent d'assurer l'interopérabilité au niveau sémantique et ainsi il est plus aisé de faire des modifications en assurant la cohérence sémantique des données. La figure 4 présente un aperçu simplifié du modèle de contexte.

Le modèle de contexte vient compléter l'ontologie des Learning Objects pour former ainsi une ontologie de domaine du m-learning. Une fois le choix du modèle effectué, les règles de construction de l'ontologie définies et le formalisme de représentation identifié, nous avons créé l'ontologie du m-learning avec l'éditeur Protégé². L'ontologie est peuplée avec des LOs venant de la base de données de CrossKnowledge³ en utilisant l'outil d'intégration de donnée Talend⁴. L'ontologie est par la suite sauvegardé dans un triple store de type Sesame OWLIM⁵. L'objectif maintenant est d'appliquer dessus des techniques de raffinement et d'adaptation des LOs pour livrer à l'apprenant un parcours de formation pertinent et optimisé selon son contexte. L'ontologie de domaine du m-learning est disponible à l'url :

<http://checksem.u-bourgogne.fr/WebServices/graphOntology/>.

2. <http://protege.stanford.edu/>

3. <http://www.crossknowledge.com/>

4. <http://www.talend.com/>

5. <http://www.ontotext.com/owlim>

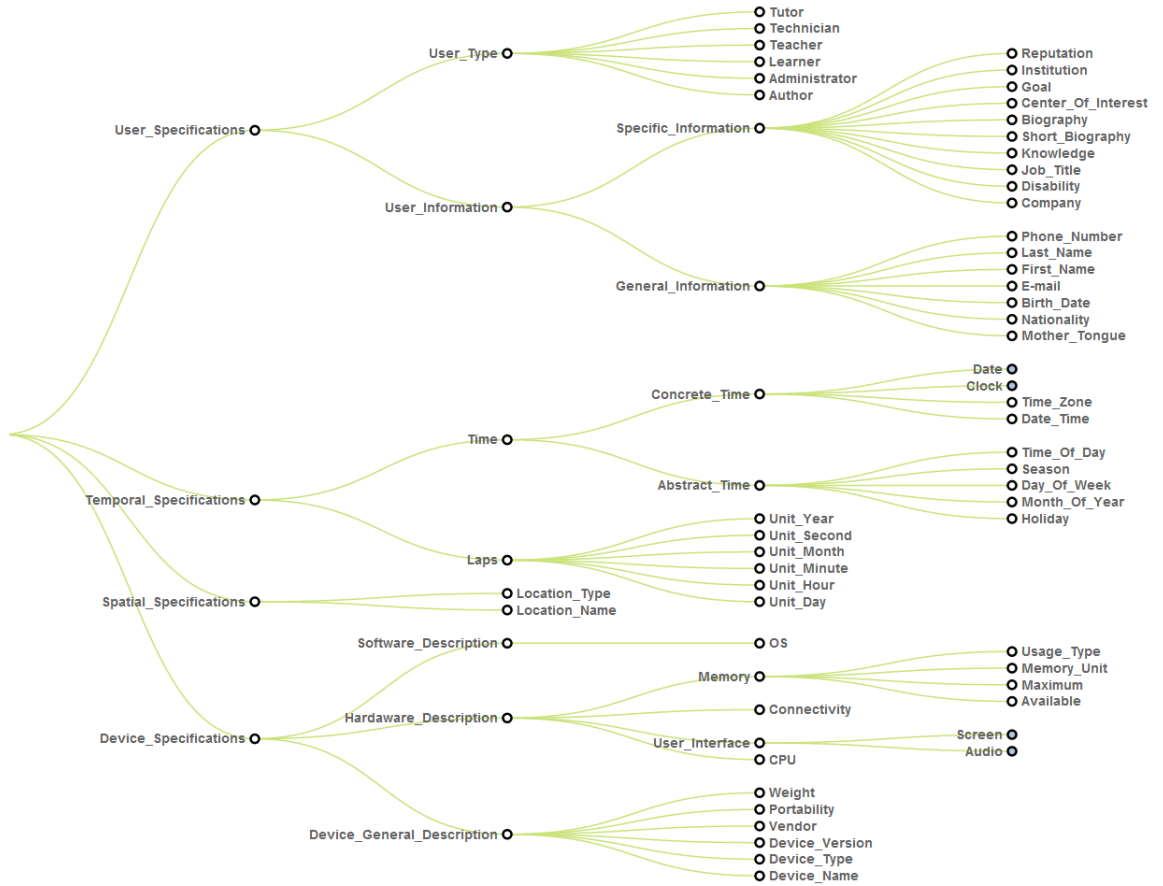


FIG. 4 – Aperçu simplifié du modèle de contexte

4 Approche adaptative et combinatoire pour le m-learning

4.1 Filtrage des Learning Objects

Afin d'implémenter un système d'apprentissage mobile 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 méthode pour filtrer les LOs est d'appliquer un ensemble de règles métier, indiquant quel LO utiliser dans quel contexte. Ces règles synthétisent les connaissances du domaine et des contraintes métiers qui doivent être respectées par le système.

Les règles métier sont traduites en SWRL (Semantique Web Rule Language) afin de les intégrer au triple store Sesame Owlim et par la suite pouvoir raisonner dessus. Exemples :

- Règle 1 : Limiter l'accès à un LO sur un dispositif de type Smartphone :

$\text{Learner}(?x) \wedge \text{Device}(\text{Smartphone}) \wedge \text{has learning device}(?x, \text{Smartphone}) \wedge \text{Learning Object}(?z) \rightarrow \text{has access}(?x, ?z)$

- Règle 2 : Limiter l'accès aux LOs pour un apprenant sourd :

$\text{Learner}(?x) \wedge \text{Disability}(\text{deaf}) \wedge \text{has disability}(?x, \text{deaf}) \wedge \text{Learning Object}(?y) \wedge \text{Format}(\text{text}) \wedge \text{has format}(?y, \text{text}) \rightarrow \text{has access}(?x, ?y)$

Les règles métier sont définies par les experts du domaine de l'apprentissage. Comme ces experts n'ont pas nécessairement une connaissance du langage de règles SWRL, nous avons donc développé un outil de génération de règles permettant de manipuler facilement les données de l'ontologie de domaine du m-learning et générer automatiquement les règles en SWRL.

4.2 Problème d'optimisation combinatoire

Dans le domaine du e-learning, un LO représente le plus bas niveau de granularité d'un parcours de formation pouvant faire l'objet d'un suivi. Pour valider une formation, un apprenant doit absolument avoir dans son parcours de formation un ensemble de LOs de type objectif. Des règles de précedence 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 précedence de manière à former un ensemble cohérent qui va permettre de remplir l'objectif de formation, et qui correspond à chaque étape au contexte de l'utilisateur, notamment aux supports de délivrance qui sont à sa disposition.

Si chaque LO était accessible sur chaque support de formation, il serait aisé de choisir à tout instant le meilleur support permettant de délivrer l'enseignement de la manière la plus adaptée au contexte de l'apprenant. Les cas réels que nous avons étudiés nous ont montré au contraire 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 briques de contenu, ou la présence de contenus absents de l'objectif de formation.

Dans notre cas, le problème peut se ramener à un problème de recherche de plus court chemin multimodal. Ce problème difficile, très étudié ces dernières années 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 selon 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 (parcours à pied plus long qu'en bus), le temps nécessaire pour parcourir un ensemble de briques de d'enseignement peut varier en fonction du support de diffusion (cours présentiel plus long que la lecture du même cours sur papier). 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, la maximisation du gain de compétences et la pertinence des supports de formation par rapport au contexte actuel de l'utilisateur.

Malgré l'évolution permanente des calculateurs, il existera certainement toujours, pour un problème difficile, une taille critique au-dessus de laquelle même une énumération partielle des solutions admissibles devient prohibitive en temps de calcul. Compte tenu de ces difficultés, la plupart des spécialistes de l'optimisation combinatoire ont orienté leur recherche vers le développement de méthodes heuristiques. Une métaheuristique est souvent définie comme une procédure exploitant au mieux la structure du problème considéré, dans le but de trouver une solution de qualité raisonnable en un temps de calcul aussi faible que possible (Widmer, 2001) (Nicholson, 1971).

Dans nos futurs travaux, nous proposons de comparer l'efficacité de certaines heuristiques proposées pour la résolution du problème de recherche du plus court chemin avec une métaheuristique inspirée du recuit simulé déjà utilisée avec succès pour un problème de recommandation de séjour touristique (Picot-Clément et al., 2012).

5 Conclusion

Dans ce papier, nous avons présenté une approche pour un système de recommandation appliqué au domaine du m-learning combinant les technologies du Web sémantique et des algorithmes d'optimisation combinatoire. Ce système est composé d'une partie statique représentant à la fois les contenus d'apprentissage et le contexte de l'apprenant et une partie adaptative et dynamique contenant des règles de comportement dans un contexte de mobilité et des métaheuristiques d'optimisation combinatoire. Notre approche permet 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 proposition permet une combinaison dynamique de morceaux de la formation en fonction de ces contraintes.

Références

- Draft standard for learning object metadata, ieee 1484.12.1-2002. http://ltsc.ieee.org/wg12/files/LOM_1484_12_1_v1_Final_Draft.pdf,.
- Ims learning design information model, version 1.0 final specification. http://www.imsglobal.org/learningdesign/ldv1p0/imsld_infov1p0.html,.
- Scorm 2004 handbook. <http://203.183.1.152/aen/content/act2005eg/data/txt1.pdf>,.
- Abel, M. (2007). Apport des memoires organisationnelles dans un contexte d'apprentissage.
- Bourda, Y. (2002). Des objets pédagogiques aux dossiers pédagogiques (via l'indexation). In *Document numérique*, pp. 115–128.
- Brusilovsky, P. (1996). Methods and techniques of adaptive hypermedia. pp. 87–129.
- Cheverst, K., K. Mitchell, et N. Davies (2002). The role of adaptive hypermedia in a context-aware tourist guide. *Commun. ACM* 45(5), 47–51.
- Dey, A. (2001). Understanding and using context. *Personal Ubiquitous Comput.* 5(1), 4–7.

- Dobson, S. (2005). Leveraging the subtleties of location. In *Proceedings of the 2005 joint conference on Smart objects and ambient intelligence : innovative context-aware services : usages and technologies*, New York, NY, USA, pp. 189–193. ACM.
- Ghebghoub, O., M. Abel, et C. Moulin (2009). Lomonto : Une ontologie pour l’indexation d’objets pédagogiques. In *AFIA platform workshop : Constructions d’ontologies : Vers un guide de bonnes pratiques*, Hammamet, Tunisia.
- Grandbastien, M., B. Huynh-Kim-Bang, et A. Monceaux (2008). Les ontologies du prototype luisa, une architecture fondée sur des web services sémantiques pour les ressources de formation. In *Actes des 19es Journées Francophones d’Ingénierie des Connaissances (IC 2008)*, Nancy, France, pp. 61–72.
- Henricksen, K. M., J. Indulska, et A. Rakotonirainy (2003). Generating context management infrastructure from high-level context models. In *Proceedings of the Fourth International Conference on Mobile Data Management*. Monash University.
- Nicholson, T. (1971). *Optimization in industry*.
- Pham Nguyen, C. (2010). *Conception d’un système d’apprentissage et de travail pervasif et adaptatif fondé sur un modèle de scénario*. Ph. D. thesis, Télécom Bretagne.
- Picot-Clément, R., F. Mendes, C. Cruz, et C. Nicolle (2012). Tourism-km, a variant of mmkp applied to the tourism domain. In *ICORES 2012-Proceedings of the 1st International Conference on Operations Research and Enterprise Systems*, Portugal, pp. 421–426.
- Rety, J., J. Martin, C. Pelachaud, et N. Bensimon (2003). *Coopération entre un hypermédia adaptatif éducatif et un agent pédagogique*. Paris : Hermes & Lavoisier.
- 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.
- Sielis, G. A., C. Mettouris, A. Tzanavari, et G. A. Papadopoulos (2012). *Context-aware recommendations using topic maps technology for the enhancement of the creativity process*.
- Strang, T. et C. Linnhoff-Popien (2004). A context modeling survey. In *Workshop Proceedings, First International Workshop on Advanced Context Modelling, Reasoning And Management at UbiComp*.
- Widmer, M. (2001). Les métaheuristiques : des outils performants pour les problèmes industriels. In *3e Conférence Francophone de MOdélisation et SIMulation “Conception, Analyse et Gestion des Systèmes Industriels”*. MOSIM’01.

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. This is called m-learning. So far, the learning environment was either defined by an educational setting, or imposed by the educational content; in our approach, in m-learning, we change the paradigm where the system adapts learning flow to the context of the learner.