



HAL
open science

Personnalisation des MOOC par la réutilisation de Ressources Éducatives Libres

Hiba Hajri

► **To cite this version:**

Hiba Hajri. Personnalisation des MOOC par la réutilisation de Ressources Éducatives Libres. Autre [cs.OH]. Université Paris Saclay (COmUE), 2018. Français. NNT : 2018SACL046 . tel-01849443

HAL Id: tel-01849443

<https://theses.hal.science/tel-01849443>

Submitted on 26 Jul 2018

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

NNT : 2018SACLC046

**THÈSE DE DOCTORAT
DE L'UNIVERSITÉ PARIS-SACLAY
PRÉPARÉE À CENTRALESUPÉLEC**

École doctorale n^o *ED580*
Sciences et technologies de l'information et de la communication
Spécialité de doctorat : Informatique

par

Mme. HIBA HAJRI

Personnalisation des MOOC par la réutilisation
de Ressources Éducatives Libres

Thèse présentée et soutenue à Gif-sur-Yvette, le 8 juin 2018.

Composition du Jury :

M.	Bruno Defude	Professeur IMT - Télécom SudParis	(Président du jury)
Mme	Anne Boyer	Professeur Université de Lorraine	(Rapporteur)
Mme	Marie-Hélène Abel	Professeur des Universités Université des technologies à Compiègne	(Rapporteur)
M.	Jean-Marie Gilliot	Maître de conférences IMT - Atlantique	(Examineur)
Mme	Yolaine Bourda	Professeur CentraleSupélec	(Directrice de thèse)
M.	Fabrice Popineau	Professeur CentraleSupélec	(Coencadrant de thèse)

Remerciements

A ma chère mère Dalila, pour tout l'amour et l'affection qu'elle m'apporte depuis mon premier jour et pour m'avoir toujours écouté et encouragé, même dans ses moments les plus difficiles; A mon cher père Ali, pour avoir toujours cru en moi et m'avoir donné toutes les chances pour réussir; A mon cher petit frère Mohamed Amine, toujours optimiste, qui a été toujours là pour m'épauler et surtout me faire rire et à mon cher compagnon Nabil pour son écoute, son encouragement et pour avoir su me supporter et me soutenir durant cette thèse, j'offre le fruit de ce travail ainsi que l'expression de ma plus affectueuse gratitude.

Je remercie ma directrice de thèse Yolaine Bourda et à mon co_encadrant Fabrice Popineau qui m'ont généreusement apporté aide et soutien durant cette thèse et ont su parfaire ce travail, chacun par sa touche personnelle. Merci à Anne Boyer et Marie Héléne Abel d'avoir accepté d'être rapporteurs de cette thèse et à Bruno Defude et Jean Marie Gilliot d'avoir accepté de faire partie du jury.

Je remercie également Gianluca Quercini et Idir Ait Sadoune, du département informatique de Centrale Supélec, qui m'ont généreusement apporté aide et les collègues avec lesquels j'ai partagé le bureau et j'ai vécu de bons moments durant la thèse : l'aimable et l'agréable Linda, Jill-Jénn avec son énergie et son dynamisme, Youssef, Hanene, Julien et Hiba. Enfin je remercie tous mes chers amis, notamment Yosra pour son enthousiasme et son sens d'humour, Imen pour ses conseils et son soutien, khawla pour son encouragement et la gentille Aïcha.

Table des matières

Introduction générale	1
Problèmes	2
Contributions	3
Publications	4
I Etat de l’art	5
1 Introduction	7
2 Les ressources éducatives libres	9
2.1 Introduction	9
2.2 Avantages et défis des REL	9
2.3 L’hétérogénéité des descriptions REL	10
2.4 Gestion de l’hétérogénéité des descriptions des REL par l’application des technologies du web sémantique	11
2.4.1 Web sémantique	11
2.4.2 Données ouvertes et liées (LOD)	12
2.4.3 Utilisation des LOD dans les descriptions des REL	13
2.5 Types des entrepôts de descriptions des REL	14
3 MOOC et personnalisation	17
3.1 EIAH et personnalisation	17
3.1.1 Environnements informatiques pour l’apprentissage humain (EIAH)	17
3.1.2 Personnalisation dans les EIAH	17
3.1.3 Systèmes de recommandation pour les EIAH	19
3.2 les MOOC	21
3.2.1 La différence entre les xMOOC et les cMOOC	21
3.2.2 Caractéristiques et les défis des MOOC	22
3.3 Personnalisation des MOOC	23
3.3.1 Méthodologie de recherche	23
3.3.2 Étude des résultats	24
4 Conclusion	29
II Contribution	31
5 Introduction	33
6 Architecture de la solution	35

7	Recommandation	37
7.1	Introduction	37
7.2	Critères à respecter par les REL recommandées par MORS	39
7.3	Caractéristiques de l'apprenant et du MOOC	40
7.3.1	MOOC	40
7.3.2	Apprenant	41
7.4	Modélisation de l'apprenant et du MOOC	42
7.4.1	Modèle du MOOC	42
7.4.2	Modèle de l'apprenant	43
7.5	Cas d'utilisation de la recommandation	45
7.5.1	Au début du MOOC	45
7.5.2	Recommandation à la fin de chaque section du MOOC	46
7.6	Module de recommandation	48
7.6.1	Processus de génération du profil du MOOC	48
7.6.2	Processus de génération du profil de l'apprenant	49
7.6.3	Processus de présélection des REL	49
7.6.4	Processus de raffinement des résultats	52
7.7	Conclusion	58
8	Réutilisation de ressources éducatives libres	59
8.1	Sélection des entrepôts des descriptions des REL	59
8.2	Étude et Comparaison des <i>bindings</i> RDF(s)/OWL des schémas de métadonnées	62
8.2.1	Aspects pédagogiques des REL	62
8.2.2	Éléments de métadonnées pour décrivant les aspects pédagogiques	63
8.3	Mises en correspondances entre les différents schémas	68
8.3.1	L'ontologie LOOM	70
8.4	Conclusion	76
9	Implémentation	77
9.1	Open edX	77
9.1.1	Technologies utilisées dans la plateforme	77
9.1.2	Les composants d'Open edX	78
9.1.3	Les bases de données	80
9.1.4	Un cours edX	81
9.2	Les XBlocks	81
9.3	Les XBlocks implémentés	81
9.3.1	Un XBlock pour générer le profil du MOOC et la partie statique du profil de l'apprenant(XB_{MAS})	81
9.3.2	Un XBlock de calcul des recommandations au début du MOOC (XB_{CRD})	82
9.3.3	Un XBlock de calcul des recommandations à la fin de chaque section du MOOC (XB_{CRS})	84
10	Conclusion	85
III	Evaluation	87
11	Introduction	89

12 Protocole d'évaluation	91
12.1 Adéquation des recommandations avec le profil du MOOC et le profil de l'apprenant	92
12.1.1 Évaluation de l'utilisation de la mesure de similarité sémantique	92
12.1.2 Évaluation de l'adéquation des ressources avec le profil du MOOC	93
12.1.3 Évaluation de l'adéquation des ressources avec le profil de l'apprenant	93
12.2 Évolution des connaissances des apprenants suite aux recommandations	94
12.3 Évaluation globale de l'approche	94
13 Résultats de l'évaluation	97
13.1 Évaluation globale de l'approche	97
13.1.1 Opinion des experts	97
13.1.2 Opinion des apprenants	98
13.2 Évolution des connaissances des apprenants suite aux recommandations	99
13.3 Adéquation des recommandations avec le profil du MOOC et le profil de l'apprenant	100
13.3.1 Évaluation de l'utilisation de la mesure de similarité sémantique	100
13.3.2 Évaluation de l'adéquation des ressources avec le profil du MOOC	102
13.3.3 Évaluation de l'adéquation des ressources avec le profil de l'apprenant	104
14 Conclusion	107
Conclusion générale	109
Travail effectué	109
Perspectives	110
Table des figures	113
Liste des tableaux	115
A Ontologie LOOM	117
Bibliographie	131

Introduction générale

La pédagogie ouverte ou l'*Open Education* est un concept qui caractérise tout un mouvement visant à ouvrir l'accès à une éducation de qualité à toute personne. Ce mouvement encourage la mise en place des systèmes et des moyens permettant de faciliter l'accès à la connaissance et minimisant les barrières géographiques, temporelles, économiques, etc. [113].

Avec le développement des technologies de l'information et de la communication (TIC) et surtout de l'internet, les créateurs de contenus éducatifs se mettent de plus en plus à les partager librement sur internet. Cette notion de partage de contenus accessibles sur le web est connue sous le nom de contenu ouvert ou l'*Open Content* [21, 56]. Le contenu ouvert est défini comme étant *toute œuvre protégée par un droit d'auteur qui permet aux utilisateurs d'obtenir une autorisation gratuite et perpétuelle pour participer à des activités de conservation telles que le partage ou la duplication du contenu, des activités de réutilisation du contenu dans une variété de façons, des activités de révision telles que la traduction du contenu dans d'autres langues, des activités de remix par la combinaison du contenu original ou du contenu révisé avec d'autres matériaux pour la création d'un nouveau contenu et des activités de redistribution en donnant par exemple, une copie du contenu à un ami*¹. Plusieurs organisations se sont donc inspirées de ce mouvement du contenu ouvert, en particulier les organisations éducatives qui ont commencé depuis les années 1990 à mettre en place du matériel pédagogique et à le partager librement sur internet.

En 2002, l'UNESCO adopte, lors de son forum «the Impact of Open Courseware for Higher Education in Developing Countries», le terme ressource éducative libre (REL). Celui-ci désigne tous types de matériels pédagogiques partagés gratuitement sur internet sous des licences ouvertes ou *Open License* offrant plusieurs permissions d'utilisations. Les REL englobent tous types de contenus éducatifs disponibles gratuitement sur le web. Elles peuvent se présenter sous forme d'un cours complet, d'un module, d'un objet d'apprentissage, d'une vidéo, d'un quiz et bien d'autres façons permettant de proposer de la connaissance. Les REL sont considérées comme un moyen permettant de concrétiser et réaliser les objectifs de l'éducation libre. Dans ce cadre, en 2007, la déclaration «*Cape Town Open Education Declaration*» a spécifié les stratégies et les principes à suivre pour faciliter le développement de la pédagogie ouverte. Parmi les trois stratégies proposées, deux d'entre elles encouragent à la production et au partage des REL :

- Encourager les enseignants et les apprenants à s'engager dans ce mouvement en leur proposant le soutien nécessaire pour créer et utiliser des REL.
- Les REL devraient être partagées sous des licences libres.
- L'éducation libre devrait être une priorité pour les gouvernements, les écoles et les universités.

1. <http://opencontent.org/definition/>

Aujourd'hui, de plus en plus de REL sont disponibles sur le web et devraient pouvoir être réutilisées dans un contexte différent de celui pour lequel elles ont été créées. En effet, produire des REL de qualité est une activité coûteuse en temps et la rentabilisation des REL passe par leur réutilisation. Afin de faciliter l'identification des REL, et donc leur réutilisation, elles sont le plus souvent décrites selon des schémas de métadonnées et elles sont référencées dans des portails en ligne. Cependant, ces portails sont destinés principalement à l'utilisation par des êtres humains, et non par des logiciels, et les REL référencées ne sont accessibles que par des requêtes entrées à la main dans le moteur de recherche du portail.

Dans ce cadre, les principes des données ouvertes et liées (LOD) sont de plus en plus appliqués aux descriptions des REL et ces descriptions sont stockées dans des entrepôts offrant des moyens d'accès standardisés. L'application de ces principes vise à gérer certains problèmes d'hétérogénéité liés à la diversité des schémas de métadonnées respectés par les descriptions ainsi que les moyens introduits pour permettre l'accès aux entrepôts de descriptions de REL. L'application des principes des données ouvertes et liées facilite l'identification des REL, d'une façon automatisée, par des machines. Pour cela, dans notre thèse, nous nous intéressons principalement aux REL décrites en respectant les principes de LOD.

Plusieurs initiatives ont découlé de ce mouvement de la pédagogie ouverte et de mises à disposition de ressources éducatives libres jusqu'à ce que le terme Massive Open Online Course (MOOC) apparaisse en 2008 et soit perçu en 2012 comme étant un mode d'apprentissage populaire. L'objectif principal du développement des MOOC était de renforcer les principes de la pédagogie ouverte en promouvant l'accès gratuit à une éducation de qualité par la proposition des cours en ligne, contenant plusieurs types de ressources telles que des vidéos, des quiz ou des textes, qui sont accessibles à toute personne ayant un accès à une connexion internet. Nous considérons les MOOC comme étant un cas particulier des environnements informatiques pour l'apprentissage humain (EIAH). Bien que l'évolution des MOOC, dans les dernières années, est considérée comme une révolution dans les EIAH, certains problèmes sont encore à résoudre pour que le mouvement des MOOC tienne ses promesses et révolutionne le monde de l'éducation. Un des majeurs problèmes des MOOC est la diversité des apprenants. En effet, un cours peut être suivi par des centaines de milliers d'apprenants du monde entier et ces apprenants ont nécessairement des profils variés. Cette pluralité des profils des apprenants rend difficile la mise à disposition d'un système *one-size-fits-all* qui peut répondre aux besoins et aux objectifs de chaque apprenant.

Pour régler les problèmes des MOOC, une des solutions qui a été adoptée est d'appliquer les techniques de personnalisation pour adapter le contenu présenté dans le MOOC aux spécificités de chaque apprenant. La personnalisation de l'apprentissage dans les EIAH est un domaine de recherche qui a commencé à être étudié depuis de longues années. Or, bien que les MOOC représentent un cas particulier des EIAH, la personnalisation des MOOC relève de nouveaux défis venant surtout du caractère massif et ouvert qui caractérise les MOOC.

Problèmes

Les problèmes, liés à la personnalisation des MOOC par la réutilisation des REL, auxquels nous nous sommes intéressés dans cette thèse sont les suivants.

Des recommandations de REL remédiant aux lacunes d'un apprenant suivant un MOOC

Comment sont détectées les lacunes de l'apprenant? À quels stades du MOOC est déclenché le processus de recommandation pour un apprenant?

Des recommandations de REL adaptées aux caractéristiques de l'apprenant

Quelles sont les informations sur l'apprenant à prendre en considération au moment du calcul des recommandations pour qu'elles soient adaptées à ce dernier? Comment capturer ces informations?

Des recommandations de REL complétant le parcours initial proposé par le MOOC

Quelles sont les spécificités du MOOC à prendre en considération au moment du calcul des recommandations de REL recommandées pour qu'elles s'intègrent dans le MOOC et le complètent? Quels sont les critères à respecter par les REL à recommander pour prendre en considération ces spécificités? Comment changent ces critères selon le stade du MOOC dans lequel est déclenché le processus de recommandation pour l'apprenant?

La sélection des REL d'une façon dynamique et automatisée

Comment récupérer automatiquement des REL en interrogeant plusieurs entrepôts de descriptions de REL, qui respectent les principes de LOD, en tenant compte du caractère évolutif de ces entrepôts?

Contributions

Recommandations de REL

Le système de recommandation que nous proposons fournit à l'apprenant des recommandations de REL disponibles sur le web. Les REL recommandées sont récupérées par des recherches portant sur les métadonnées décrivant les REL. Pour cela, nous nous sommes intéressés aux entrepôts disponibles sur le web qui stockent des descriptions de REL, respectant les principes des données ouvertes et liées, et qui proposent un moyen d'accès standardisé aux métadonnées. Pour récupérer des REL référencées dans plusieurs entrepôts sans interroger chaque entrepôt à part, nous proposons un moyen qui permet d'utiliser une seule requête pour sélectionner des liens vers des REL à partir de plusieurs entrepôts.

Recommandations adaptées à l'apprenant et au MOOC suivi

Dans notre solution, nous avons choisi de fournir des recommandations de REL à un apprenant qui est en train de suivre un MOOC quand un manque de connaissance est détecté chez l'apprenant et peut l'empêcher de comprendre la suite des connaissances proposées dans le MOOC. Un MOOC représente le parcours d'apprentissage initial suivi par l'apprenant et les REL recommandées sont des ressources externes conçues par d'autres enseignants, sous d'autres conditions et elles vont compléter ce parcours initial. Il est donc important de choisir des REL qui s'intègrent proprement dans ce parcours à l'instant de recommandation. Les REL que nous proposons par notre système de recommandation sont adaptées aux caractéristiques de l'apprenant tout en respectant les spécificités du MOOC suivi.

Calcul dynamique des recommandations

Les recommandations sont proposées à l'apprenant à des stades différents du MOOC. Le calcul

des recommandations se fait dynamiquement selon l'évolution des caractéristiques de l'apprenant, le stade du MOOC et l'évolution des entrepôts externes de descriptions de REL. Autrement dit, le calcul de la recommandation à un instant t prend en compte le profil de l'apprenant, le profil du MOOC et les contenus des entrepôts de descriptions de REL, à cet instant t .

Module de recommandation dans la plateforme Open edX

Pour mettre en place notre solution, nous l'avons implémentée dans une plateforme de MOOC qui est largement utilisée, Open edX. Le module de recommandation implémenté peut être intégré dans n'importe quel MOOC qui respecte une certaine structure et qui porte sur n'importe quel domaine.

Publications

Poster à EC TEL 2015

Hiba Hajri, Yolaine Bourda et Fabrice Popineau (2015). «Querying Repositories of OER Descriptions : The Challenge of Educational Metadata Schemas Diversity.» *Design for Teaching and Learning in a Networked World*. Springer, p. 582–586.

Communication à ICALT 2017

Hiba Hajri, Yolaine Bourda et Fabrice Popineau (2017). «MORS : A System for Recommending OERs in a MOOC.» *In Advanced Learning Technologies (ICALT), 2017 IEEE 17th International Conference on*. IEEE, p. 50–52.

Communication à CSEDU 2018

Le papier «A system to recommend OERs during an online course» sera présenté le 15 mars 2018.

Première partie

Etat de l'art

Introduction

La personnalisation de l'apprentissage représente un des domaines de recherche les plus étudiés dans le cadre des EIAH. Selon l'étude de [106] qui propose un classement des travaux effectués dans le cadre de l'utilisation des données ouvertes et liées dans les EIAH jusqu'au mois de mars 2013, la personnalisation de l'apprentissage est classée en deuxième position avec 33% des travaux.

Avec l'apparition des MOOC et surtout de leur caractère massif et ouvert, la question de la personnalisation prend de plus en plus d'ampleur. En effet, un apprenant qui suit un MOOC partagé gratuitement sur le web sans aucun engagement lié à des frais d'inscription qu'il a payés ou à un diplôme qu'il doit obtenir peut, à tout moment, décider de ne pas le finir s'il ne répond plus à ses besoins.

D'un autre côté, les REL sont de plus en plus partagées sur le web par des enseignants, des institutions d'enseignement, etc. Les créateurs des REL partagent leurs ressources afin qu'elles soient largement réutilisées. En effet, produire des ressources de qualité est très coûteux en temps et il serait dommage qu'elles ne soient pas réutilisées. Pour faciliter la réutilisation des REL, leurs descriptions doivent être fournies et des moyens d'accès à leurs métadonnées doivent être proposés.

Les REL partagées sur le web peuvent donc être utilisées pour la personnalisation de l'apprentissage. Une REL qui respecte certains critères peut être utilisée pour compléter un cours initial dans un point spécifique de celui-ci.

Le but de notre thèse consiste à proposer une approche pour la personnalisation des MOOC à travers la recommandation et donc la réutilisation de REL. Dans ce cadre, nous commençons par présenter les techniques introduites dans la littérature pour faciliter la découverte des REL, première étape nécessaire pour pouvoir les retrouver et donc les réutiliser. Nous présentons quelques schémas de métadonnées utilisés pour décrire les REL amenant à des descriptions hétérogènes stockées dans des entrepôts isolés et qui ne sont pas interopérables. Dans un deuxième temps, nous présentons une solution adoptée dans la littérature pour régler ce problème d'hétérogénéité qui consiste à appliquer les principes des données ouvertes et liées aux descriptions des REL. Dans le deuxième chapitre, nous nous présentons d'abord un état de l'art de la personnalisation dans les EIAH en étudiant certaines approches proposées dans la littérature. Par la suite, nous nous intéressons aux MOOC comme cas particulier des EIAH. Nous introduisons les caractéristiques de ceux-ci ainsi que les défis auxquels ils doivent répondre en matière de massification de l'enseignement. Puis nous analysons certaines approches mises en avant pour personnaliser les MOOC. Nous concluons cette partie par

la présentation de certaines limitations identifiées en ce qui concerne les techniques proposées pour favoriser la découverte des REL ainsi que les approches de personnalisation des MOOC, que nous avons étudiées.

Les ressources éducatives libres

2.1 Introduction

Dès les débuts du web, de nombreuses ressources éducatives ont été mises à disposition en ligne. Le terme REL est apparu en 2002 et depuis son apparition, plusieurs définitions ont été proposées pour les REL [61, 21, 56]. En 2012, lors du congrès mondial des REL, l'UNESCO, dans la déclaration de Paris 2012, a énoncé une définition plus raffinée et approfondie des REL. Les REL sont définies comme suit : «*Le matériel d'enseignement, d'apprentissage et de recherche sur tout support numérique ou autre, appartenant au domaine public ou qui a été diffusé sous une licence ouverte permettant l'accès gratuit, la réutilisation, l'adaptation et la redistribution par autrui sans aucune restriction. La licence ouverte est construite dans le cadre des droits de propriété intellectuelle définis dans les conventions internationales pertinentes et respecte la paternité de l'œuvre.*»

Les Licences utilisées pour partager les REL sont le plus souvent des Licences *Creative Commons*¹. L'association *Creative commons* propose un moyen standardisé permettant d'associer des licences aux œuvres afin de les partager d'une façon ouverte et flexible [98]. Les licences *Creative commons* sont au nombre de six et sont une combinaison de quatre options. (1) Attribution : Il faut créditer la création de la manière demandée par son créateur sans suggérer qu'il offre son soutien lors de l'utilisation de la création. (2) Pas de modification : Pour modifier la création, il faut obtenir l'autorisation du créateur. (3) Partage dans les mêmes conditions : La création peut être reproduite, diffusée et modifiée, mais dans les mêmes conditions que la création initiale. (4) Pas d'utilisation commerciale : La création peut être reproduite, diffusée et modifiée, mais pas pour des fins commerciales.

Les six licences *Creative commons* possibles à partir de ces options sont Attribution, Attribution / Pas de modification, Attribution / Pas d'utilisation commerciale / Pas de modification, Attribution / Pas d'utilisation commerciale, Attribution / Pas d'utilisation commerciale / Partage dans les mêmes conditions et Attribution / Partage dans mêmes conditions.

2.2 Avantages et défis des REL

Les créateurs de ressources pédagogiques sont de plus en plus influencés par cette culture de partage du matériel éducatif gratuitement sur internet et les REL proposées sont innombrables. Une

1. <http://creativecommons.fr/licences/>

étude menée en 2012 par l'UNESCO et l'organisation *Commonwealth For Learning*², dans 82 pays, a montré que des REL existent ou sont en cours de production pour tous les niveaux éducatifs, de la petite enfance jusqu'au doctorat [53] [13]. Plusieurs portails ont été créés pour partager des REL comme OCWfinder, Temoa, knwoledge Finder, Discover Ed, OER Dynamic Search Engine et le portail du numérique dans l'enseignement supérieur français³ qui permet d'accéder, entre autres, aux ressources pédagogiques des sept Universités Numériques Thématiques (UNT) françaises couvrant des domaines différents tels que «Santé et sport», «Environnement et développement durable» ou «Sciences de l'ingénieur et technologie».

Les REL ne présentent pas des avantages que pour les apprenants, mais aussi pour ceux qui fournissent la connaissance. Si les enseignants et les institutions d'enseignement se sont engagés dans ce mouvement, c'est parce que le partage des REL présente des avantages pour eux aussi. La publication de REL de qualité permet aux institutions d'améliorer leur image dans le monde entier et d'attirer des étudiants et des enseignants. En concevant et partageant une ressource pédagogique de qualité sur le web, l'enseignant peut élargir son réseau professionnel et sa ressource peut être utilisée et référencée partout dans le monde [51] [27].

Comme la production de REL de qualité est coûteuse, surtout en temps, elles doivent être réutilisées pour des objectifs d'apprentissage et des contextes différents de ceux pour lesquels elles ont été créées. C'est là que réside le défi principal auquel sont confrontées les REL. Aujourd'hui, la question n'est plus de convaincre les institutions et les enseignants de produire des REL, mais de trouver des moyens pour renforcer leur réutilisation. Pour pouvoir réutiliser une REL, il faut tout d'abord la trouver sur le web. Dans ce cadre, l'utilisation d'un moteur de recherche tel que Google n'est pas suffisante parce qu'il ne permet pas de rechercher des ressources pédagogiques en se basant sur des critères précis. Par exemple, un apprenant ne pourra pas trouver un cours lui permettant d'apprendre une certaine notion avec une difficulté spécifique et nécessitant une durée d'apprentissage fixée. L'obstacle principal qu'il faut franchir pour renforcer la réutilisation des REL est de faciliter l'identification des ressources [88]. Pour cela il faut associer aux ressources partagées des métadonnées standardisées décrivant les ressources [84, 8].

2.3 L'hétérogénéité des descriptions REL

Un des premiers schémas de métadonnée utilisés sur le web est le *Dublin Core*⁴. Il a été créé pour faciliter la recherche des ressources qui ne sont pas spécifiquement pédagogiques et sur le web, mais il a servi de base pour élaborer d'autres schémas [50]. Un autre schéma qui est un des schémas les plus répandus pour décrire des ressources pédagogiques est le *Learning Object Metadata* (LOM). Le LOM est un standard international publié par l'IEEE en 2002 [24]. Il a donné lieu à de nombreux profils d'applications. Un profil d'application est défini dans [48] comme étant *un ensemble d'éléments de métadonnées issues d'un ou plusieurs schémas de métadonnées combinés afin d'améliorer et d'optimiser leur utilisation dans un cadre particulier* pour répondre à des besoins spécifiques. Parmi les profils d'applications du LOM, on trouve le LOMFR en France et le CanCore au Canada.

Un autre schéma de description de ressources pédagogiques est le *Metadata for Learning* (MLR) [17],

2. <https://www.col.org/>

3. <http://www.sup-numerique.gouv.fr/pid33288/catalogue-ressources-pour-auto-formation.html>

4. <http://www.dublincore.org/>

norme ISO en plusieurs parties, introduite pour pallier certaines difficultés rencontrées par les utilisateurs du LOM telles que l'incompatibilité entre de nombreux profils d'application basés sur le LOM ou l'ambiguïté de certains éléments du schéma, par exemple l'élément «Resource Type» qui mélange les types pédagogiques et documentaires.

Le schéma *Learning Resource Metadata initiative* (LRMI), extension pour l'éducation du *Dublin Core*, a été créé par l'*Association of Educational Publishers* et l'association *Creative Commons* en s'appuyant sur le vocabulaire *Schema.org*. Cette initiative a été lancée en collaboration entre des moteurs de recherche (Google, Yahoo et Bing) et en ajoutant des propriétés pour décrire les ressources éducatives.

Ainsi il n'existe aucun schéma unique pour décrire les REL. Quasiment, chaque entrepôt stockant des descriptions de REL, utilise un schéma de métadonnées différent de celui des autres entrepôts. De plus, les mécanismes d'accès aux métadonnées fournis par les entrepôts reposent sur des technologies différentes comme des mécanismes ad hoc, des services web individuels ou d'autres mécanismes comme OAI-PMH⁵ [86].

Cette diversité de technologies a donné lieu à des descriptions de REL stockées dans des entrepôts distribués et hétérogènes. Chaque entrepôt isolé utilise ses propres technologies que ce soit au niveau des schémas de métadonnées adoptés ou des moyens fournis pour accéder aux données. Chaque entrepôt propose son propre portail pour interroger les métadonnées et peu d'entre eux fournissent des moyens d'accès par des logiciels. Cette hétérogénéité a causé un problème d'interopérabilité entre les entrepôts. Les différentes API proposées par chacun d'eux rendent impossible l'utilisation d'une seule requête pour recenser des REL à partir de plusieurs entrepôts.

Cependant, cette situation commence à changer avec l'utilisation des technologies du web sémantique et plus précisément les principes des données ouvertes et liées (LOD).

2.4 Gestion de l'hétérogénéité des descriptions des REL par l'application des technologies du web sémantique

2.4.1 Web sémantique

Le terme web sémantique a été inventé par Tim Berners-Lee l'inventeur du World Wide Web et le directeur du World Wide Web Consortium (W3C) [15]. Le but était de renforcer et d'appuyer le partage et l'échange des ressources sur le web et plus précisément permettre aux machines d'accomplir certaines tâches sans l'intervention humaine.

Les technologies du web sémantique permettent la création d'entrepôts de données sur le web et l'introduction de vocabulaires et de règles pour pouvoir gérer ces données⁶.

Langages du web sémantique

RDF RDF⁷ est le langage de base du web sémantique. Il permet de structurer les métadonnées des ressources et en particulier des ressources web. RDF représente les propriétés des ressources sous forme d'expressions appelées triplets RDF de la forme : sujet-prédicat-objet. Le sujet désigne la

5. <http://www.openarchives.org/pmh/>

6. <https://www.w3.org/standards/semanticweb/>

7. <https://www.w3.org/TR/rdf11-concepts/>

ressource qui est dénotée par un identifiant unique (IRI). Le prédicat représente la relation entre le sujet et l'objet. Cette relation est aussi dénotée par une IRI. Cette relation représente une des propriétés applicables à la ressource. L'objet désigne la valeur de cette propriété qui peut être une IRI ou un élément littéral. Un ensemble de triplets RDF représente un graphe RDF.

RDF Schema (RDFS) RDFS est une extension sémantique de RDF. Il permet de spécifier des classes et des propriétés ⁸.

OWL Le langage d'ontologie Web OWL est un langage du web sémantique permettant de représenter des concepts ainsi que les relations entre eux dans des ontologies qui peuvent être publiées sur le web ⁹. OWL est une extension de RDF qui permet de spécifier plus finement les classes et les propriétés en précisant par exemple les cardinalités des propriétés, les relations entre les classes, les caractéristiques des propriétés et des descriptions un peu complexes de classes.

SPARQL SPARQL est un langage de requête pour RDF. Il permet d'exprimer des requêtes pour interroger des sources de données stockant des données sous forme de triplets RDF. Ces sources de données peuvent être des fichiers RDF ou des entrepôts RDF (des entrepôts qui stockent des données RDF). Dans la plupart des cas, les entrepôts RDF fournissent des points d'entrée SPARQL pour accéder aux graphes RDF [31]. Les points d'entrée SPARQL sont des services qui permettent aux utilisateurs d'interroger une base de connaissances par le biais du langage SPARQL. Ils peuvent être considérés comme étant des interfaces permettant aux machines d'accéder aux données.

2.4.2 Données ouvertes et liées (LOD)

La vision des LOD a été introduite pour compléter et soutenir la vision du web sémantique. Le terme LOD désigne un ensemble de bonnes pratiques pour publier et connecter des données structurées sur le web [14] [47].

En effet, pour pouvoir favoriser l'échange des données sur le web, il faut qu'elles soient partagées sur le web d'une façon standardisée et qu'elles soient aussi accessibles et gérables par le biais des technologies du web sémantique. De plus, il faut spécifier et fournir les relations qui lient ces données. Les données vérifiant ces critères sont des LOD ¹⁰.

Pour créer des LOD, [14] définit les principes à respecter en utilisant les technologies du web sémantique et définissant les liens entre les données. Ces principes sont :

- Utiliser des IRI pour identifier les entités.
- Utiliser des IRI qui existent sur le web.
- Fournir à travers l'IRI des informations utiles, précises et lisibles pour les machines en utilisant les standards RDF et SPARQL.
- Insérer des liens vers d'autres IRI pour renforcer la découverte d'autres informations sur le web.

8. <https://www.w3.org/TR/rdf-schema/>

9. <https://www.w3.org/OWL/>

10. <https://www.w3.org/standards/semanticweb/data>

2.4.3 Utilisation des LOD dans les descriptions des REL

Dans la littérature, plusieurs travaux ont été menés pour résoudre les problèmes d'interopérabilité des entrepôts de descriptions des REL en appliquant les principes des LOD [59, 86].

Une première étape est de générer les *bindings* RDF/OWL des schémas existants de métadonnées ou bien de créer de nouveaux schémas avec leurs *bindings* RDF/OWL, en se basant sur les schémas existants [86, 30].

Dans ce cadre, plusieurs travaux ont ainsi été menés soit pour spécifier des *bindings* RDF/OWL des schémas de métadonnées existants soit pour créer de nouveaux schémas accompagnés de leurs *bindings*. Nous citons à titre d'exemple quelques *bindings* qui ont été proposés pour le LOM [80, 71, 41], un *binding* défini pour le LRMI¹¹ et un travail en cours de finalisation pour le MLR [60].

Nous citons aussi le schéma SemUNT [59] qui a été créé dans le cadre du projet SemUnit visant à appliquer les principes des données ouvertes et liées aux métadonnées décrivant les ressources pédagogiques des UNT, ces métadonnées reposant sur le schéma de métadonnées SupLOMFR. Un entrepôt contenant les descriptions des REL respectant le *binding* RDF/OWL de SemUNT a été mis en place et un point d'entrée SPARQL a été proposé pour accéder aux descriptions.

Le Linked Open Courseware Data (LOCWD)¹² est un autre schéma qui a été introduit pour décrire les propriétés et les classes spécifiques à l'*Open Courseware Consortium* [87]. Un *binding* RDF/OWL est aussi proposé¹³. Les métadonnées extraites des REL, collectées à partir des entrepôts de ce consortium¹⁴, sont donc représentées en utilisant le vocabulaire LOCWD défini, stockées dans un entrepôt et publiées sous forme de LOD. Un point d'entrée SPARQL a été introduit pour permettre l'interrogation des métadonnées.

Dans [88], une continuation de la recherche de [87] a été menée pour proposer un schéma de métadonnées pour décrire des REL de différents types, collectées à partir de Merlot¹⁵, OER Commons¹⁶, OCW Consortium¹⁷ et Serendipity [88]. L'entrepôt Serendipity¹⁸ ainsi qu'un point d'entrée SPARQL¹⁹ sont proposés.

Le schéma de métadonnées Comete²⁰ est introduit dans [84]. Un répertoire COMETE²¹ contenant des descriptions de REL collectées qui respectent le schéma Comete ainsi qu'un point d'entrée SPARQL²² sont proposés.

Plusieurs institutions éducatives ont aussi commencé à publier leurs données sous forme de LOD. Le portail *Linked Universities*²³ énumère une liste de ces universités avec les points d'entrée SPARQL permettant d'accéder aux triplets RDF stockés dans l'entrepôt de chaque université. Parmi ces institutions on trouve l'*Open University* au Royaume Uni. C'est la première organisation éducative qui

11. <http://dublincore.org/dcx/lrmi-terms/2015-02-09/>

12. <http://purl.org/locwd/schema>

13. <http://purl.org/locwd/schema>

14. <http://www.oeconsortium.org/>

15. <https://www.merlot.org/merlot/index.htm>

16. <https://www.oercommons.org/>

17. <http://www.oeconsortium.org/>

18. <http://serendipity.utpl.edu.ec/>

19. <http://serendipity.utpl.edu.ec/lod/sparql>

20. <http://comete.licef.ca/reference/#>

21. <http://comete.licef.ca/>

22. <http://comete.licef.ca/snorql/>

23. <http://linkeduniversities.org/>

a créé un entrepôt de LOD ²⁴ pour exposer les informations provenant des différents départements de l'Open University. Autour de 5 millions de triplets sont référencés dans ce répertoire ; des vidéos, des cours, des qualifications, des organisations et des personnes [31] [114]. Un point d'entrée SPARQL ²⁵ est fourni pour permettre l'interrogation de l'entrepôt. Le *Linked universities* référence pour le moment 10 universités avec leurs points d'entrée SPARQL.

On trouve aussi des travaux qui soutiennent l'adoption des LOD en partageant les entrepôts de métadonnées des REL qui respectent les principes des LOD.

C'est le cas du projet *Linked Up* ²⁶ qui vise à encourager et promouvoir l'exploitation et l'adoption des données ouvertes partagées sur le web, en particulier par les institutions éducatives [49]. Pour atteindre cet objectif, *Linked Up* encourage la collecte des données ouvertes et liées explicitement à l'éducation ainsi que les données qui peuvent être pertinentes à l'éducation. Toutes les données collectées sont stockées dans le catalogue *Linked Education Cloud* ²⁷. Le *datahub.io* ²⁸ représente la base du *Linked Education Cloud*. *Datahub.io* est une plateforme de gestion des données basée sur le système de gestion de données CKAN ²⁹. Le catalogue *Datahub* expose des centaines d'entrepôts provenant de différentes organisations et offrant un point d'entrée SPARQL pour un accès standardisé aux triplets RDF. Plus d'une trentaine de ces entrepôts ont été inclus dans le *Linked Education Cloud*. Les données incluses dans ces 36 entrepôts sont représentées en utilisant le vocabulaire VOID ³⁰ et un point d'entrée SPARQL commun est proposé pour accéder à ces données [28].

2.5 Types des entrepôts de descriptions des REL

Les entrepôts contenant des descriptions de REL qui respectent les principes de LOD peuvent être classés en deux catégories. La première catégorie englobe les entrepôts contenant des métadonnées des REL qui ont été créées pour faire de l'enseignement. Il s'agit donc du matériel pédagogique produit par des institutions et des enseignants. Nous citons à titre d'exemple Comete, SemUNT, mEducator et *education.data.gov.uk*. La deuxième catégorie englobe les entrepôts stockant les métadonnées de RELs qui peuvent être utilisées pour faire de l'enseignement, mais qui n'ont pas été initialement créées pour cette fin. Parmi ces entrepôts, nous citons l'entrepôt *Europeana SPARQL* ³¹ du projet *Europeana* ³² dans le domaine de l'héritage culturel. Dans le domaine de la recherche et des publications, on trouve l'entrepôt *Pubmed* ³³. Des ressources qui présentent des interventions dans des conférences ou des séminaires sont décrites dans l'entrepôt *TED Talks* ³⁴.

Dans notre travail de thèse, nous nous sommes intéressés aux entrepôts de descriptions de REL qui respectent les principes des données ouvertes et liées pour pouvoir interroger automatiquement ces entrepôts par des requêtes SPARQL et sélectionner des REL en qui respectent certains critères

24. <http://data.open.ac.uk/>

25. <http://data.open.ac.uk/query>

26. <https://linkedup-project.eu/>

27. <http://data.linkededucation.org/linkedup/catalog/>

28. <http://datahub.io/>

29. <https://ckan.org/>

30. <https://www.w3.org/TR/void/>

31. <https://old.datahub.io/dataset/europeana-sparql>

32. <https://www.europeana.eu/portal/fr>

33. <http://pubmed.bio2rdf.org/sparql>

34. <http://data.linkededucation.org/request/ted/sparql>

précis. Concernant le type des entrepôts, nous avons choisi les entrepôts englobant des descriptions de REL créées pour faire de l'éducation puisque notre but est de personnaliser un parcours d'apprentissage présenté dans un MOOC et de le compléter par des ressources pédagogiques supplémentaires partagées sous forme de REL.

MOOC et personnalisation

3.1 EIAH et personnalisation

3.1.1 Environnements informatiques pour l'apprentissage humain (EIAH)

Un EIAH est défini dans [103] comme étant *un environnement informatique conçu dans le but de favoriser l'apprentissage humain, c'est-à-dire la construction de connaissances chez un apprenant*. Selon [104], un EIAH peut être (1) un composant logiciel unique qui embarque une intention pédagogique, (2) un environnement constitué de plusieurs composants dont certains embarquent une intention pédagogique ou (3) un environnement constitué de plusieurs composants, qui ne sont pas eux-mêmes conçus en fonction des considérations pédagogiques, mais qui sont agencés (articulés, inter opérés) de façon à dénoter une intention pédagogique.

3.1.2 Personnalisation dans les EIAH

D'une façon globale, la personnalisation consiste à changer le comportement et les caractéristiques d'un système en fonction de l'utilisateur qui interagit avec lui. La personnalisation proposée à un utilisateur bien spécifique repose sur son profil. Le profil d'un utilisateur contient des informations qui le caractérisent et il est l'instanciation d'un modèle qui dépend de l'application.

La personnalisation dans les EIAH est un sujet de recherche bien établi qui devient de plus en plus important. Plusieurs définitions et explications ont été proposées pour présenter la personnalisation dans le cadre éducatif. Dans [108], la personnalisation est définie comme étant *"la structuration automatique des parcours d'apprentissage pour répondre aux besoins de l'apprenant"*. D'une façon plus détaillée, [9] décrit l'apprentissage personnalisé comme étant *"l'adaptation de la pédagogie, des programmes et des environnements d'apprentissage pour répondre aux besoins et au style d'apprentissage de chaque apprenant"*.

La personnalisation des environnements d'apprentissage a pour but de changer la perspective traditionnelle de l'enseignement qui est centrée sur l'enseignant en une perspective centrée sur l'apprenant [65].

[65] définit les aspects qui peuvent être personnalisés dans un environnement d'apprentissage : (1) le contenu délivré aux apprenants durant le processus d'apprentissage, (2) la présentation et l'ordre selon lesquelles est présenté ce contenu, (3) la méthode utilisée pour évaluer les apprenants.

Système d'hypermédia adaptatif

Un système d'hypermédia adaptatif est un système qui adapte son comportement selon les besoins de l'utilisateur. Il aide l'utilisateur à trouver les éléments les plus pertinents pour lui à partir d'un certain ensemble d'informations du web [19, 75, 83]. Deux technologies d'adaptation sont utilisées dans les systèmes d'hypermédia adaptatif. La première est l'adaptation de la présentation du contenu d'une page selon les caractéristiques de l'utilisateur qui y accède. Ce contenu adapté peut être du texte ou des éléments multimédias de la page. La deuxième technologie est l'adaptation du support de navigation qui permet de changer la façon avec laquelle sont présentés les liens aux utilisateurs selon leurs caractéristiques. Cette adaptation peut s'effectuer en triant des liens, en les annotant ou en masquant certains d'eux [19].

Les systèmes de recommandation

Les systèmes de recommandation ont été largement étudiés et mise en place dans plusieurs domaines [2]. À titre d'exemple, les techniques de personnalisation sont adoptées par les moteurs de recherche (sur Google par exemple, des résultats en fonction de la géolocalisation, l'historique de navigation et le comportement de l'utilisateur dans les réseaux sociaux sont affichés.) et par les plateformes de e-commerce (sur Amazon par exemple, les produits achetés par les personnes qui ont déjà acheté un produit qui a intéressé un utilisateur sont affichés à cet utilisateur.).

Dans le domaine des EIAH, les systèmes de recommandation ont commencé depuis des années à attirer l'attention des chercheurs. Cependant la recommandation dans les EIAH a des exigences et des particularités qui ne sont pas présentes dans les autres domaines. En effet, les systèmes de recommandation dans les EIAH visent à aider les apprenants à atteindre un certain objectif d'apprentissage lié à l'acquisition d'un certain niveau de connaissance. Contrairement à la vente d'un produit commercial ou bien la proposition d'un film, faire apprendre une certaine notion à un apprenant est une tâche qui nécessite plus de temps et plus de soutien. Pour cela l'objectif de la recommandation dans les EIAH est plus complexe que celui des plateformes de e-commerce pour lesquelles l'objectif de la recommandation est atteint une fois que l'utilisateur achète le produit [32].

Une autre différence entre le domaine des EIAH et le domaine du e-commerce concerne les caractéristiques de l'apprenant exploitées pour lui proposer des recommandations qui lui sont adaptées. En effet, dans le domaine du e-commerce, les recommandations de produits se basent principalement sur les préférences et les intérêts de l'utilisateur. Cependant dans le domaine de l'apprentissage, les recommandations de ressources pédagogiques ne peuvent pas se baser uniquement sur les préférences de l'apprenant. Différentes caractéristiques de chaque apprenant sont à identifier et à exploiter pour prendre en considération plusieurs dimensions à la fois. Ainsi, on ne peut pas, par exemple, recommander à un apprenant des ressources faciles ou courtes, mais qui ne lui permettent pas d'atteindre son objectif d'apprentissage. On ne peut pas aussi recommander une ressource, qui a été appréciée par un apprenant, à d'autres apprenants uniquement parce qu'ils ont les mêmes styles d'apprentissage et peuvent en contrepartie ne pas avoir les mêmes connaissances [32].

Pour créer des systèmes de recommandations pour les environnements d'apprentissage en ligne, différentes techniques de recommandation ont été utilisées. Parmi les techniques les plus utilisées, on trouve les approches de filtrage collaboratif, les approches de filtrage basé sur le contenu, les

approches basées sur les règles et les approches hybrides [64, 33, 66].

Nous allons, dans ce qui suit, présenter ces techniques ainsi que certains travaux qui ont été proposés en se basant sur chacune d'elles.

3.1.3 Systèmes de recommandation pour les EIAH

1. Approche de filtrage collaboratif. Le filtrage collaboratif se base sur l'idée que des apprenants qui ont manifesté des comportements similaires en suivant le cours, ont donc des intérêts similaires et le système leur propose les mêmes recommandations. Pour cela, le principe du filtrage collaboratif consiste à calculer les intérêts des apprenants en utilisant les évaluations explicites (récupérées à travers des questionnaires par exemple) ou implicites (récupérées indirectement par exemple à partir des pages les plus visitées ou les ressources les plus commentées par l'apprenant). Le système rapproche donc un apprenant d'un ensemble d'apprenants qui ont les mêmes intérêts que lui, puis il lui propose des recommandations qui ont été appréciées par eux [66].

Parmi les systèmes de recommandations proposés pour les environnements d'apprentissage en ligne et basés sur cette technique de filtrage collaboratif, nous citons à titre d'exemple [35] qui traite la problématique du manque de données issues de l'évaluation des ressources par les apprenants, qui sont indispensables pour la création des matrices utilisateur-item utilisées dans les algorithmes de filtrage collaboratif. La solution proposée remplace l'utilisation des matrices utilisateur-item par des graphes. Les nœuds du graphe parcouru représentent les utilisateurs et les arcs représentent les relations de similarité entre les utilisateurs. Un algorithme de parcours de graphe est utilisé et les recommandations offertes à un apprenant sont collectées à partir de ses voisins dans le graphe.

Un autre travail qui s'intéresse à cette même problématique est celui de [62]. L'approche proposée vise à générer les évaluations attendues d'un apprenant pour une ressource. Deux scores sont calculés, l'un se basant sur les activités de l'apprenant telles que les commentaires qu'il a publiés sur la ressource et les évaluations qu'il a faites de cette ressource et l'autre se basant sur les activités des apprenants qui lui sont similaires.

2. Approche basée sur les règles d'association. Ce type d'approche calcule les recommandations selon des règles basées sur l'historique de l'utilisateur. Comme exemple de règles, un système peut recommander un nouveau cours à un apprenant qui a déjà suivi un cours conçu par le même enseignant. Une autre règle qui peut être utilisée est de recommander une version plus avancée d'un cours pour un apprenant qui a suivi sa version introductive.

Nous citons à titre d'exemple le travail [54] qui traite d'autres problèmes des systèmes de e-learning qui sont le manque des connaissances de l'apprenant et le temps qu'il perd pour trier l'information qu'il trouve sur internet. La solution proposée consiste à créer un parcours approprié à l'apprenant en se basant sur les concepts qui lui présentent des problèmes (*misconception*). Dans un premier temps, des questions sont posées à l'apprenant pour déterminer son style d'apprentissage ainsi que les concepts du cours qui lui posent des problèmes. Puis, un parcours d'apprentissage est créé pour l'apprenant à partir des différents concepts du cours. Pour créer ce parcours, le système se base sur trois paramètres. (1) L'extension des concepts : si un document, contenant le concept a , a des références fréquentes au concept b , les deux concepts sont donc

corrélés (2) la similarité entre les concepts : un concept dont le contenu est fortement corrélé à ce qu'un apprenant a déjà appris devrait être plus susceptible d'être recommandé à l'apprenant et (3) la cohérence entre les concepts : la continuité entre les contenus des objets d'apprentissage d'un parcours.

Par la suite, le style d'apprentissage de l'apprenant est utilisé pour lui recommander des ressources permettant d'apporter les concepts du parcours créé pour lui.

3. Approche basée sur le contenu. Ce type d'approche recommande des items à l'utilisateur qui sont similaires, du point de vue de leur contenu, aux items qu'il a précédemment appréciés. Le filtrage basé sur le contenu propose des recommandations à l'utilisateur sans utiliser les contributions des autres utilisateurs. Deux techniques sont utilisées : les techniques de raisonnement par cas (*Case based reasoning*) qui consistent à recommander les items qui sont les plus corrélés avec les items qui ont été déjà appréciés par l'apprenant et les techniques basées sur les attributs (*Attribute based*) qui consistent à recommander des items en mettant en correspondance leurs attributs avec le profil de l'apprenant.
4. Approche hybride. Le but de ce type d'algorithmes est de combiner les techniques de deux ou plusieurs algorithmes de recommandation pour pallier les points faibles de chaque algorithme et proposer des recommandations de meilleure qualité.

Nous citons à titre d'exemple le travail de [115] qui traite la problématique du manque des métadonnées des objets d'apprentissage ainsi que la richesse des profils des utilisateurs dans les répertoires des objets d'apprentissage comme Merlot ou Ariadne, ce qui complique la tâche de recommandation. L'article propose la solution DELPHOS qui a pour but d'assister les utilisateurs lors de la recherche des objets d'apprentissage. L'idée est d'utiliser une composition pondérée à partir de plusieurs critères de filtrage : contenu, collaboratif et démographique. Une première sélection des objets d'apprentissages est faite en se basant sur les mots clés saisis par l'utilisateur pour trouver les ressources qui contiennent tous ces mots clés. Le système applique sur ces objets d'apprentissage des filtrages de similarité de contenu, d'utilisation, d'évaluation et de similarité de profils.

La problématique traitée par [109] est la particularité des systèmes de recommandation dans l'e-learning par rapport aux autres domaines et surtout la nécessité de prendre en considération les caractéristiques pédagogiques de l'apprenant dans ce qu'on lui recommande. Une modélisation de l'apprenant et du domaine par des ontologies est proposée. En se basant sur les modèles de l'apprenant et du domaine, des techniques de clustering sont utilisées pour faire des groupes d'apprenant selon leurs intérêts d'apprentissage. Les recommandations sont calculées à l'apprenant en tenant en compte des autres apprenants qui ont des profils similaires au sien.

Le travail de [58] recommande des objets d'apprentissage à l'apprenant en se basant sur les objets qu'il vient de consulter précédemment ainsi que sur des objets consultés par des apprenants qui lui sont similaires. Les caractéristiques de l'apprenant prises en compte sont son style d'apprentissage, sa performance, ses connaissances et son niveau d'expertise. La particularité de ce travail est qu'il n'adopte pas les techniques de partitionnement des données (*clustering*), mais il utilise un module de génération du voisinage. Son but est d'éviter les limites du partitionnement des données surtout le fait d'aboutir des groupes contenant des apprenants qui ne sont pas similaires. Chaque apprenant est modélisé par un vecteur contenant ses caractéristiques

et la distance euclidienne est calculée entre les vecteurs des apprenants pour déterminer les apprenants similaires. Le calcul des recommandations se base sur des règles qui sont définies pour les différents types des items qui vont être recommandés en effectuant des mesures de support et de confiance entre les ensembles des items.

Avec l'apparition du mouvement des MOOC (Massive Open Online Courses ou cours en ligne ouverts et massifs) et son évolution au cours de ces dernières années, la question de la personnalisation s'impose encore plus qu'auparavant vu les spécificités des MOOC par rapport aux autres plateformes d'e-learning. Ce sont ces spécificités qui augmentent aussi les défis à relever par les chercheurs pour proposer des approches de personnalisation des MOOC et adapter les approches déjà proposées pour personnaliser les EIAH, aux spécificités des MOOC.

3.2 les MOOC

Les MOOCs (Massive Open Online Courses ou cours en ligne ouverts et massifs) représentent un domaine émergent dans les Environnements informatiques pour l'apprentissage humain (EIAH). Le terme MOOC a été utilisé la première fois pour décrire un cours de 12 semaines, «Connectivism and Connective Knowledge», créé par George Siemens et Stephen Downes à l'université Manitoba au Canada en 2008 [13]. Ce premier MOOC était basé sur la théorie du connectivisme. Les apprenants avaient la possibilité de participer et d'enrichir le cours. Le but était de montrer l'importance de fournir des plateformes sociales aux apprenants et de renforcer leurs interactions avec le contenu du cours, plutôt que de simplement leur transmettre des connaissances [101] [97]. Ce MOOC qui était au début destiné à une dizaine d'étudiants et qui était payant a fini par attirer plus de 2000 étudiants en ligne et gratuitement.

Un des MOOC les plus cités est le MOOC «Introduction à l'intelligence artificielle» de l'université de Standford conçu en 2011 par Sebastian Thrun et Peter Norvig. Le nombre d'étudiants qui ont été inscrits à ce MOOC est d'environ 160 000. C'est en 2012 qu'a commencé réellement la révolution des MOOC. Selon le New York Times l'année 2012 est devenue «l'année des MOOC». Les universités commencent de plus en plus à créer leurs propres MOOC. Plusieurs plateformes de MOOCs existent telles que Coursera, edX, FUN et Udacity.

3.2.1 La différence entre les xMOOC et les cMOOC

Le xMOOC est assez proche du modèle pédagogique classique. Il s'agit d'un cours rédigé par un enseignant et mis en ligne. À travers ce cours, l'enseignant transmet son savoir à un grand nombre d'apprenants par le biais de vidéos, d'exercices, du texte, etc. La connaissance se trouve dans le contenu du cours qui est dans la plupart des cas bien structuré et défini d'une façon cohérente et progressive. La plupart des MOOC offerts par les plateformes de MOOC sont des xMOOC.

Les cMOOC sont des MOOC basés sur une démarche collaborative. Chacun effectue sa propre recherche d'information, échange avec ses pairs et publie ses propres conclusions. Avec les cMOOCs, *l'accent est mis sur l'exploration distribuée et autodidacte des connaissances plutôt que sur l'expertise et le savoir des enseignants* [89, 113, 72]. Le premier MOOC sur la théorie du connectivisme est considéré comme un cMOOC.

Dans notre travail de thèse, nous nous intéressons particulièrement aux xMOOC.

3.2.2 Caractéristiques et les défis des MOOC

Caractéristiques des MOOC

Depuis son apparition, le mouvement des MOOC ne cesse de progresser à un rythme accéléré. Il est devenu un nouveau thème de discussion dans les débats internationaux au sujet de l'éducation en ligne [74]. Cette progression se manifeste à la fois par l'évolution du nombre des MOOC publiés ainsi que par les millions d'apprenants du monde entier qui s'inscrivent aux plateformes de MOOC et suivent des MOOC. Ceux qui adoptent ce mouvement croient que les MOOC peuvent révolutionner et transformer le monde de l'éducation par rapport aux autres moyens d'apprentissage en ligne surtout avec les points forts des MOOC et qui se résument dans les lettres de son acronyme.

«M : Massive» : le terme «Massive» désigne la capacité d'inscrire de grands nombres d'apprenants et donc la capacité de gérer le grand nombre d'activités accomplies par ces apprenants sans leur causer des perturbations majeures durant le cours [7].

«O : Open» : le terme «Open» désigne l'ouverture des cours. Un MOOC peut être suivi par quiconque, n'importe où et dans la plupart des cas gratuitement. Cependant, les cours ne sont pas ouverts dans le sens de permettre l'accès et la modification de leurs contenus [7, 52].

«O : Online» : Le terme «online» désigne le fait que le cours est accessible sur le web. Faisant partie du monde de l'éducation en ligne, le MOOC peut englober tous types d'interactions médiatisées comme des vidéos, des enregistrements sonores, des textes, etc [7, 52].

«C : Course» : Le MOOC est un cours qui se déroule sur une durée bien définie. Il a des objectifs d'apprentissage à atteindre par le biais d'une séquence d'activités définies par l'enseignant [52].

Défis des MOOC

Pour que les MOOC répondent aux attentes de révolutionner le monde de l'éducation, plusieurs spécialistes trouvent qu'ils ont plusieurs barrières à surmonter. En effet les caractéristiques des MOOC bien qu'elles soient des points forts des MOOC, créent aussi des défis et des problèmes qu'il faut surmonter.

Étant donné que le MOOC s'inscrit dans le monde l'éducation, la plupart des défis auxquels il est confronté concernent son efficacité pédagogique. Certains chercheurs pensent que fournir un contenu pédagogique de qualité à un grand nombre d'apprenants du monde entier avec une faible implication de l'enseignant présente le plus grand défi des MOOC. Autrement dit, il faut gérer la manière avec laquelle le contenu pédagogique doit être présenté à des milliers d'apprenants qui suivent un MOOC avec une intervention limitée des enseignants [102].

D'autre part, le caractère massif et ouvert fait qu'un MOOC peut être suivi par des apprenants ayant des connaissances, des attentes, des habitudes d'apprentissages et bien d'autres caractéristiques différentes. Cette hétérogénéité des apprenants rend difficile la fourniture d'un seul « one-size-fits-all-content ». Il faut donc concevoir un contenu pédagogique qui prend en considération cette hétérogénéité. Or actuellement la plupart des MOOCs offrent le même contenu pédagogique pour tout le monde [29].

Un autre problème auquel sont confrontés les MOOCs est le faible taux de rétention : la plupart des apprenants qui s'inscrivent à un MOOC ne le suivent pas jusqu'à la fin. Seulement entre 5% et 10% des inscrits à un MOOC le finissent. Dans ce contexte, plusieurs études ont été menées pour comprendre

la cause de ces faibles taux. Parmi les causes identifiées, il y a l'hétérogénéité des apprenants et il y a aussi l'intention réelle derrière l'inscription de l'apprenant au MOOC qui peut être dans plusieurs cas une simple curiosité [38]. Mais il faut aussi noter que le taux de rétention dans le MOOCs ne peut pas être comparé à celui dans les cours traditionnels proposés que ce soit en ligne ou dans les universités. En effet l'apprenant qui décide de suivre un MOOC, ne le fait pas parce qu'il est obligé soit parce qu'il a payé des frais d'inscription soit parce qu'il a besoin de valider des modules pour réussir son année universitaire.

D'un autre côté, le contenu proposé dans un MOOC représente un cours. Ceci entraîne d'autres défis auxquels sont confrontés les MOOC [29]. Parmi ceux-ci, citons la fraude surtout dans les tests d'évaluation qui sont les mêmes proposés à tous les apprenants, la licence sous laquelle il faut partager le savoir fourni par ce cours et la validité limitée des certifications attribuées par le MOOC.

Pour relever certains défis des MOOC liés surtout aux caractères de massivité et d'ouverture des MOOC, qui mènent à des problèmes d'hétérogénéité des apprenants, il faut trouver un moyen pour adapter le contenu pédagogique proposé dans le MOOC aux besoins et aux objectifs variés des apprenants. Mais en même temps, le grand nombre d'apprenants qui peuvent s'inscrire au même MOOC, rend difficile l'emploi de tuteurs humains pour aider les apprenants et répondre à leurs besoins un par un.

Depuis le premier MOOC d'intelligence artificielle en 2011 jusqu'à aujourd'hui, les MOOC ont changé et suscitent de nouvelles critiques. Mis à part le problème de l'abandon et celui des faibles taux de rétention qui restent un des problèmes principaux des MOOC, les MOOC proposés aujourd'hui ont tendance à être de moins en moins gratuits. Nous trouvons des MOOC qui proposent certaines fonctionnalités payantes et d'autres qui sont payants en totalité. Cependant, cette tendance contredit le principe sur lequel s'était basé le mouvement du MOOC et qui consistait à renforcer la vision de la pédagogie ouverte en proposant une éducation de qualité à coût réduit et à domicile aux apprenants qui n'ont pas les moyens pour accéder aux universités.

3.3 Personnalisation des MOOC

Afin de résoudre les problèmes liés au caractère massif et ouvert des MOOC, à la fin de l'année 2011, les chercheurs ont commencé à étudier la personnalisation des MOOC. Les études de personnalisation pour les MOOC ont commencé à partir de 2012. Plusieurs approches de personnalisation ont été proposées [101]. Dans cette partie nous allons étudier certaines de ces approches. Les approches étudiées sont représentées dans le tableau 3.1.

3.3.1 Méthodologie de recherche

Afin d'étudier les différentes approches mises en œuvre pour personnaliser les MOOCs, nous nous sommes basées sur les enquêtes [101, 102]. Ces enquêtes présentent des approches proposées entre 2011 et 2015. Nous avons étendu leur étude bibliographique avec des articles publiés à partir de 2015 : [55, 76, 23, 46]. Dans ce qui suit nous proposons une étude de quelques travaux pertinents résultant de cette recherche.

3.3.2 Étude des résultats

Notre étude a porté sur certaines caractéristiques qui nous paraissent pertinentes dans le cadre de la personnalisation des MOOCs.

- Le type de personnalisation

Quel est le type de personnalisation mise en œuvre dans le MOOC (adaptation de parcours ou recommandation)?

Dans le cas où le système fait de la recommandation, est-ce qu'il recommande des ressources internes au MOOC ou des ressources externes?

Quel est le type des ressources recommandées (des vidéos, des MOOCs, etc.)?

- Le modèle de l'apprenant

Quelles sont les caractéristiques de l'apprenant utilisées pour modéliser l'apprenant et comment sont-elles représentées?

Quelle sont les techniques adoptées pour capturer les informations d'un apprenant particulier?

- Le modèle du MOOC

Quelles sont les caractéristiques du MOOC utilisées pour modéliser le MOOC et comment sont-elles représentées?

- La mise en œuvre de l'approche proposée

Est-ce que l'approche a été implémentée ou pas?

Est-ce qu'elle a été évaluée ou pas?

Commençons par les approches qui proposent des adaptations du parcours d'apprentissage.

Dans le cadre du projet *MyLearningMentors* qui s'intéresse à la conception d'une application destinée à guider les apprenants qui ont un manque de compétences et d'habitudes d'apprentissage à profiter au mieux des contenus des MOOC, [4] présente le composant principal de l'application qui est le planificateur adaptatif. Pour un apprenant bien spécifique qui est inscrit à un ensemble de MOOC, un plan contenant la séquence des activités à réaliser chaque semaine ainsi que le temps qu'il doit consacrer à chaque activité lui est proposé. Pour proposer le plan à un apprenant, le planificateur adaptatif se base sur certaines caractéristiques de l'apprenant qui sont son niveau éducatif et certaines de ses préférences telles que le meilleur moment du jour et les meilleurs jours de la semaine pour étudier ainsi que ses disponibilités par semaine. L'apprenant doit aussi indiquer la liste des activités qu'il a complétées pour qu'elles ne soient plus prises en considération dans le plan à recommander la semaine d'après. Ces informations sont récupérées en posant la question à l'apprenant. Pour proposer le plan des activités à un apprenant, *MyLearningMentors* utilise aussi certaines caractéristiques des activités des MOOC qui sont le temps minimum nécessaire pour compléter une certaine activité, l'heure de l'activation de l'activité, le deadline et la priorité de l'activité pour l'apprenant. Chaque activité du MOOC est représentée par un quadruplet contenant 4 paramètres qui représentent ces caractéristiques. Les informations nécessaires sur les activités des MOOC sont collectées à partir des informations fournies par les MOOC ou en posant la question à l'apprenant. L'application *MyLearningMentors* a été implémentée en tant qu'application mobile, mais elle n'est pas encore couplée à des plateformes de MOOC et elle n'est pas encore évaluée.

L'approche proposée dans [85] consiste à offrir un parcours adapté à chaque groupe d'apprenants constitué par les activités du MOOCs. Le parcours est calculé en se basant sur l'écart entre les

compétences des apprenants et les compétences qu'ils doivent acquérir en suivant le MOOC. La caractéristique utilisée pour modéliser l'apprenant est donc sa compétence représentée sous forme d'un triplet contenant trois valeurs : l'élément de connaissance qui est une classe ou une propriété d'une ontologie de domaine, la maîtrise de l'élément de connaissance qui est un verbe tel que « mémoriser », « appliquer » ou « analyser » et le degré de performance qui peut prendre comme valeurs : « conscient », « familiarisé », « productif » ou « expert ». La création des groupes d'apprenants se fait en comparant les triplets. Il faut noter que [85] propose aussi des recommandations de ressources pédagogiques externes au MOOC, mais qui sont déjà présélectionnées et stockées dans une base statique. Cette approche n'a pas encore été implémentée et évaluée.

Un système mobile d'apprentissage adaptatif (AMOL) est introduit dans [100], il propose des parcours d'apprentissage adaptés aux styles d'apprentissages des apprenants. Il faut noter que cette solution est proposée pour un MOOC spécifique portant sur la dynamique moléculaire et dédiée aux étudiants de l'université du Massachusetts à Boston. Les auteurs proposent un cube d'apprentissage qui illustre l'organisation des objets d'apprentissage de type texte, graphiques, audio, vidéo, animation et simulation en fonction de différents styles d'apprentissage. Selon le style d'apprentissage de l'apprenant, un des parcours d'apprentissage précalculés lui est proposé.

Pour détecter le style d'apprentissage de l'apprenant, un test lui est présenté au début du MOOC. La solution a été implémentée et évaluée.

Concernant les travaux qui proposent des recommandations à l'apprenant, nous citons par exemple [3] qui recommande des vidéos du MOOC aux apprenants qui postent des commentaires reflétant une certaine confusion. Pour cela les commentaires sont annotés selon certaines dimensions : est-ce qu'il s'agit d'une question, d'une réponse ou d'une opinion ? À quel point est-il urgent de répondre ? Quel est le sentiment qu'il transmet ? Est-ce qu'il reflète une confusion ?

Les approches de [10] recommandent à l'apprenant la prochaine activité à suivre dans le MOOC. Pour calculer cette recommandation, [10] se base sur les connaissances de l'apprenant. Il commence par modéliser les connaissances du MOOC en représentant ses concepts ainsi que les relations entre eux par l'utilisation des cartes cognitives floues ou chaque nœud de la carte représente un concept couplé à l'objectif à atteindre et les arcs représentent des relations hiérarchiques et non hiérarchiques entre les concepts. La logique floue est aussi adoptée pour modéliser l'apprenant. Dans le modèle de l'apprenant, chaque concept est représenté par un quadruplet (inconnu, insuffisamment connu, connu, appris). Chaque paramètre du quadruplet est considéré comme un ensemble flou et la valeur attribuée pour chaque apprenant correspond au degré d'appartenance de son niveau de connaissance à cet ensemble. La valeur du niveau de connaissances de l'apprenant est calculée en utilisant les exercices et les quiz de la semaine appropriée. L'implémentation de la solution dans une plateforme de MOOC est présentée comme une perspective de ce travail.

Un modèle de personnalisation $PERSUA2_{MOOC}$ est introduit dans [23] pour aider les enseignants qui souhaitent proposer des parcours personnalisés dans leurs MOOCs. Le modèle permet aux enseignants de créer des règles de la forme Si-Alors-Sinon, ou les conditions représentent des contraintes sur le contenu du profil de l'apprenant et les conséquences représentent la liste des activités qui devraient être réalisées. Le modèle $PERSUA2_{MOOC}$ se base sur un modèle de l'apprenant constitué par ses objectifs d'apprentissage, ses connaissances, son contexte (tel que le matériel qu'il utilise pour suivre le MOOC), des informations personnelles (telles que sa nationalité) et ses interactions avec

les ressources du MOOC (telles que le nombre de fois où il a consulté une certaine ressource). Pour capturer ces informations sur l'apprenant, l'approche exploite ses traces et lui pose des questions supplémentaires. Une version de démonstration a été implémentée et l'intégration de l'approche dans une plateforme de MOOC est présentée comme une perspective du travail.

L'approche proposée par [76] recommande aux apprenants des ressources internes à un MOOC selon leurs contextes. Cette solution est créée spécifiquement pour un MOOC dans le domaine de la santé. Les caractéristiques de l'apprenant utilisées pour calculer les recommandations qui lui seront proposées sont la machine qu'il utilise, des informations personnelles telles que sa nationalité, ses objectifs d'apprentissage et plus précisément les concepts qu'il veut apprendre et les situations dans lesquelles il veut appliquer ces concepts. Pour récupérer ces informations, un questionnaire est proposé à l'apprenant au début du MOOC.

Mis à part les ressources pédagogiques, nous avons aussi trouvé des approches qui proposent d'autres types de recommandations. Par exemple, [39] recommande des tuteurs à chaque apprenant. Les tuteurs recommandés sont des apprenants plus avancés que lui dans le programme et auxquels il peut poser des questions. Afin de régler le problème des volumes massifs des discussions dans les MOOC, des fils de discussions sont recommandés à l'apprenant dans [111]. Les auteurs utilisent à la fois des techniques de filtrage collaboratif et des techniques basées sur le contenu. Des scores qui reflètent la participation ou non de l'apprenant à un fil de discussion sont calculés. Ces scores sont déduits à partir du comportement de l'apprenant (les autres fils de discussion auxquels il a participé), le contenu du fil de discussion en question et les apprenants semblables à l'apprenant en question. Un apprenant est modélisé par un triplet qui englobe l'apprenant, le fil de discussion du MOOC et le score.

D'autres approches proposent aux apprenants des recommandations indépendamment du MOOC qu'ils sont en train de suivre. C'est le cas par exemple de la solution proposée par [43] qui recommande à l'apprenant des MOOCs pour l'aider à atteindre ses objectifs d'apprentissage du MOOC. Pour proposer ces recommandations, le système commence par représenter les objectifs d'apprentissage du MOOC selon une certaine taxonomie. Par la suite, il représente aussi les objectifs d'apprentissage que les apprenants ont l'intention d'acquérir en suivant les MOOCs. Pour cela, l'apprenant doit choisir les objectifs d'apprentissage qui l'intéressent à partir de la taxonomie créée pour les MOOCs. Le modèle de l'apprenant contient aussi les MOOCs déjà suivis par l'apprenant. Cette information est récupérée en posant la question à l'apprenant. Une autre solution [46] recommande à un apprenant connecté à une plateforme de MOOCs des cours qui peuvent l'intéresser en se basant sur les évaluations qui ont été attribuées à ce MOOC et sur un calcul de similarité entre les cours et entre les apprenants. Dans [55] un système de recommandation est proposé sous forme d'un agent conversationnel (chatbot) pour la messagerie facebook qui recommande des MOOCs. Pour cela les évaluations attribuées par les apprenants aux différents cours sont utilisées pour prédire leurs préférences et leur proposer des recommandations. La préférence de l'apprenant pour un cours bien défini est représentée par un triplet regroupant l'apprenant, le cours et la valeur de l'évaluation. Une approche pour personnaliser l'expérience d'apprentissage dans les MOOCs en se basant sur les styles d'apprentissage des apprenants est proposée par [34]. Les auteurs définissent le type des ressources pédagogiques à proposer à l'apprenant dans le MOOC selon son style d'apprentissage. Par exemple des ressources pédagogiques visuelles telles que les vidéos conviennent mieux aux apprenants visuels qu'aux apprenants verbaux.

Type de personnalisation	
Adaptation de parcours	[4], [100], [85]
Recommandation de ressources interne	[3], [10], [76], [111]
Recommandation de ressources externes	[85]
Autres recommandations	[39] [43] [55] [34]
Éléments du profil de l'apprenant	
Préférences	[76], [55], [4], [100], [34], [46]
Connaissances	[10],[85]
Objectif d'apprentissage	[43]
Le contexte	[76]
Les données personnelles	[76],[43],[4]
Les données personnelles	[76],[43],[4]
Construction du profil de l'apprenant	
Poser la question directement à l'apprenant	[4],[76],[43],[100]
Les traces	[23]
Le comportement de l'apprenant	[46],[3],[55]
Techniques de modélisation du profil de l'apprenant	
La logique floue	[10]
Les vecteurs	[39],[10],[85],[3]
Éléments du profil du MOOC	
Les connaissances	[10], [85]
Techniques de modélisation du MOOC	
La logique floue	[10]
Les ontologies	[85]
Implémentation	
Solution implémentée	[4], [100]
Evaluation	
Approche évaluée	[100]

TABLEAU 3.1 – Approches de personnalisation pour les MOOC

Conclusion

Dans cette partie d'état de l'art, le premier chapitre a été consacré aux REL. Nous avons présenté quelques schémas de métadonnées proposés pour décrire les REL, faciliter leur identification et renforcer donc leur réutilisation.

Les descriptions des REL sont stockées dans des entrepôts distribués et hétérogènes. Chaque entrepôt propose ses propres moyens pour permettre l'accès aux données et ces moyens sont, dans la plupart des cas, non automatisés et destinés à l'utilisation humaine.

Afin de gérer l'hétérogénéité des descriptions des REL, certains entrepôts mettent en pratique les principes des données ouvertes et liées. Mais, même les entrepôts qui respectent ces principes reposent parfois sur des *bindings* RDF/OWL différents.

C'est pourquoi, pour pouvoir sélectionner des REL référencées dans plusieurs entrepôts RDF, il est nécessaire d'interroger ces entrepôts avec des requêtes différentes. Autrement dit, il faut créer une requête par entrepôt, selon le *binding* RDF/OWL adopté par ce dernier. Il est donc important d'introduire un moyen qui permet d'interroger différents entrepôts à la fois, pour sélectionner des REL. Il est tout aussi important que la solution proposée puisse être facilement modifiée et étendue, en cas de modification apportée sur un entrepôt particulier ou lorsqu'un nouvel entrepôt, reposant éventuellement sur un nouveau *binding* RDF/OWL, est détecté .

Dans le deuxième chapitre, nous avons présenté l'état de l'art de la personnalisation dans le cadre des MOOC, ceux-ci étant vus comme un cas particulier d'EIAH ayant des caractéristiques et des spécificités propres. Nous avons étudié certaines approches qui ont été proposées pour personnaliser les MOOC et adapter leurs contenus, aux besoins et aux objectifs de chaque apprenant.

Les approches étudiées proposent différents types de personnalisation comme l'adaptation de parcours ou la recommandation. Les recommandations proposées à l'apprenant peuvent être des ressources pédagogiques, d'autres apprenants qui peuvent l'aider durant le MOOC, etc. Concernant la recommandation des ressources pédagogiques, nous avons remarqué que la plupart des approches proposent à l'apprenant des ressources internes au MOOC suivi. Cependant, il est intéressant de lui proposer d'autres ressources externes du web quand les ressources du MOOC ne répondent pas à ses besoins où ne lui permettent pas d'assimiler les connaissances qui lui manquent.

Pour les approches qui recommandent des ressources externes à l'apprenant, nous avons trouvé qu'elles se basent sur un ensemble statique de ressources sélectionnées une fois pour toutes à partir du web. Il est donc intéressant de pouvoir sélectionner des ressources dynamiquement en interrogeant

des entrepôts externes de descriptions de REL proposant des moyens d'accès standardisés. L'utilisation de ces entrepôts permet d'une part de renforcer la réutilisation des REL. D'autre part, elle permet de trouver des ressources d'une façon automatisée avec une simple requête SPARQL, en se basant sur des critères sémantiques. Nous avons aussi trouvé que certaines approches recommandent aux apprenants, comme ressources externes, des MOOC supplémentaires. Cependant, présenter à un apprenant en train de suivre un MOOC, un autre MOOC complet, peut ne pas l'aider et même le décourager, car il se trouve alors à devoir apprendre de nombreuses ressources pédagogiques nécessitant beaucoup de temps pour les assimiler.

D'un autre côté, les approches qui proposent des recommandations de ressources pédagogiques externes à un apprenant qui est en train de suivre un MOOC se basent sur certaines caractéristiques de l'apprenant. Parmi les caractéristiques prises en compte, on trouve les connaissances de l'apprenant, ses préférences, ses objectifs d'apprentissage et son contexte. Elles sont donc centrées sur l'apprenant. Par contre, ces nouvelles ressources vont compléter un MOOC, qui représente le parcours d'apprentissage initial et principal, et vont enrichir son contenu que cela soit par exemple pour remédier aux lacunes de l'apprenant ou lui présenter un ensemble de ressources alternatives à celles proposées dans le MOOC. Il est donc important de proposer des ressources qui sont à la fois adaptées aux caractéristiques de l'apprenant et aux spécificités du MOOC qu'elles vont compléter. Il faut aussi prendre en compte le stade du MOOC auquel les recommandations sont proposées. L'intérêt du calcul dynamique des recommandations par rapport au calcul statique est qu'il permet de prendre en considération, d'une part l'évolution du profil de l'apprenant tout au long du MOOC et, d'autre part, les mises à jour et les changements effectués sur les ressources pédagogiques externes et les entrepôts de descriptions de ces ressources.

Nous avons aussi remarqué, à la suite de cette étude, que la plupart des approches qui ont été implémentées le sont dans des plateformes spécifiques, de telle université ou de tel laboratoire, et portent sur un domaine précis. Il est donc important de proposer une solution pour la mise en place d'une approche de la personnalisation dans une des plateformes de MOOC accessibles pour tout le monde, comme Open edX.

Nous avons aussi trouvé que peu d'approches ont été évaluées dans le cadre des MOOC. Pourtant, ceux-ci ont des spécificités liées à leur caractère massif et ouvert, spécificités qui ne se retrouvent pas toujours dans les autres environnements d'apprentissage en ligne. Ainsi, un protocole d'évaluation introduit dans ce cadre pourrait servir de base de référence pour les travaux futurs de la personnalisation des MOOC, d'autant plus que le cas spécifique des recommandations des REL dans les MOOC n'a pas été traité. En effet, d'une part, l'évaluation dans les MOOC exige d'interagir avec un grand nombre d'apprenants caractérisés par des profils variés et évolutifs. D'autre part, l'évaluation des recommandations de REL sélectionnées à partir d'entrepôts externes nécessite de prendre en considération l'évolution et les changements dans les entrepôts.

Deuxième partie

Contribution

Introduction

Afin d'appuyer la personnalisation des MOOC, des systèmes de recommandation pour les MOOC sont de plus en plus proposés par les chercheurs dans le domaine des EIAH afin de permettre aux apprenants de finir les MOOC et de profiter au mieux de leurs contenus. Ces systèmes de recommandation sont centrés principalement sur l'apprenant et ses caractéristiques à prendre en compte pour lui proposer des recommandations. Ces recommandations peuvent être des objets d'apprentissage — ressources internes au MOOC ou ressources externes sélectionnées à partir d'une base statique, d'autres apprenants qui peuvent l'aider, des discussions qui peuvent l'intéresser, etc.

Dans cette partie, nous proposons notre système MORS (MOOC-based Open Educational Resources Recommender System) qui est un système de recommandation que nous avons implémenté pour les MOOC et qui peut être intégré dans d'autres environnements d'apprentissage en ligne. MORS permet d'aider les apprenants qui sont en train de suivre un MOOC en leur proposant des REL en sus des ressources internes au MOOC quand ces ressources ne sont pas suffisantes pour qu'il acquière les notions apportées par le MOOC. Le but des recommandations fournies par MORS est donc de remédier à certaines lacunes détectées chez les apprenants afin de les aider à profiter au mieux du contenu du MOOC.

Les recommandations sont calculées dynamiquement à l'apprenant dans des stades différents du MOOC en prenant en compte certaines spécificités de l'apprenant et en même temps certaines spécificités du MOOC qu'il est en train de suivre. Pour cela, MORS se base sur le profil de l'apprenant à un instant bien spécifique de son suivi du MOOC ainsi que sur les spécificités de la section du MOOC suivie à ce même instant.

Pour sélectionner les REL à recommander, MORS interroge dynamiquement plusieurs entrepôts de descriptions de REL, à la fois, au moyen d'une unique requête SPARQL.

Dans le chapitre 6, nous décrivons l'architecture de notre système MORS qui se base principalement sur deux modules. Un premier module de recommandation responsable de la modélisation du MOOC et de l'apprenant, la génération du profil d'un apprenant bien spécifique et du MOOC suivi par cet apprenant et le calcul des recommandations en se basant sur les profils générés. Ce module de recommandation sera décrit dans le chapitre 7. Un deuxième module de réutilisation des REL qui est utilisé par le premier module de recommandation et qui est responsable de la gestion de la diversité des différents *bindings* RDF(s)/OWL utilisés pour décrire les REL référencées dans les entrepôts que nous utilisons pour sélectionner des ressources. Ce module sera décrit dans le chapitre 8. Dans le

chapitre 9, nous décrivons la mise en place de notre solution dans la plateforme de MOOC, Open edX.

Architecture de la solution

Dans ce chapitre, nous allons exposer l'architecture globale de notre solution. Nous allons commencer tout d'abord par présenter les acteurs impliqués dans notre démarche de personnalisation des MOOC.

- L'apprenant : C'est celui qui suit le parcours d'apprentissage proposé par le MOOC et celui qui va recevoir nos recommandations.
- L'enseignant : C'est celui qui conçoit le contenu du MOOC.

La figure (FIGURE6.1) illustre l'architecture globale de notre proposition.

Une fois notre solution intégrée dans le MOOC à personnaliser, les étapes suivantes se succèdent :

1. La génération du profil du MOOC en se basant sur les données saisies par le professeur au moment de la création du MOOC.
2. La génération du profil de l'apprenant en se basant sur les données de son inscription à la plateforme de MOOC et au MOOC, les autres MOOC de la plateforme qu'il a suivis et en lui posant des questions supplémentaires.
3. Le calcul de la recommandation : avant le début du MOOC et à la fin de chaque section, les étapes suivantes se succèdent.
 - (a) Proposition d'un questionnaire à l'apprenant : (1) avant qu'il commence le MOOC pour détecter si celui-ci a des lacunes dans un des prérequis du MOOC ; (2) à la fin de chaque section pour détecter s'il a ou non assimilé la notion apportée dans la section du MOOC qu'il vient de suivre. Son profil sera mis à jour selon les réponses fournies.
 - (b) Détection des lacunes chez l'apprenant.
 - (c) Lancement de la requête pour interroger les entrepôts externes de descriptions des REL. La création de cette requête se base sur les profils du MOOC et de l'apprenant au moment du calcul de la recommandation et sur un deuxième module de réutilisation des REL.
 - (d) Raffinement des résultats obtenus par la requête précédente en effectuant des opérations de sélection et de classement sur les REL présélectionnées en se basant sur les profils de l'apprenant et du MOOC au moment du calcul des recommandations.
4. Proposition de la liste des REL classées à l'apprenant.

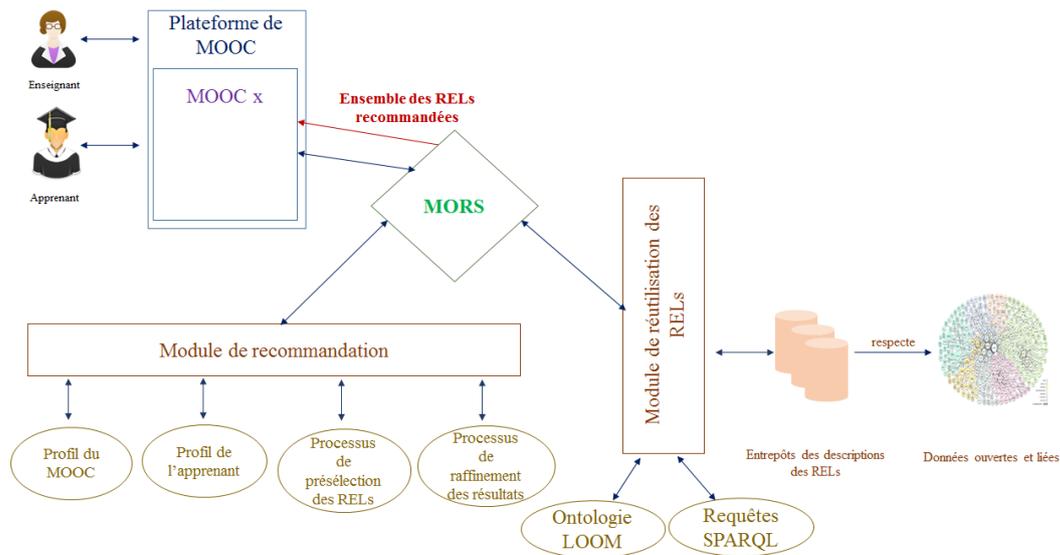


FIGURE 6.1 – L'architecture globale de la solution

5. Évaluation de l'effet des recommandations sur l'apprenant grâce à un test de connaissances et mise à jour de son profil si nécessaire.

De façon générale, la solution que nous proposons est composée de deux modules principaux : (1) un module de recommandation pour la création et la mise à jour des profils de l'apprenant et du MOOC et le calcul des recommandations ; (2) un module de réutilisation des REL qui est utilisé par le module de recommandation pour pouvoir interroger les entrepôts externes de description de REL. Ces deux modules seront détaillés dans les chapitres 8 et 7.

Recommandation

7.1 Introduction

Les recommandations de notre système MORS sont proposées à l'apprenant selon différents cas d'utilisation, tout au long de son parcours du MOOC. Ces cas d'utilisation diffèrent selon le stade du MOOC pendant lequel nous calculons la recommandation à l'apprenant. Nous avons choisi de proposer la recommandation au début du MOOC et à la fin de chaque section pour la même raison fondamentale. Des lacunes détectées chez un apprenant, soit avant de commencer le MOOC soit à la fin d'une section, peuvent amener des problèmes d'assimilation du contenu proposé par la suite du MOOC et entraîner l'abandon de MOOC. Le but de notre recommandation est donc de remédier aux lacunes qui peuvent empêcher l'apprenant de profiter au mieux du contenu proposé dans le MOOC afin de ne pas le décourager et de l'inciter à le terminer. Un autre cas d'utilisation qui pourrait être traité consiste à proposer d'autres types de recommandations à la fin du MOOC, par exemple d'autres MOOC pour aller plus loin. Les cas d'utilisation de notre solution sont donc les suivants.

Au début du MOOC Quand l'apprenant s'inscrit à un MOOC, MORS vérifie qu'il a tous les prérequis du MOOC. S'il lui manque certains prérequis, le processus de recommandation est déclenché pour lui recommander des ressources permettant d'apporter ces prérequis.

À la fin de chaque section Chaque section apporte à l'apprenant un ensemble de connaissances qui, dans certains cas, sont des prérequis des sections qui suivent. Il faut donc être sûr que l'apprenant a bien assimilé ces connaissances. Le processus de recommandation est donc déclenché dès qu'un manque de connaissance est détecté.

Le module de recommandation du système MORS a pour objectif de calculer des recommandations de REL qui sont à la fois adaptées aux spécificités de l'apprenant et du MOOC qu'il est en train de suivre. Cette adaptation impose donc des critères que doivent respecter les ressources à recommander.

Afin de sélectionner des ressources qui respectent certains critères, il faut répondre aux questions suivantes : (1) Que devons-nous collecter comme informations sur l'apprenant ? (2) Que devons-nous collecter comme informations sur le MOOC ? (3) Que devons-nous avoir comme informations sur les REL afin de choisir des ressources qui nous intéressent ?

Les informations collectées sur l'apprenant et sur le MOOC représentent certaines de leurs caractéristiques que nous allons représenter dans leurs modèles : le modèle de l'apprenant et le modèle du

MOOC. Pour un apprenant bien spécifique et un MOOC particulier, l'instanciation des modèles créés aboutira à un profil de l'apprenant et un profil du MOOC et les recommandations sont calculées en se basant sur ces profils.

Les informations sur les REL sont collectées à partir de leurs métadonnées. Il faut donc choisir les éléments de métadonnées qui permettront de fournir les informations nécessaires pour décider si une ressource est adaptée au profil de l'apprenant et au profil du MOOC et donc si elle respecte ou pas les critères fixés. L'étude des différents schémas de métadonnées utilisés pour décrire les REL et la sélection des éléments de métadonnées pertinents sont traitées dans la section 8.2.2 du chapitre de réutilisation des REL.

Concernant les critères à prendre en compte dans les recommandations, différentes contraintes ont été définies dans les travaux de personnalisation des MOOC. Parmi celles-ci, nous trouvons : des ressources qui respectent les préférences de l'apprenant [5, 18, 34, 100], des ressources qui respectent le niveau de connaissances de l'apprenant [10, 85] et des ressources qui prennent en compte le contexte de l'apprenant [23, 76].

Concernant le modèle de l'apprenant, les travaux de personnalisation des MOOC prennent en considération différentes caractéristiques de l'apprenant. Dans certains travaux, ce modèle se base sur les préférences de l'apprenant. Par exemple, les travaux [5, 18] utilisent les objectifs d'apprentissage de l'apprenant. Le style d'apprentissage de l'apprenant est pris en compte dans [34, 100] pour modéliser l'apprenant. Dans d'autres travaux, le modèle de l'apprenant prend en compte ses connaissances. C'est le cas par exemple des travaux de [10, 85] qui représentent les niveaux de connaissance de l'apprenant. Nous trouvons aussi des solutions qui se basent sur le contexte de l'apprenant pour lui recommander des ressources. Par exemple, [23, 76] utilisent des informations telles que le type de l'appareil utilisé par l'apprenant pour suivre le MOOC. Les interactions des apprenants avec les MOOC sont aussi utilisées dans d'autres approches. C'est le cas de [3, 96] qui utilisent les commentaires postés par les apprenants. Le taux de complétion et le nombre de fois qu'un apprenant clique sur le bouton «pause» en visualisant une vidéo est utilisé par [23].

Concernant le modèle du MOOC, peu d'approches de personnalisation des MOOC le prennent en compte, car la plupart des approches proposées dans la littérature ont comme objectif principal d'adapter le MOOC aux caractéristiques de l'apprenant. Les approches qui modélisent le MOOC, représentent uniquement les connaissances apportées par les différentes sections du MOOC et il s'agit dans la plupart des cas des approches qui utilisent les connaissances pour créer le modèle de l'apprenant. C'est le cas de [10] qui représente les connaissances apportées par chaque section ainsi que les relations entre elles et [85] qui représente les concepts apportés par chaque section ainsi que le niveau de maîtrise de ces connaissances avec lequel ils doivent être apportés.

Cependant, pour recommander des ressources externes à un apprenant, qui est en train de suivre un MOOC, il est important de prendre en considération d'autres spécificités du MOOC. En effet, le MOOC représente le parcours d'apprentissage initial que l'apprenant est en train de suivre. En recommandant des ressources externes à l'apprenant à un moment donné du MOOC, il faut garantir que ces ressources complètent le MOOC à cet instant. Par exemple, la durée nécessaire pour assimiler le contenu de la ressource ne doit pas être trop longue pour que l'apprenant ne soit pas obligé de passer beaucoup de temps à comprendre le contenu pédagogique proposé dans la ressource recommandée, ce qui peut le décourager et l'inciter à quitter le cours initial.

Dans la suite de ce chapitre, nous commençons par présenter les critères que doivent respecter les ressources recommandées par notre système MORS. Puis nous présentons les caractéristiques de l'apprenant et du MOOC utilisées pour construire leurs modèles. Ensuite, nous détaillons nos cas d'utilisation de recommandation. Enfin, nous décrivons le fonctionnement du module de recommandation en commençant par la création des modèles jusqu'à la proposition d'une liste de REL adaptées à l'apprenant et au MOOC.

7.2 Critères à respecter par les REL recommandées par MORS

À la suite de l'étude bibliographique que nous avons menée et aux besoins que nous avons identifiés, nous présentons ci-dessous les critères à respecter par les ressources qui seront recommandées par MORS, qui traduisent à la fois l'adaptation des ressources à certaines caractéristiques de l'apprenant et à certaines spécificités du MOOC.

Pour l'apprenant

- La ressource correspond aux préférences de l'apprenant : par préférences, nous nous intéressons précisément au style d'apprentissage de l'apprenant.
- La ressource respecte le niveau de connaissances de l'apprenant : nous nous intéressons au niveau de connaissance de l'apprenant par rapport à ce que requiert et ce que présente le MOOC comme connaissances.
- La ressource est destinée à un public cible qui maîtrise des langues connues par l'apprenant.

Pour le MOOC

- La granularité des ressources recommandées est compatible avec la granularité des ressources existant déjà dans le cours. En effet, les recommandations de modules ou de chapitres de cours sont plus adaptées à un apprenant qui est déjà en train de suivre un MOOC, que les recommandations d'autres MOOC. Cela permettra l'intégration des recommandations dans le cours initial, car notre but est de recommander à l'apprenant des ressources qui complètent le parcours initial plutôt que de recommander d'autres cours. D'autre part, cela empêchera l'apprenant de se disperser avec d'autres cours volumineux et détaillés en plus du cours initial proposé par le MOOC.
- La durée d'apprentissage nécessaire pour assimiler le contenu de la ressource recommandée n'est pas trop longue et compatible avec les durées d'apprentissage des ressources du MOOC, pour les mêmes raisons que nous venons de présenter pour la granularité des ressources.
- Le niveau des connaissances, apporté par la ressource dans la notion pour laquelle la recommandation a été déclenchée, doit respecter ce qui est prédéfini par le créateur du cours. À titre d'exemple, si un prérequis du MOOC doit être assimilé par l'apprenant avec un niveau avancé, la ressource recommandée pour apporter ce prérequis doit permettre d'acquérir ce niveau.

- Le public ciblé par la ressource est compatible avec le public ciblé par le MOOC. Dans un MOOC qui est destiné à des apprenants de niveau licence, il peut être difficile d'intégrer des ressources de niveau master.

Il faut noter que les critères concernant la granularité et la durée d'apprentissage des REL à recommander ne peuvent pas être traités de la même manière selon le moment du MOOC où se fait la recommandation. En effet, la notion qui représente un prérequis de tout le MOOC peut être utile à l'apprenant à n'importe quel moment du MOOC et elle est généralement plus globale que celle qui représente un objectif d'apprentissage de l'une de ses sections et qui est apportée par un ensemble fini des ressources proposées dans cette section.

Nous pouvons donc considérer une REL, recommandée pour apporter un prérequis du MOOC, comme une étant une section de rappel ou d'initiation qui s'ajoute au MOOC. Et une REL recommandée pour apporter un objectif d'apprentissage d'une section du MOOC peut être considérée comme étant un ensemble de ressources qui s'ajoute à cette section pour expliquer davantage cet objectif.

Ainsi, la granularité et la durée d'apprentissage des REL apportant les prérequis ne doivent pas être très élevées, mais en même temps elles peuvent être plus importantes que celles recommandées pour les notions apportées au cours du MOOC.

7.3 Caractéristiques de l'apprenant et du MOOC

7.3.1 MOOC

Dans notre travail, comme le montre la figure (FIGURE 7.1), nous nous limitons aux xMOOC et nous considérons un MOOC comme un ensemble de sections. Chaque section est constituée par un ensemble de ressources pédagogiques de différents types (vidéo, texte, quiz, etc.) qui permettent à l'apprenant d'atteindre certains objectifs d'apprentissage. Chaque objectif d'apprentissage est censé être apporté à l'apprenant avec un certain niveau de connaissance que nous appelons degré de performance. Comme degré de performance, nous utilisons les degrés introduits dans [85] : débutant, intermédiaire, expert. Les objectifs d'apprentissage ainsi que les degrés de performances sont à définir par l'enseignant au moment de la création du MOOC. D'un autre côté, certains MOOC nécessitent des prérequis pour pouvoir les suivre. Ces prérequis sont définis par l'enseignant, créateur du MOOC, avec les degrés de performance requis. Globalement nous considérons les objectifs d'apprentissage de chaque section et les prérequis du MOOC comme étant des éléments de connaissance.

Une autre information importante à préciser par l'enseignant en créant le MOOC est le domaine du MOOC. Cette information est importante, car chaque MOOC apporte des connaissances dans le cadre d'un domaine bien spécifique. À titre d'exemple il y a des MOOC dans le domaine de l'informatique, des sciences humaines, de la langue et bien d'autres domaines.

D'autres informations sont à préciser par l'enseignant par exemple l'effort qui correspond à la durée moyenne nécessaire pour assimiler chaque section du MOOC et qui se trouve déjà dans certaines plateformes telles qu'edX ainsi que le nombre de ressources de chaque section. Ces deux informations vont nous permettre d'avoir une idée globale sur la granularité et le temps d'apprentissage des ressources proposées dans le MOOC.

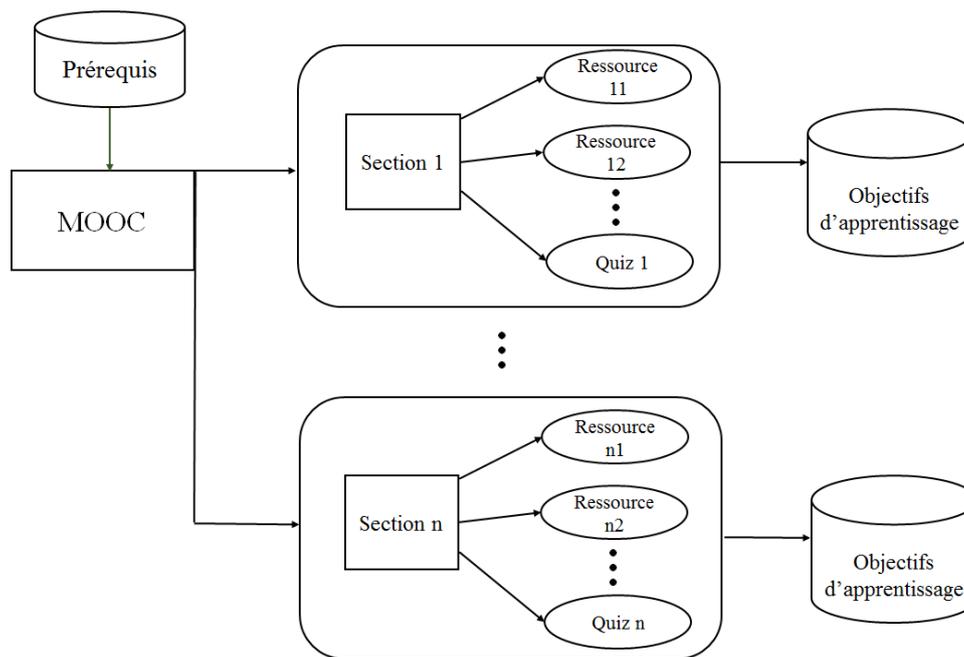


FIGURE 7.1 – Organisation du MOOC

7.3.2 Apprenant

Parmi les caractéristiques de l'apprenant, représentées dans le modèle de l'apprenant, nous retenons son niveau de maîtrise des éléments de connaissance du MOOC. Plus précisément, le modèle de l'apprenant contiendra les degrés de performance dans les différents éléments de connaissance du MOOC : les prérequis et les objectifs d'apprentissage. Nous utilisons les mêmes degrés de performance définis dans [85] auxquels nous ajoutons le degré « incompetent », dans le cas où l'apprenant ne connaît pas l'élément de connaissance en question.

Le modèle de l'apprenant contient aussi son style d'apprentissage qui est selon [36] la façon avec laquelle l'apprenant reçoit et traite l'information. Dans la littérature, plusieurs modèles ont été définis pour représenter les styles d'apprentissages des apprenants par exemple, celui de Kolb [68] ou celui de Felder et Silverman [36]. Dans notre travail, nous avons choisi d'utiliser le modèle proposé par Felder et Silverman (FSLSM), car il a été déclaré comme étant le modèle le plus approprié et le plus pratique à mettre en œuvre dans les environnements d'apprentissage en ligne [40, 20, 34]. De plus, il existe un questionnaire très utilisé, développé par Felder et Soloman pour identifier les styles d'apprentissages en se basant sur le modèle FSLSM : Index of learning Style (ILS) [99]. Le modèle FSLSM classe les styles d'apprentissages en 4 dimensions où chaque dimension regroupe deux catégories d'apprenants : actif/réflexif, sensoriel/intuitif, visuel/verbal et séquentiel/global.

- Un apprenant actif préfère travailler avec les autres et comprend mieux l'information par les discussions, les applications ou les explications échangées avec les autres.
- Un apprenant réflexif préfère d'abord réfléchir, se concentrer tout seul.
- Un apprenant sensoriel préfère les faits et les exemples.
- Un apprenant intuitif a tendance à réfléchir aux différentes possibilités et à innover.
- Un apprenant visuel se rappelle mieux ce qu'il a vu donc il préfère les images, les diagrammes, etc.

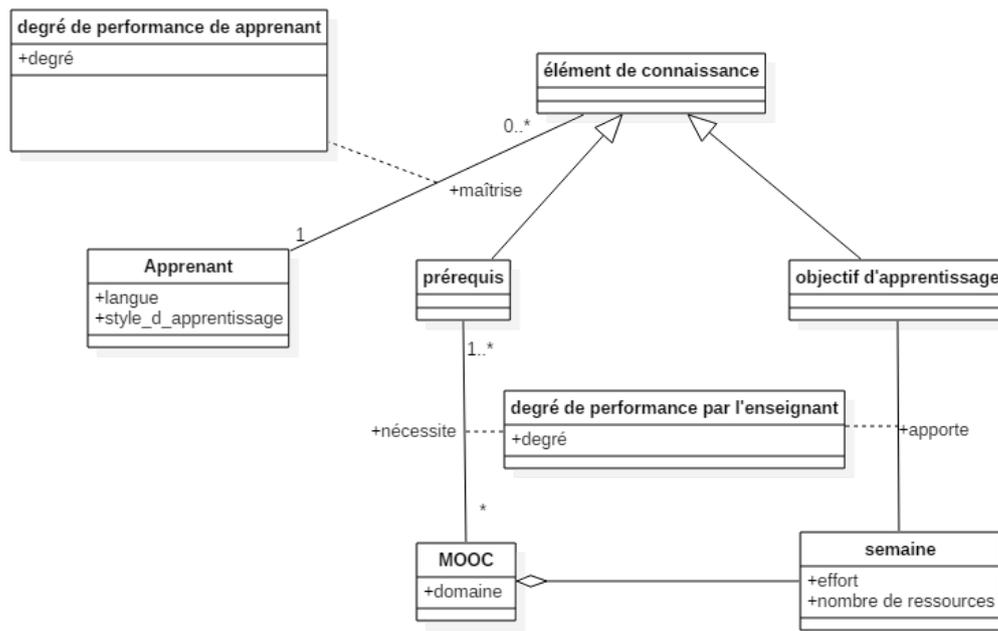


FIGURE 7.2 – Caractéristiques représentées dans le modèle de l'apprenant et le modèle du MOOC

- Un apprenant verbal préfère les explications écrites et orales.
- Un apprenant séquentiel comprend mieux l'information en apprenant par petites étapes linéaires.
- Un apprenant global préfère avoir une vision globale sur l'ensemble de l'information avant de passer aux détails.

Avec le questionnaire ILS, nous utilisons les patrons introduits dans [34] pour identifier les types pédagogiques des ressources à proposer à chaque apprenant selon ses réponses au questionnaire ILS. Ces patrons sont présentés dans le tableau 7.1. Par exemple, l'apprenant sensoriel préfère les exemples et les exercices.

Le modèle de l'apprenant contient aussi les langues qu'il connaît.

Le diagramme de classe (FIGURE 7.2) résume toutes les caractéristiques du MOOC et de l'apprenant représentées dans leurs modèles ainsi que les relations entre ces caractéristiques.

7.4 Modélisation de l'apprenant et du MOOC

Dans cette section, nous allons présenter comment les caractéristiques du MOOC et de l'apprenant sont représentées dans notre solution.

7.4.1 Modèle du MOOC

Dans le modèle du MOOC, nous représentons certaines de ses caractéristiques qui sont les connaissances du MOOC : éléments de connaissance et degrés de performance correspondants comme définis par l'enseignant, le domaine du MOOC et l'effort requis en termes de temps.

Notations Nous notons le nombre de sections du MOOC M par n_{sec} , l'ensemble des éléments de connaissance du MOOC par EC , l'ensemble des prérequis du MOOC par P , l'ensemble des objectifs d'apprentissage fournis par la k ème section du MOOC par OA_k ou $1 \leq k \leq n_{sec}$ et l'ensemble des objectifs d'apprentissage fournis par toutes les sections du MOOC par OA . $OA = \cup_{k=1}^{n_{sec}} OA_k$ et $EC = OA \cup P$.

Modélisation des connaissances du MOOC

Nous introduisons une définition des degrés de performance associés aux éléments de connaissance du MOOC. Il s'agit des degrés de performance définis par l'enseignant.

Définition (Degré de performance par l'enseignant) Pour un MOOC donné M , étant donné un élément de connaissance ec de EC , le degré de performance de ec , fixé par l'enseignant est défini par la fonction DP_E :

$$DP_E : \begin{cases} EC \longrightarrow \{1, 2, 3\} \\ ec \longmapsto dp \in \{1, 2, 3\} \end{cases}$$

Si ec est un prérequis, $DP_E(ec)$ est donc le degré de performance requis en ec . Par contre si ec est un objectif d'apprentissage d'une certaine section, $DP_E(ec)$ est donc le degré de performance à acquérir dans ec en suivant cette section.

Pour modéliser les éléments de connaissance du MOOC nous introduisons deux vecteurs, $V_{P,MOOC}$ et $V_{OA,MOOC}$. Dans le vecteur $V_{P,MOOC}$, nous associons à chaque prérequis du MOOC la valeur du degré de performance nécessaire pour ce prérequis. Dans le vecteur $V_{OA,MOOC}$, nous présentons les degrés de performance à acquérir pour chaque objectif d'apprentissage du MOOC après une certaine section du MOOC. Nous utilisons un seul vecteur $V_{OA,MOOC}$ pour modéliser les objectifs d'apprentissage du MOOC, qui sera mis à jour à la fin de chaque section avec les nouvelles valeurs des degrés de performance apportées par la semaine.

Nous avons choisi de modéliser les connaissances du MOOC par des vecteurs, car il s'agit d'une méthode de représentation simple qui répond à nos besoins en nous permettant de coupler l'élément de connaissance et le degré de performance correspondant.

Modélisation des autres caractéristiques du MOOC

Pour le domaine du MOOC, il est modélisé par la variable D_{MOOC} qui prend comme valeur une étiquette.

L'effort requis en terme de temps pour assimiler le contenu de chaque section est modélisé par la variable Ef_{MOOC} qui prend comme valeur un entier.

7.4.2 Modèle de l'apprenant

Dans le modèle de l'apprenant, nous représentons certaines des caractéristiques de l'apprenant qui sont ses connaissances : éléments de connaissance et degrés de performance correspondants, son style d'apprentissage et les langues qu'il connaît.

La modélisation des connaissances de l'apprenant

Concernant les éléments de connaissance, nous nous intéressons aux prérequis et aux objectifs d'apprentissage définis précédemment dans le modèle du MOOC. Nous introduisons une définition du degré de performance à utiliser dans le modèle de l'apprenant.

Définition (Degré de performance de l'apprenant) Pour un MOOC donné M , étant donné un élément de connaissance ec de EC , le degré de performance de l'apprenant App en ec , est défini par la fonction DP_{App} :

$$DP_{App} : \begin{cases} EC \longrightarrow \{0, 1, 2, 3\} \\ ec \longmapsto dp \in \{0, 1, 2, 3\} \end{cases}$$

Pour modéliser les connaissances de l'apprenant, nous avons opté pour la même méthode de représentation utilisée pour les connaissances du MOOC. Nous introduisons donc deux vecteurs, $V_{P,App}$ et $V_{OA,App}$. Dans $V_{P,App}$, un degré de performance est associé à chaque prérequis du MOOC. Ce degré de performance correspond au niveau de connaissance de l'apprenant dans ce prérequis. Dans le vecteur $V_{OA,App}$, nous présentons les degrés d'apprentissage de l'apprenant dans les objectifs d'apprentissage du MOOC. Dans $V_{OA,App}$ nous représentons l'évolution du niveau de connaissance de l'apprenant dans les objectifs d'apprentissage du MOOC et il est mis à jour à la fin de chaque section du MOOC.

La modélisation des autres caractéristiques de l'apprenant

Concernant le style d'apprentissage de l'apprenant, il est modélisé par un vecteur $V_{SA,App}$ composé par 4 attributs qui représentent les dimensions, actif/réflexif (D_1), sensoriel/intuitif (D_2), visuel/verbal (D_3) et séquentiel/global (D_4) définis par le modèle FSLSM.

La valeur associée à chacune des dimensions D_i dans $V_{SA,App}$ est un couple d'entiers ou chacun d'eux représente le pourcentage de préférence de l'apprenant à chacune des deux catégories de la dimension. Ce pourcentage est calculé en fonction du score obtenu par l'apprenant dans chaque dimension suite à ses réponses au questionnaire ILS [99]. Ce score peut prendre une des valeurs de l'ensemble. $\{1a, 3a, 1b, 3b, 5a, 5b, 7a, 7b, 9a, 9b, 11a, 11b, \}$

- (0.5, 0.5) : Si le score obtenu par l'apprenant dans la dimension $D_i \in \{1a, 3a, 1b, 3b\}$. Ceci signifie que l'apprenant est balancé entre les deux catégories de la dimension, il est à la fois réflexif et actif, sensoriel et intuitif, visuel et verbal ou séquentiel et global, selon la dimension concernée par le score.
- (0.75, 0.25) : Si le score obtenu par l'apprenant dans la dimension $D_i \in \{5a, 7a\}$. Ceci signifie que l'apprenant a une préférence modérée pour une des deux catégories de la dimension, il est actif plus que réflexif, sensoriel plus qu'intuitif, visuel plus que verbal ou séquentiel plus que global, selon la dimension concernée par le score.
- (1, 0) : Si le score obtenu par l'apprenant dans la dimension $D_i \in \{9b, 11b\}$. Ceci signifie que l'apprenant a une forte préférence pour l'une des deux catégories de la dimension, il est actif, sensoriel, visuel ou séquentiel, selon la dimension concernée par le score.

- (0.25, 0.75) : Si le score obtenu par l'apprenant dans la dimension $D_i \in \{5b, 7b\}$. Ceci signifie que l'apprenant a une préférence modérée pour une des deux catégories de la dimension, il est réflexif plus qu'actif, intuitif plus que sensoriel, verbal plus que visuel ou global plus que séquentiel, selon la dimension concernée par le score.
- (0, 1) : Si le score obtenu par l'apprenant dans la dimension $D_i \in \{9a, 11a\}$. Ceci signifie que l'apprenant a une forte préférence pour une des deux catégories de la dimension, il est actif, intuitif, verbal ou global, selon la dimension concernée par le score.

Concernant la modélisation des langues connues, nous définissons une liste L_{App} qui contiendra l'ensemble des étiquettes représentant les langues maîtrisées par l'apprenant.

7.5 Cas d'utilisation de la recommandation

Dans cette section, nous allons détailler chaque cas d'utilisation de notre module de recommandation en précisant (1) comment nous détectons les lacunes chez un apprenant ce qui déclenchera le processus de recommandation pour lui? (2) Quelles sont les interactions effectuées avec le profil d'un MOOC particulier pour récupérer certaines de ses caractéristiques? (3) Quelles sont les interactions effectuées avec le profil d'un certain apprenant que ce soit pour récupérer ou mettre à jour certaines de ses caractéristiques?

7.5.1 Au début du MOOC

Le premier cas d'utilisation de la recommandation proposé par notre système tel que représenté dans la figure 7.3, est au début du MOOC, dès que l'apprenant s'inscrit au MOOC et décide donc de le suivre. Le module de recommandation de notre système MORS lui recommande des REL portant sur les prérequis du MOOC quand l'apprenant n'a pas le degré de performance requis tel que défini dans le profil du MOOC. La première étape consiste à mettre à jour le profil de l'apprenant en ajoutant ses degrés de performance dans chaque prérequis du MOOC. Pour cela, nous commençons par consulter la base de connaissances générale de la plateforme.

Il est utile de remarquer que la base de connaissances de l'apprenant ne fait pas partie de son profil. En effet, chaque apprenant possède un profil par MOOC. Ce profil contient les caractéristiques de l'apprenant liées à son utilisation d'un MOOC bien spécifique de la plateforme et qui évoluent tout au long de son suivi. Il s'agit des degrés de performance de l'apprenant dans les éléments de connaissance du MOOC. Le profil contient aussi les caractéristiques de l'apprenant qui ne changent pas en fonction du MOOC suivi et qui sont son style d'apprentissage et les langues qu'il maîtrise. Quant à la base de connaissances de l'apprenant, elle stocke tous les éléments de connaissance connus par l'apprenant avec les degrés de performance acquis, suite à son utilisation de toute la plateforme de MOOC. Le profil de l'apprenant est utilisé pour détecter un manque de connaissance de l'apprenant dans les éléments de connaissance du MOOC et calculer des recommandations adaptées à ses caractéristiques. La base de connaissances de l'apprenant est utilisée pour construire ce profil.

Une fois la base de connaissances de l'apprenant consultée, le profil de l'apprenant est mis à jour avec ses degrés de performance dans les éléments de connaissance qui correspondent aux prérequis du MOOC (1 dans la figure 7.3). Si un prérequis ne se trouve pas dans la base de connaissances de

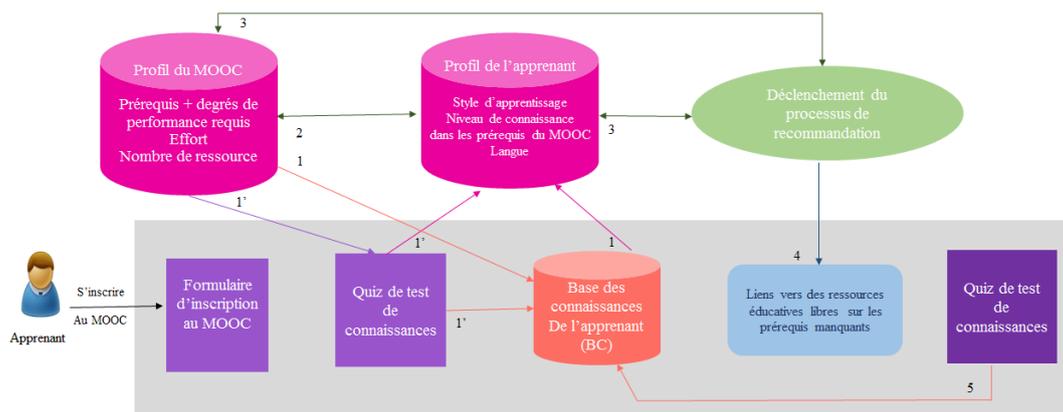


FIGURE 7.3 – Recommandation au début du MOOC

l'apprenant, un quiz de connaissances est présenté à l'apprenant (1' dans la figure 7.3). Dans ce quiz nous lui posons des questions permettant de déduire son niveau dans ce prérequis. Une fois que nous avons récupéré les réponses de l'apprenant au quiz, nous mettons à jour sa base de connaissances ainsi que son profil avec son degré de performance dans cet élément de connaissance (1' dans la figure 7.3).

Une fois le profil de l'apprenant mis à jour, le module de recommandation compare les degrés de performance requis dans les prérequis du MOOC avec les degrés de performances acquis par l'apprenant (2 dans la figure 7.3).

Dans le cas où l'apprenant n'aurait pas le niveau requis dans un certain prérequis, le processus de recommandation est déclenché. En se basant sur les informations stockées dans le profil du MOOC qui sont le degré de performance requis dans ce prérequis et l'effort requis pour chaque section du MOOC et sur les informations qui caractérisent l'apprenant dans son profil qui sont le style d'apprentissage et les langues connues (3 dans la figure 7.3), le module de recommandation interroge les entrepôts des descriptions de REL tout en se basant sur les résultats fournis par le module de réutilisation des REL. Un ensemble de liens vers des REL est offert à l'apprenant pour lui permettre d'améliorer son niveau et atteindre le degré de performance requis pour pouvoir suivre le MOOC (4 dans la figure 7.3).

À la fin, le même quiz de connaissance est présenté à l'apprenant et selon ses réponses, sa base de connaissance sera mise à jour (5 dans la figure 7.3).

7.5.2 Recommandation à la fin de chaque section du MOOC

Le deuxième cas d'utilisation de la recommandation proposé par notre système est à la fin de chaque section du MOOC. Il s'agit de recommander à l'apprenant des REL portant sur les objectifs d'apprentissage de la section.

Pour une section n du MOOC, dès que l'apprenant répond au quiz d'évaluation de cette section, son profil est mis à jour avec les nouveaux degrés de performance acquis lors de cette section. Ensuite, nous comparons le profil de l'apprenant et le profil du MOOC pour voir si les degrés acquis par l'apprenant correspondent aux degrés de performance censés être acquis par celui-ci lors de l'étude de la section (2 dans la figure 7.4).

Si ce n'est pas le cas, le processus de recommandation est déclenché. En se basant sur les informations stockées dans le profil du MOOC qui sont le degré de performance à acquérir dans l'objectif d'apprentissage, l'effort requis pour chaque section du MOOC et le nombre de ressources de chaque

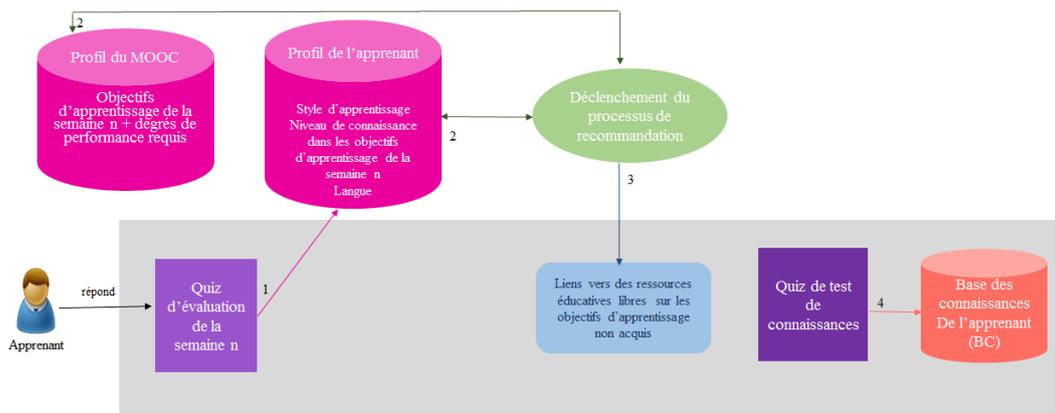


FIGURE 7.4 – Recommandation à la fin de la section n du MOOC

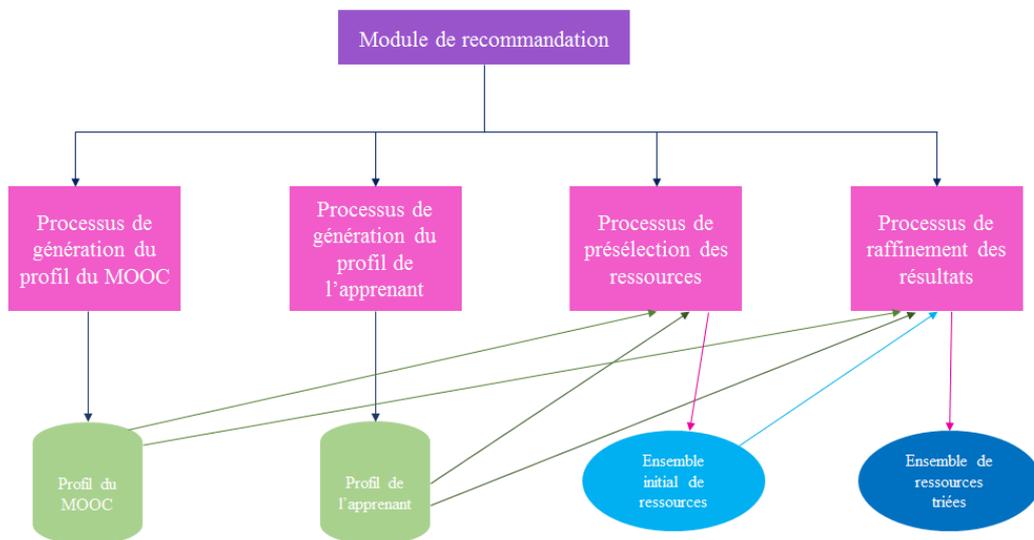


FIGURE 7.5 – Module de recommandation

section du MOOC et sur les informations qui caractérisent l'apprenant dans son profil qui sont le style d'apprentissage, les degrés de performance et les langues connues (3 dans la figure 7.4). Le module de recommandation interroge les entrepôts des REL tout en se basant sur les résultats fournis par le module de réutilisations des REL. Un ensemble de liens vers des REL est proposé à l'apprenant pour lui permettre d'améliorer son niveau de performance dans l'objectif d'apprentissage du MOOC (4 dans la figure). À la fin le même quiz d'évaluation de la section n est présenté à l'apprenant et selon ses réponses, sa base de connaissances sera mise à jour (5 dans la figure 7.4).

Dans la section suivante, nous allons décrire le fonctionnement du module de recommandation de notre système MORS. Comme présenté dans la figure 7.5, le module de recommandation est constitué de quatre processus. Chaque processus a un rôle bien défini dans le module de recommandation et génère un résultat qui est utilisé par les autres processus afin qu'ils accomplissent leur rôle.

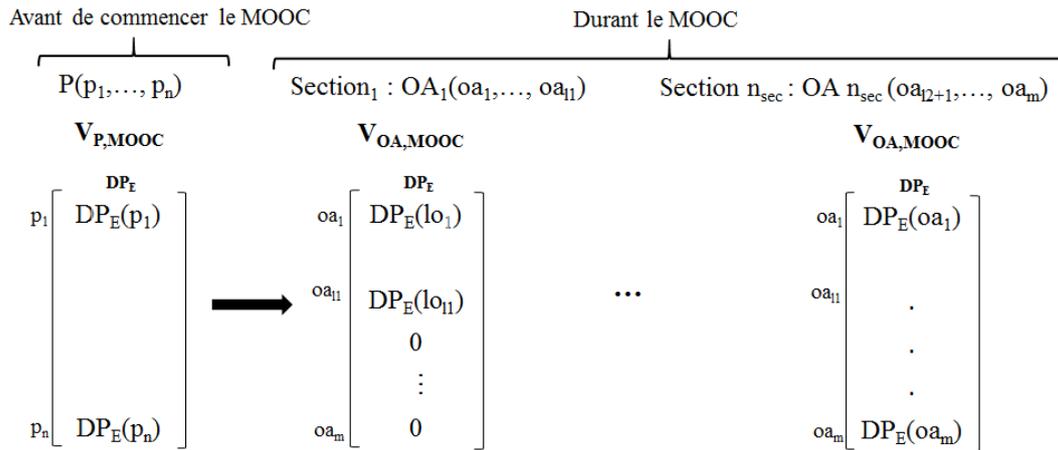


FIGURE 7.6 – Modélisation des éléments de connaissance du MOOC

7.6 Module de recommandation

Les deux premiers processus du module de recommandation du système MORS sont les processus responsables de la génération et la mise à jour des profils d'un apprenant et MOOC bien spécifiques. Les deux autres processus sont responsables du calcul des recommandations en commençant par la présélection des REL, puis le raffinement des résultats à recommander à l'apprenant.

7.6.1 Processus de génération du profil du MOOC

Le rôle de ce processus est de générer le profil d'un MOOC particulier à partir du modèle du MOOC que nous avons défini.

Concernant les éléments de connaissance, la figure (FIGURE 7.6) explique l'évolution des degrés de performance dans le profil du MOOC dès le début de la première section jusqu'à la fin du MOOC. En entrée, $V_{P,MOOC}$ contient les degrés de performance requis dans les prérequis comme définis par l'enseignant. Ensuite, $V_{OA,MOOC}$ évolue durant le MOOC. En effet, à la fin de chaque section, les degrés de performance dans $V_{OA,MOOC}$ sont mis à jour. Ces mises à jour correspondent aux nouvelles valeurs du degré de performance des objectifs d'apprentissage à acquérir en suivant cette section. Nous notons que le même objectif d'apprentissage peut être apporté par deux sections différentes du MOOC mais avec des degrés de performance différents. Par exemple, nous pouvons avoir un MOOC dont la première section présente des structures de données simples comme les tableaux et la deuxième section présente des structures de données plus complexes comme les piles et les files. Dans ce cas, nous pouvons dire que la première section du MOOC a comme objectif d'apprentissage les structures de données avec un degré de performance débutant alors que la deuxième section a comme objectif d'apprentissage les structures de données avec un degré de performance intermédiaire. Dans ce cas, la mise à jour du vecteur $V_{OA,MOOC}$ est par exemple de modifier la valeur du degré de performance de l'objectif d'apprentissage « structure de données » de 1 à 2.

Concernant le domaine du MOOC, la variable D_{MOOC} prend comme valeur l'étiquette renseignée par l'enseignant lors de la création du MOOC pour présenter son domaine.

La variable E_{fMOOC} qui représente l'effort requis en termes de temps prend comme valeur le nombre d'heures renseignées par l'enseignant.

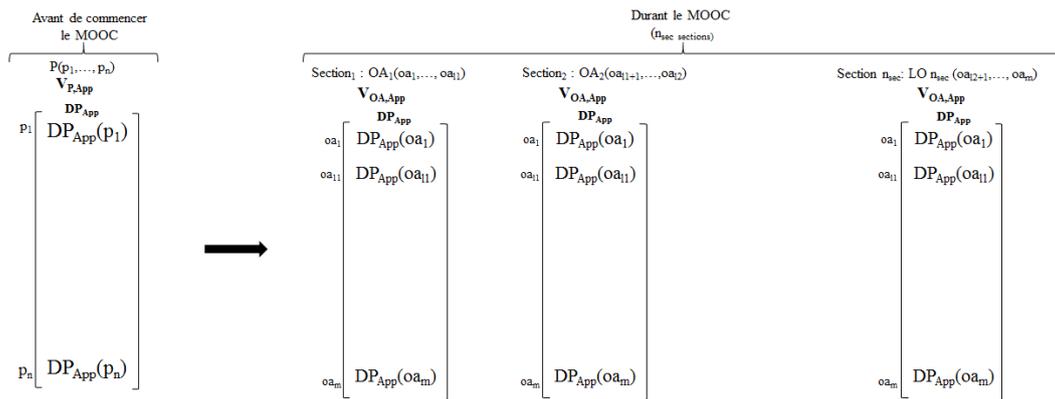


FIGURE 7.7 – Modélisation de l'évolution des éléments de connaissance dans le profil de l'apprenant

7.6.2 Processus de génération du profil de l'apprenant

Le rôle de ce processus est de générer le profil d'un apprenant spécifique à partir du modèle que nous avons défini et de le mettre à jour tout au long de son suivi du MOOC. Concernant les connaissances, dans la figure (FIGURE 7.7), nous présentons comment se déroule l'évolution des degrés de performance, dans le profil de l'apprenant, dans les différents éléments de connaissance du MOOC, tout au long du MOOC. Avant de commencer la première section du MOOC, les degrés de performance de l'apprenant dans les prérequis du MOOC, issus de sa base de connaissances ou de ses réponses au quiz de connaissances sont représentés dans $V_{P,App}$. Ensuite, à la fin de chaque section du MOOC, $V_{OA,App}$ est mis à jour avec les nouveaux degrés de performance acquis par l'apprenant dans les objectifs d'apprentissage de chaque section selon ses réponses au quiz proposé à la fin de cette section.

Concernant le style d'apprentissage de l'apprenant, une fois que ce dernier s'inscrit au MOOC, le questionnaire ILS [99] lui est présenté. Il obtiendra un des scores de l'ensemble $\{1a, ab, 3a, 3b, 5a, 5b, 7a, 7b, 9a, 9b, 11a, 11b\}$ pour chaque dimension D_i selon ses réponses au questionnaire. Le vecteur $V_{SA,APP}$ contiendra un de ces couples : $(0,1)$, $(1,0)$, $(0.25,0.75)$, $(0.75,0.25)$ ou $(0.5,0.5)$, associé à chaque dimension selon les scores obtenus.

Concernant les langues connues par l'apprenant, selon ses réponses aux questions que nous lui posons directement dès qu'il s'inscrit au MOOC, l'ensemble L_{App} contiendra les étiquettes qui représentent les différentes langues maîtrisées par l'apprenant.

7.6.3 Processus de présélection des REL

Comme nous l'avons détaillé dans les cas d'utilisation, le processus de recommandation peut se déclencher dans des stades différents du MOOC : (1) au début du MOOC, si l'apprenant n'a pas le degré de performance requis pour un des prérequis du MOOC et (2) à la fin d'une section du MOOC, si l'apprenant n'a pas acquis le degré de performance requis dans un des objectifs d'apprentissage de cette section.

D'une façon formelle, soit un apprenant App qui est en train de suivre un MOOC M , le calcul des recommandations est déclenché dans les cas suivants.

Au début du MOOC Soit un prérequis $p_i \in P$, la recommandation est déclenchée si

$$DP_{App}(pi) < DP_{MOOC}(pi)$$

Où $DP_{App}(pi) = V_{P,App}(pi)$ et $DP_{MOOC}(pi) = V_{P,MOOC}(pi)$.

À la fin d'une section k du MOOC Soit un objectif d'apprentissage $oa_i \in OA_k$, la recommandation est déclenchée si

$$DP_{App}(oa_i) = V_{OA,App}(oa_i) < DP_{MOOC}(oa_i) = V_{OA,MOOC}(oa)$$

Où $DP_{App}(oa_i) = V_{OA,App}(oa_i)$ et $DP_{MOOC}(oa_i) = V_{OA,MOOC}(oa)$ et les vecteurs $V_{OA,App}$ et $V_{OA,MOOC}$ sont ceux mis à jour à la fin de la k ème section du MOOC.

L'objectif de ce module est de sélectionner un ensemble initial de ressources candidates portant sur l'élément de connaissance pour lequel le processus de recommandation a été déclenché. Afin de trouver ces ressources, le système effectue une recherche par mots clés sur les métadonnées stockées dans les entrepôts externes de descriptions de REL. La métadonnée utilisée est *la description de la ressource*.

À ce niveau, il faut noter que nous aurions pu utiliser d'autres métadonnées pour sélectionner des ressources telles que *le titre de la ressource* ou *le sujet de la ressource*. Mais nous nous sommes contentés d'utiliser *la description de la ressource* qui retourne un paragraphe décrivant la REL et qui contient plus d'informations sur la ressource en englobant celles fournies par le titre et le sujet de la ressource.

Concernant les mots clés, le premier mot clé est l'élément de connaissance qui est le sujet de la recommandation. L'objectif de la recherche est donc de sélectionner les ressources ayant des descriptions qui contiennent cet élément de connaissance. Cependant, il faut aussi résoudre les problèmes de synonymie et de polysémie qui peuvent se présenter dans notre recherche.

La synonymie Le même élément de connaissance peut être exprimé différemment. Par exemple «les boucles» en informatique sont aussi «des structures de contrôle»

La polysémie La même expression peut être utilisée pour représenter des éléments de connaissance différents selon le domaine dans lequel elle est utilisée. Par exemple, la notion de « récursivité » est utilisée dans différentes disciplines comme « les sciences de l'informatique », « la langue », etc.

Pour résoudre les problèmes de polysémie, nous avons utilisé un deuxième mot clé en plus de l'élément de connaissance qui est le domaine du MOOC.

Pour résoudre les problèmes de synonymie, nous avons introduit un module de détection de synonymes, comme représenté dans la FIGURE 7.8. Ce module se base sur les données structurées DBpedia¹ qui ont été extraites de Wikipédia. Afin de créer ce module, nous nous sommes basées sur le travail² qui permet de détecter les synonymes en anglais, auquel nous avons ajouté une partie pour détecter les synonymes en français en se basant sur le DBpedia en français³. Ce module de détection de synonymes permet de générer un ensemble de synonymes de l'élément de connaissance et du domaine de MOOC, ce qui permettra d'augmenter le nombre de ressources sélectionnées.

L'algorithme utilisé se base sur les informations de redirection de page stockées pour les ressources DBpedia en utilisant la propriété `dpedia` : <http://dbpedia.org/ontology/wikiPageRedirects>.

1. <http://wiki.dbpedia.org/>

2. <https://davidallenfox.wordpress.com/2013/09/05/generating-synonyms/>

3. <http://fr.dbpedia.org/>

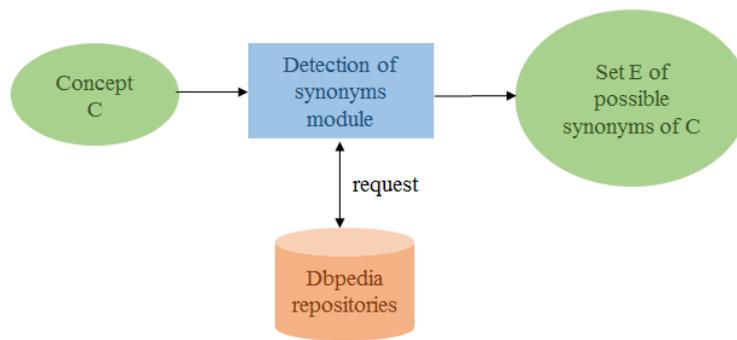


FIGURE 7.8 – Module de détection des synonymes

Pour sélectionner les synonymes d'un certain concept C , une requête SPARQL interroge donc le point d'entrée SPARQL de DBpedia pour sélectionner l'union des labels de toutes les ressources DBpedia qui redirigent vers la ressource DBpedia de C , des labels des ressources DBpedia que la ressource DBpedia de C redirige vers eux, des labels des ressources DBpedia qui redirigent vers d'autres ressources redirigeant vers la ressource DBpedia de C et des labels des ressources DBpedia qui redirigent vers des ressources que la ressource DBpedia de C redirige vers eux.

Pour récapituler, le processus de présélection des ressources sélectionne les ressources dont les descriptions incluent l'élément de connaissance et le domaine du MOOC ou au moins un de leurs synonymes.

D'une façon formelle, soit REL l'ensemble des ressources éducatives libres, $R \in REL$, $ec \in EC$, $Meta_R$ l'ensemble des métadonnées de R tel que $Meta_R = \{Descript_R, Lang_R, Prereq_R\}$, $SY_{D_{mooc}}$ l'ensemble des synonymes du domaine du MOOC, D_{mooc} and SY_{ec} l'ensemble des synonymes de ec générés par notre module de détection des synonymes.

$$(R \text{ porte sur } ec) \equiv [(ec \in Descript_R) \vee (\exists i : SY_{ec}[i] \in Descript_R)] \wedge [(D_{mooc} \in Descript_R) \vee (\exists j : SY_{D_{mooc}}[j] \in Descript_R)]$$

Pour sélectionner les ressources qui satisfont les critères définis précédemment, le module de présélection interroge les entrepôts des descriptions des REL avec une requête SPARQL. Cette requête qui va interroger plusieurs entrepôts à la fois, est définie en utilisant les classes et les propriétés introduites dans notre ontologie LOOM que nous allons présenter dans le chapitre 8. La requête SPARQL est la suivante.

```

1 SELECT ?R
2 WHERE {
3   ?R Loom:hasDescription ?des.Filter
4   ((regex(?str(?des), SYEC[1]))
5    ||...|| regex(?str(?des), SyEC[m]))
6   || regex(?str(?des), EC))
7   && (regex(?str(?des), SYDmooc[1])
8     ||...|| regex(?str(?des), SYDmooc[n])
9     || regex(?str(?des), Dmooc))

```

Dans cette requête, SYEC représente l'ensemble des synonymes de l'élément de connaissance ec noté SY_{ec} ci-dessus, SYDmooc représente l'ensemble des synonymes du domaine du MOOC noté $SY_{D_{mooc}}$ ci-dessus.

7.6.4 Processus de raffinement des résultats

Le processus de présélection des ressources retourne comme résultat un ensemble initial E de REL et comme nous l'avons expliqué dans la partie précédente la présélection se base sur les mots clés. Cet ensemble initial E sera transmis à ce processus de raffinement qui appliquera des opérations de sélection et de tri selon plusieurs critères. Ces opérations se font sur trois étapes.

- Sélection selon des contraintes.
- Sélection selon la similarité sémantique entre les ressources et la requête initiale.
- Classement selon certaines options.

Sélection selon des contraintes

Dans cette étape, nous sélectionnons un sous-ensemble E' de E qui contient uniquement les ressources qui respectent certaines contraintes. Les contraintes sont des critères fermes et non relaxables qui doivent être obligatoirement respectés par les ressources que nous recommandons à l'apprenant. Autrement dit, il s'agit de critères sans lesquels il sera difficile à l'apprenant de comprendre le contenu de la ressource. Les trois contraintes que nous prenons en considération sont les suivantes. La première est : « Des ressources qui ne requièrent pas des prérequis que l'apprenant n'a pas » (C1). La deuxième contrainte est : « Des ressources présentées dans une langue connue par l'apprenant » (C2). La troisième est : « Des ressources qui apportent à l'apprenant un degré de performance supérieur ou égal à celui défini par l'enseignant » (C3).

Contrainte C1 Pour chaque ressource R de l'ensemble E , nous considérons $Prereq_R$ comme l'ensemble contenant les prérequis de la ressource tel que défini dans l'élément de métadonnées *Prerequis*. Puis, en utilisant notre module de détection de synonymes, nous collectons des synonymes possibles de chaque élément dans $Prereq_R$. La contrainte C1 n'est pas respectée par la ressource R si pour au moins un des éléments de $Prereq_R$ ou un des ses synonymes, le degré de performance de l'apprenant est égal à la valeur nulle.

Définition (Violation de la contrainte C1). Soit la ressource $R \in E$, R ne respecte pas la contrainte C1 si et seulement si :

$$\exists ec \in Prereq_R / (DP_A(ec) = 0) \vee (\exists i, DP_A(Syn_{ec}[i]) = 0)$$

Afin de déterminer le degré de performance $DP_A(ec)$ de l'apprenant dans le prérequis ec d'une ressource R , nous commençons par consulter la base de connaissances de l'apprenant. Si le prérequis ec se trouve dans la base nous avons donc $DP_A(ec)$ sinon nous posons quelques questions à l'apprenant pour tester ses connaissances de ec .

Contrainte C2 Cette contrainte est liée à la langue du public cible de la ressource. Il est évident qu'un apprenant qui ne connaît pas l'anglais par exemple, ne peut pas étudier une ressource

pédagogique dédiée à des apprenants qui maîtrisent l'anglais. Il faut donc garder les ressources présentées pour un public maîtrisant des langues connues par l'apprenant. Pour vérifier cette contrainte, nous utilisons une autre métadonnée des REL qui est *la langue du public cible des ressources*. Nous considérons $Lang_R$ le contenu de l'élément de métadonnée *la langue du public cible* d'une ressource R de l'ensemble E .

Définition (Violation de C2). Soit la ressource $R \in E$, R ne respecte pas la contrainte C2 si et seulement si :

$$Lang_R \notin L_{App}$$

Contrainte C3 Comme nous l'avons fait précédemment pour l'apprenant et le MOOC, chaque ressource R de l'ensemble E est modélisée par un vecteur $V_{EC,R}$ qui représente le degré de performance apporté par la ressource dans chaque élément de connaissance du MOOC.

Définition (Degré de performance des ressources éducatives libres). Étant donné un élément de connaissance ec de EC , le degré de performance en ec apporté par une ressource R est défini par la fonction DP_R :

$$DP_R : \begin{cases} EC \longrightarrow \{0, 1, 2, 3\} \\ ec \longmapsto dp \in \{0, 1, 2, 3\} \end{cases}$$

Comme nous l'avons représenté dans (FIGURE 7.7), le processus de recommandation est déclenché si $DP_E(ec) > DP_A(ec)$. En effet, le but de la recommandation de la ressource R à l'apprenant est l'amélioration de son niveau de performance dans l'élément de connaissance ec .

Violation de la contrainte C3. Soit la ressource $R \in E$, R ne respecte pas la contrainte C3 si :

$$DP_R(ec) < DP_E(ec)$$

Puisqu'il n'y a pas d'élément de métadonnée qui permet de décrire les degrés de performances apportées par les REL, nous considérons dans une première étape que nous avons deux degrés de performance 0 : la ressource n'apporte pas l'élément de connaissance et 1 : la ressource apporte l'élément de connaissance. Puis une fois les ressources utilisées par les apprenants, nous prévoyons de collecter les résultats à partir des apprenants selon leurs réponses au test de connaissances une fois qu'il ont suivi une ressource recommandée.

Pour commencer et attribuer les valeurs initiales des degrés de performances aux ressources sélectionnées (0 ou 1), nous avons introduit cette quatrième définition.

Définition (Un élément de connaissance est apporté par une ressource éducative libre).

$$\begin{aligned} (\text{Un élément de connaissance est apporté par une ressource}) &\equiv (ec \in \text{Descript}_R) \vee \\ &(\forall \exists i : \text{Syn}_{ec}[i] \in \text{Descript}(R)) \end{aligned}$$

À la fin de cette étape de sélection selon des contraintes, nous obtenons un ensemble E' des REL qui respectent les contraintes fixées.

Sélection selon la similarité sémantique.

Une fois que nous avons sélectionné les ressources qui respectent les contraintes précédemment définies, nous sélectionnons les ressources qui sont les plus proches de la requête initiale (la requête

définie dans le processus de présélection des ressources). Pour cela, nous calculons la similarité entre les ressources et les termes de la requête initiale. Nous considérons (RIT) comme l'ensemble des termes utilisés dans la requête initiale qui sont l'élément de connaissance, le domaine du MOOC et leurs synonymes générés par le module de détection des synonymes.

$$RIT = \{T_1, \dots, T_{nt}\}$$

Où T_i est le i ème terme de la requête initiale et nt est le nombre total de termes utilisés dans la requête initiale.

Nous commençons par utiliser le *Term Frequency Inverse Document Frequency* (TF-IDF) [22] pour identifier l'importance des éléments de (RIT) dans les descriptions des ressources sélectionnées. Chaque ressource sélectionnée R est représentée par un vecteur V_R .

$$V_R = (V_{R_{T_1}}, \dots, V_{R_{T_{nt}}})$$

Où $V_{R_{T_1}}$ représente la valeur TF-IDF du terme T_1 dans la description de la ressource R . L'ensemble (RIT) est représenté aussi par un vecteur V_{RIT} .

$$V_{RIT} = (V_{RIT_{T_1}}, \dots, V_{RIT_{T_{nt}}})$$

Où $V_{RIT_{T_1}}$ représente la valeur TF-IDF du terme T_1 dans toutes les descriptions de toutes les ressources sélectionnées.

Par la suite, nous utilisons la mesure de cosinus pour calculer la similarité entre le vecteur de la ressource V_R et le vecteur de la requête initiale V_{RIT} . Chaque ressource R sera donc caractérisée par une seule mesure cosinus, $\text{CosSim}(R)$.

$$\text{CosSim}(R) = \frac{V_{RIT} \cdot V_R}{\|V_{RIT}\| * \|V_R\|}$$

Nous classons donc les ressources par leur mesure de cosinus. La ressource R ayant la valeur de $\text{CosSim}(R)$ la plus élevée est donc la ressource la plus proche à la requête initiale.

D'un autre côté, nous définissons la relation de préférence (\geq).

Définition (Relation de préférence \geq). Soient deux ressources $R_1 \in OER$ et $R_2 \in REL$:

$$R_1 \geq R_2 \text{ signifie } R_1 \text{ est au moins aussi bon que } R_2.$$

Dans cette première étape $R_1 \geq R_2 \Leftrightarrow \text{CosSim}(R_2) \geq \text{CosSim}(R_1)$.

À la fin de cette étape, nous obtenons comme résultat les ressources de l'ensemble E' triées selon leur similarité sémantique avec RIT . Nous sélectionnons un sous-ensemble E'' des n premières ressources. Nous sélectionnons un nombre limité de ressources parce que l'objectif de notre recommandation est d'aider l'apprenant à améliorer son niveau de connaissance dans un certain élément de connaissance en étudiant au moins une ressource plutôt que de recommander un large nombre de ressources. Le nombre n des ressources à recommander est défini arbitrairement. Dans notre cas d'étude, n est fixé à 4, mais l'enseignant a la possibilité de changer cette valeur.

Classement selon des options.

La dernière étape consiste à classer les ressources en se basant sur des options. Les options sont d'autres critères définis pour refléter l'adaptation aux caractéristiques du MOOC et de l'apprenant. Cependant, ces options ne sont pas des critères obligatoires comme les contraintes de la première étape. En d'autres termes, des ressources recommandées peuvent ne pas être conformes à toutes les options, mais elles sont présentées à l'apprenant dans un ordre qui dépend de leur degré de satisfaction aux options. On considère OP l'ensemble des options et n_{op} le nombre total des options.

Définition(Fonction de score). Pour chaque option $op_i \in OP$, avec $1 \leq i \leq n_{op}$, nous définissons la fonction de score U_i :

$$U_i : \begin{cases} E'' \longrightarrow [0, 1] \\ R_j \longmapsto a_i^j \end{cases}$$

La fonction U_i attribue un score a_i^j entre 0 et 1 à chaque ressource candidate R_j en se basant sur le degré de satisfaction de la ressource en ce qui concerne l'option op_i . Les scores a_i^j sont calculés différemment selon le type de l'option op_i . Pour chaque option, le score de la ressource représente son pourcentage de satisfaction à l'option. Nous considérons donc chaque option comme étant un ensemble flou et le score de chaque ressource comme étant son degré d'appartenance à cet ensemble. Nous représentons chaque ressource R_j par un vecteur V_{R_j} dont les composants sont ses scores à chaque option.

$$V_{R_j} = (a_1^j, a_2^j, \dots, a_{n_{req}}^j)$$

La ressource idéale id a un vecteur V_{id} dont les composants sont égaux à 1. Cela signifie que la ressource répond à toutes les options avec un pourcentage de 100%. Une valeur de pondération $p_i \in 1, 2, 3$ est attribuée à chaque option pour traduire son importance (1 : moins important, 2 : important, 3 : très important). Initialement, nous considérons que toutes les options ont la même importance ($p_i=3$) mais on donne à l'enseignant la possibilité de changer les valeurs des pondérations définies pour refléter la cohérence avec le MOOC. Dans MORS, nous avons défini les options suivantes :

- Les ressources recommandées respectent le style d'apprentissage de l'apprenant. (Op_1)
- Les ressources recommandées nécessitent une durée d'apprentissage similaire à l'effort moyen nécessaire pour assimiler les ressources du MOOC comme défini par l'enseignant. (Op_2)
- Les ressources recommandées ont une granularité qui correspond à la granularité des ressources du MOOC. (Op_3)

Pour la première option Op_1 , nous définissons la fonction de score U_1 . Pour définir cette fonction, nous avons commencé par identifier les différents types pédagogiques des REL référencées dans les entrepôts utilisés dans notre approche. Puis, en nous basant sur les patrons introduits dans [34] qui présente les types des ressources à proposer à un apprenant selon ses préférences selon le modèle FSLSM, nous avons classifié les différents types pédagogiques trouvés dans les descriptions des REL par catégorie de chaque dimension du modèle FSLSM. Le tableau 7.1 représente cette classification.

Nous nous basons sur $V_{SA,App}$ qui représente le style d'apprentissage de l'apprenant et qui a été calculé à la suite de ses réponses au questionnaire ILS pour attribuer le score à une ressource candidate R selon son type pédagogique. Les conditions suivantes sont vérifiées par ordre.

Actif / Réflexif		
Catégorie	Actif	Réflexif
Type	Expérimentation	Cas d'étude
Sensoriel / Intuitif		
Catégorie	Sensoriel	Intuitif
Type	Expérimentation Exercice	Texte Lecture
Visuel / Verbal		
Catégorie	Visuel	Verbal
Type	Diagramme Figure Graphe	Texte Lecture
Séquentiel / Global		
Catégorie	Séquentiel	Global
Type	Pas de type	

TABLEAU 7.1 – Types et types pédagogiques des REL par catégorie

1. R a comme type pédagogique, Typ_R , un type classé dans une catégorie pour laquelle l'apprenant à une forte préférence. Dans ce cas, le score de R est 1.
2. R a comme type pédagogique, Typ_R , un type qui n'est classé que dans une catégorie pour laquelle l'apprenant à une faible préférence par rapport à la deuxième catégorie de la même dimension. Dans ce cas, le score de R est 0.25.
3. R a comme type pédagogique, Typ_R , un type qui n'est classé que dans une catégorie pour laquelle l'apprenant a la même préférence pour la deuxième catégorie de la dimension correspondante. Dans ce cas, le score de R est 1.

Dans le cas où la ressource R a plusieurs types pédagogiques, nous vérifions la satisfaction des conditions présentées ci-dessous. Pour la même dimension, si par exemple la ressource a deux types pédagogiques où le premier vérifie la condition i et le deuxième vérifie la condition $i + 1$, le premier type pédagogique de la ressource est considéré.

$$U_1(R) = \begin{cases} 1 & \text{si } (Typ_R \in ER_{rf})ET(V_{SA,App}(1) = (0, 1)) \\ & OU(Typ_R \in ER_{act})ET(V_{SA,App}(1) = (1, 0)) \\ & OU(Typ_R \in ER_{int})ET(V_{SA,App}(2) = (0, 1)) \\ & OU(Typ_R \in ER_{sen})ET(V_{SA,App}(2) = (1, 0)) \\ & OU(Typ_R \in ER_{verb})ET(V_{SA,App}(3) = (0, 1)) \\ & OU(Typ_R \in ER_{vis})ET(V_{SA,App}(3) = (1, 0)) \\ 0.2 & \text{sinon si } (Typ_R \in ER_{rf})ET(V_{SA,App}(1) = (0.2, 0.8)) \\ & OU(Typ_R \in ER_{act})ET(V_{SA,App}(1) = (0.75, 0.25)) \\ & OU(Typ_R \in ER_{int})ET(V_{SA,App}(2) = (0.25, 0.75)) \\ & OU(Typ_R \in ER_{sen})ET(V_{SA,App}(2) = (0.75, 0.25)) \\ & OU(Typ_R \in ER_{verb})ET(V_{SA,App}(3) = (0.25, 0.75)) \\ & OU(Typ_R \in ER_{vis})ET(V_{SA,App}(3) = (0.75, 0.25)) \\ 1 & \text{sinon} \end{cases}$$

Où ER_{rf} est l'ensemble des types pédagogiques qui correspondent aux apprenants qui appartiennent à la catégorie «Réflexif», ER_{act} est l'ensemble des types pédagogiques qui correspondent aux apprenants qui appartiennent à la catégorie «Actif», ER_{int} est l'ensemble des types pédagogiques qui correspondent aux apprenants qui appartiennent à la catégorie «Intuitif», ER_{sen} est l'ensemble des types pédagogiques qui correspondent aux apprenants qui appartiennent à la catégorie «Sensoriel», ER_{verb} est l'ensemble des types pédagogiques qui correspondent aux apprenants qui appartiennent à la catégorie «Verbal» et ER_{vis} est l'ensemble des types pédagogiques qui correspondent aux apprenants qui appartiennent à la catégorie «Visuel».

Pour la deuxième option Op_2 portant sur la durée d'apprentissage des REL, nous définissons deux fonctions de score différentes, U_2 pour les objectifs d'apprentissage et U'_2 pour les prérequis.

$$U_2(R) = \begin{cases} 1 & \text{if } DA_R \leq Ef_{S/R} \\ (\varepsilon + Ef_{S/R} - DA_R)/\varepsilon & \text{elseif } DA_R \\ & \in [Ef_{S/R}, Ef_{S/R} + \varepsilon] \\ 0 & \text{elseif } DA_R \geq Ef_{S/R} + \varepsilon \end{cases}$$

$$U'_2(R) = \begin{cases} 1 & \text{if } DA_R \leq Ef_{MOOC} \\ (\varepsilon + Ef_{S/R} - DA_R)/\varepsilon & \text{elseif } DA_R \\ & \in [Ef_{S/R}, Ef_{S/R} + \varepsilon] \\ 0 & \text{elseif } DA_R \geq Ef_{S/R} + \varepsilon \end{cases}$$

$Ef_{S/R}$ est le quotient entre l'effort moyen par section, Ef_{MOOC} , tel que défini par l'enseignant et le nombre de ressources de la section en question, DA_R correspond à la valeur de la métadonnée *durée d'apprentissage* de la ressource R . ε est défini d'une façon arbitraire. Dans notre cas d'étude, ε est fixé à la valeur $Ef_{S/R}$.

Concernant la troisième option Op_3 portant sur la granularité des REL à recommander, nous définissons deux fonctions de score différentes, U_2 pour les objectifs d'apprentissage et U'_2 pour les prérequis.

Pour définir ces fonctions, nous avons commencé par identifier les différents niveaux d'agrégation que l'on trouve dans les descriptions des REL. Les niveaux identifiés sont : grain, module, leçon et cours. Nous considérons donc que le niveau d'agrégation le plus adapté pour les REL recommandées pour les objectifs d'apprentissage est grain ou module. Pour les prérequis, nous ajoutons aussi le niveau leçon.

$$U_3(R) = \begin{cases} 1 & \text{si } NA_R \in \{grain, module\} \\ 0.2 & \text{sinon si } NA_R = leon \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$$

$$U'_3(R) = \begin{cases} 1 & \text{si } NA_R \in \{grain, module, leon\} \\ 0.5 & \text{sinon} \end{cases}$$

Il faut noter que les scores que nous avons utilisés dans les différentes fonctions de score, que nous venons de proposer, sont définis a priori et qu'ils peuvent être modifiés par la suite par l'enseignant.

Il faut aussi noter que pour tous les critères fixés dans notre approche que soit les contraintes ou les options, quand l'élément de métadonnée correspondant n'est pas renseigné dans la description de la ressource, nous considérons que cette ressource vérifie le critère en question.

Pour classer les ressources candidates, nous utilisons la distance de Tchebychev pondérée entre la ressource idéale et chaque ressource à recommander. Plus la distance est petite, meilleure est la ressource. La distance est définie comme suit :

$$DCH_{R_j, id} = \max_{i \in n_{req}} \lambda_i |V_{R_j}[i] - V_{id}[i]|$$

Où λ_i est défini comme suit :

$$\lambda_i = p_i / (\text{Sup}_{R_j \in E''} (V_{R_j}[i]) - \text{Inf}_{R_j \in E^*} (V_{R_j}[i]))$$

Où E^* est un sous-ensemble de E'' des ressources candidates qui n'ont pas le degré de satisfaction maximal pour aucune option.

En conclusion,

$$R_1 \geq R_2 \Leftrightarrow DCH_{R_2, id} \geq DCH_{R_1, id}$$

7.7 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons décrit le fonctionnement du module de recommandation de notre système MORS. Nous avons présenté les modèles de l'apprenant et du MOOC utilisés par ce module ainsi que les processus effectués pour mettre à jour les profils correspondants et pour calculer et affiner les résultats de recommandations de REL tout en précisant les mesures adoptées.

Afin de sélectionner dynamiquement des REL tout en exploitant leurs descriptions qui respectent les principes de LOD et qui sont stockées dans différents entrepôts externes, le module de recommandation se base sur les résultats fournis pour le module de réutilisation de REL qui sera décrit dans le chapitre suivant.

Réutilisation de ressources éducatives libres

Comme nous l'avons expliqué précédemment, afin de trouver des REL correspondant à nos critères de sélection, nous avons choisi d'utiliser les entrepôts de descriptions de REL qui respectent les principes de LOD. Plus précisément, nous avons sélectionné des entrepôts qui répondent aux critères suivants : (1) des entrepôts dont les descriptions des ressources reposent sur des *bindings* RDF(s)/OWL des schémas de métadonnées; (2) des entrepôts proposant comme moyen d'accès standardisé un point d'entrée SPARQL; (3) des entrepôts qui contiennent les descriptions de REL conçues pour l'enseignement.

Dans ce chapitre, nous commençons par présenter un certain nombre d'entrepôts, parmi lesquels nous avons sélectionné ceux que nous utilisons, qui respectent ces critères. Puis nous comparons les différents *bindings* RDF(s)/OWL des schémas de métadonnées utilisés dans ces entrepôts pour décrire les REL. Au vu de l'hétérogénéité que nous avons détectée entre les différents *bindings*, nous proposons des mises en correspondance entre eux. Nos mises en correspondances sont définies dans le cadre d'une ontologie, Learning Object Ontology of Mapping (LOOM), introduite pour faciliter la génération de requêtes SPARQL permettant d'interroger tous les points d'entrée à la fois.

8.1 Sélection des entrepôts des descriptions des REL

Afin de trouver les entrepôts de descriptions de REL qui répondent aux critères que nous avons fixés, nous nous sommes intéressés principalement au catalogue datahub.io¹ qui référence des entrepôts de données ouvertes dans différents domaines comme l'éducation, la santé et l'économie. Ce catalogue référence des centaines d'entrepôts de REL avec leurs points d'entrée SPARQL. Ces entrepôts sont issus de plusieurs organisations de différents types comme des universités, des laboratoires et des associations. Dans notre travail, nous nous intéressons aux ressources pédagogiques conçues pour l'enseignement et produites donc par des institutions parmi lesquelles nous trouvons des universités et des établissements scolaires. Nous avons mené une recherche sur le catalogue datahub.io pour trouver les entrepôts de descriptions de REL qui nous intéressent et qui proposent des points d'entrée SPARQL fonctionnels.

Après une étude des étiquettes utilisées, nous avons effectué une recherche sur les différents entrepôts référencés dans datahub.io avec la requête `«api/sparql» and «rdf» and («education» or`

1. <https://old.datahub.io/>

«*university*»). L'objectif est de sélectionner les entrepôts qui (1) proposent un point d'entrée SPARQL («*api/sparql*»), (2) liés à l'éducation («*education*» or «*university*») et (3) contiennent des triplets RDF («*RDF*») quel que soit la façon dont le schéma a été défini. Cette recherche a mené à un peu plus de 200 résultats. Parmi les entrepôts trouvés, il y a Organic Edunet² et Serendipity³.

Parallèlement à cette recherche, nous avons mené une deuxième recherche en nous basant sur les organisations. Des centaines d'organisations sont référencées dans le catalogue datahub.io. En étudiant ces organisations, nous avons trouvé 6 organisations qui publient des REL et qui répondent à nos besoins. Ces organisations sont intef⁴, uah⁵, linked-education⁶, serendipity⁷academicdataec⁸ et eagle-i⁹

Mis à part les entrepôts trouvés grâce au catalogue datahub.io, nous avons aussi trouvé des entrepôts référencés dans des articles de recherche comme SemUNT¹⁰ et Comète¹¹.

Les entrepôts identifiés soit via le datahub.io soit via les articles de recherche ont été étudiés et testés selon nos critères de recherche (8) pour ne garder que ceux qui nous intéressent. Suite à cette étude, une grande partie des entrepôts étudiés n'a pas été conservée soit par ce que les REL décrites dans les entrepôts ne sont pas des ressources pédagogiques, mais d'autres types de ressources liées à l'éducation telles que des données administratives de l'université, des données bibliographiques ou des articles de recherche, soit parce que le point d'entrée SPARQL fourni pour accéder aux données de l'entrepôt n'est pas fonctionnel.

Le résultat de cette étude a abouti à l'ensemble suivant d'entrepôts de descriptions des REL que nous allons interroger.

1. L'université ouverte

L'université ouverte est la plus grande institution académique du Royaume-Uni et un pionnier mondial de l'enseignement à distance¹². Les données des différentes institutions de l'université ouverte sont partagées sous forme de LOD dans un entrepôt¹³ qui offre un point d'entrée SPARQL¹⁴, pour accéder librement aux données. Parmi les quatre entrepôts des REL de l'université ouverte, partagés dans l'entrepôt¹⁵, les deux entrepôts qui référencent des REL qui nous intéressent sont : l'OU Podcasts qui référence des vidéos et des audios liées à l'éducation et la recherche dans l'université ouverte et L'Open Learn qui contient les métadonnées des unités d'enseignement de l'université.

2. mEducator

mEducator est un projet européen qui s'intéresse à la découverte et l'utilisation de contenus

2. <https://old.datahub.io/dataset/organic-edunet>
3. <https://old.datahub.io/dataset/serendipity>
4. <https://datahub.io/organization/intef>
5. <https://datahub.io/organization/uah>
6. <https://datahub.io/organization/linked-education>
7. <https://datahub.io/organization/serendipity>
8. <https://datahub.io/organization/about/academicdataec>
9. <https://datahub.io/organization/eagle-i>
10. <http://semunt.supelec.fr/portal/>
11. <http://comete.liceef.ca/Portal/?lang=fr>
12. <http://www.openuniversity.edu/>
13. data.open.ac.uk
14. [//data.open.ac.uk/query](http://data.open.ac.uk/query)
15. data.open.ac.uk

éducationnels médicaux disponibles dans les institutions académiques européennes partenaires¹⁶. Plusieurs solutions ont été proposées dans le cadre de ce projet en se basant sur les concepts du web social et du web sémantique afin de permettre aux enseignants et aux apprenants d'organiser, réutiliser et partager les ressources pédagogiques médicales. Une ontologie mEducator a été conçue afin de fournir un schéma de données cohérent à travers les différentes solutions proposées. Dans notre travail nous nous intéressons à la solution mEducator 3.0 qui se base sur les techniques du web sémantique et surtout les LOD. Un point d'entrée SPARQL est fourni¹⁷ pour accéder aux données stockées dans mEducator 3.0.

3. Serendipity

Il s'agit d'un projet sponsorisé par l'université polytechnique de Madrid et l'université technique privée de Loja en collaboration avec les institutions du consortium OCW. Ce projet vise à améliorer la recherche et la visibilité du contenu éducatif ouvert, ce qui facilitera la recherche des cours du consortium OCW¹⁸. Dans le cadre de ce projet un entrepôt basé sur les LOD est fourni avec un point d'entrée SPARQL¹⁹ pour mettre l'accès aux métadonnées des ressources pédagogiques publiées.

4. Procomun

Il s'agit d'un service mis en place à la demande du ministre de l'éducation espagnol pour développer et faciliter l'accès aux ressources éducatives libres²⁰. Pour accéder aux données par des requêtes SPARQL, un point d'entrée SPARQL²¹, est fourni.

5. Organic.Edunet

Organic.Edunet²² est un portail permettant à accéder à des ressources pédagogiques sur l'agriculture. Un point d'entrée SPARQL²³ permet d'interroger les métadonnées de ces ressources respectant les principes des LOD.

6. SemUNT

Il s'agit d'un projet financé par l'université numérique UNIT²⁴ dont l'objectif est d'utiliser les technologies du web sémantique pour décrire l'ensemble des ressources pédagogiques des universités numériques thématiques françaises. Une ontologie SemUNT a été conçue en se basant sur les schémas SupLOMFR et MLR. Deux points d'entrée SPARQL^{25 26} sont fournis pour accéder aux données.

7. COMETE

C'est un projet québécois lancé par le centre de recherche LICEF. COMETE est une application logicielle permettant de trouver, agréger, organiser en collection et diffuser le patrimoine numérique des institutions d'enseignement et autres intervenants des systèmes d'éducation

16. <http://www.meducator.net/>

17. <http://www.meducator3.net/melinaplus/sparql>

18. <http://serendipity.utpl.edu.ec/map/about.php>

19. <http://serendipity.utpl.edu.ec/lod/sparql>

20. <https://procomun.educalab.es/>

21. <http://sparql-procomun.educalab.es/>

22. data.organic-edunet.eu

23. <http://data.organic-edunet.eu/snorql/>

24. <http://www.unit.eu/>

25. <http://linkeddata.insa-rouen.fr/dataset.html>

26. <http://semunt.supelec.fr/portal/sparql/>

québécois²⁷. Un point d'entrée SPARQL²⁸ est proposé pour accéder aux données.

8.2 Étude et Comparaison des *bindings* RDF(s)/OWL des schémas de métadonnées

Notre approche de recommandation se base sur les métadonnées des REL. Par conséquent, il fallait étudier les métadonnées stockées dans chacun des entrepôts sélectionnés. Nous nous sommes ainsi rendu compte que de nombreux *bindings* RDF(s)/OWL étaient utilisés. Afin de trouver un moyen qui nous permettra d'interroger tous les entrepôts à la fois avec une seule requête, nous avons consacré une partie de notre travail à étudier et comparer soigneusement les *bindings*.

Dans notre travail, nous avons défini des critères que doivent respecter les ressources à recommander par notre solution pour qu'elles soient adaptées à certaines spécificités de l'apprenant et du MOOC (7.2). Dans cette partie d'étude et de comparaison des *bindings* RDF(s)/OWL, pour chaque contrainte définie, nous avons commencé par identifier les aspects pédagogiques qui caractérisent les ressources (par exemple la granularité ou la durée d'apprentissage de la ressource) et à partir desquels nous pouvons décider si cette ressource respecte le critère fixé ou pas. Puis, pour chaque aspect pédagogique identifié, nous avons étudié les *bindings* RDF(s)/OWL pour sélectionner les éléments de métadonnées proposés pour décrire cet aspect. Cette étude nous a aussi permis de détecter les éléments manquants actuellement dans les schémas dans le cas où nous n'avons pas pu trouver d'éléments de métadonnées fournis par un certain *binding* pour permettre la description d'un aspect pédagogique particulier de la ressource. Par la suite, afin de comparer les *bindings* RDF(s)/OWL, nous avons analysé chaque ensemble d'éléments de métadonnées identifiés dans les *bindings* pour décrire un aspect pédagogique particulier des REL afin de détecter les similarités et les différences.

Il faut noter que nous avons privilégié l'analyse des éléments décrivant les aspects pédagogiques pour comparer les *bindings* des schémas de métadonnées, car notre but est de personnaliser une plateforme d'apprentissage. De plus, les schémas de métadonnées ont été conçus pour décrire des ressources pédagogiques, donc les éléments définis pour décrire le côté éducatif des ressources sont donc ceux qui caractérisent le plus ces schémas. Les autres aspects plus génériques (taille, format, auteur, etc.) reposent généralement sur le Dublin Core. Il est aussi évident que les aspects pédagogiques des REL présentent des critères primordiaux au moment du choix des ressources à recommander. Par exemple, la langue du public cible de la ressource peut la rendre plus pertinente pour un étudiant qui connaît certaines langues. Plus les métadonnées d'une ressource reflétant son aspect pédagogique sont en accord avec les caractéristiques de l'apprenant et du cours, plus cette ressource mérite d'être recommandée à l'apprenant.

8.2.1 Aspects pédagogiques des REL

Dans cette partie nous allons présenter les aspects pédagogiques que nous avons identifiés pour qu'ils soient pris en compte dans les REL à recommander à l'apprenant afin de vérifier si ces REL respectent les critères que nous venons de fixer dans la section 7.2.

27. <http://comete.liceef.ca/Portal/?lang=fr>

28. <http://comete.liceef.ca/snorql/>

Les schémas de métadonnées	owl :Class
SemUNT	lro :Lro
Comete	comete :LearningObject
Meducator	ns :Resource
Organic Edunet	lom :LearningObject
Serendipty	aiiso :Cours core :Course
OpenUniversity	open :OpenCourse open :OpenCourseware open :Podcast open :Broadcast pod :AudioPodcast pod :VideoPodcast
Procomun	agrega :LearningObject

TABLEAU 8.1 – Classes représentant les ressources pédagogiques

- La granularité de la REL.
- La durée d'apprentissage moyenne nécessaire pour assimiler le contenu de la REL.
- La notion à acquérir en étudiant la REL.
- Le niveau de connaissances apporté par les REL.
- Le type de la REL
- Le type pédagogique de la REL.
- Les prérequis de la REL.
- La langue du public cible de la REL.

8.2.2 Éléments de métadonnées pour décrivant les aspects pédagogiques

Notations Pour des facilités de lecture, nous avons utilisé des préfixes pour l'écriture des classes et des propriétés au lieu de mentionner l'IRI complète comme définie dans le *binding* RDF/OWL du schéma de métadonnées correspondant. La liste des préfixes utilisés est la suivante.

lro : <http://unit-1.crihan.fr/lro/schema#>

comete : <http://comete.liceef.ca/reference#>

ns : <http://www.purl.org/meducator/ns/>

lom : http://data.organic-edunet.eu/lom_ontology_organicEdunet.owl#

aiiso : <http://purl.org/vocab/aiiso/schema#>

core : <http://vivoweb.org/ontology/core#>

open : <http://data.open.ac.uk/openlearn/ontology/>

pod : <http://data.open.ac.uk/podcast/ontology/>

agrega : <http://www.agrega.es/ont/lom2owl#>

locwd : <http://purl.org/locwd/schema#>

dct : <http://purl.org/dc/terms/>

dc : <http://purl.org/dc/elements/1.1/>

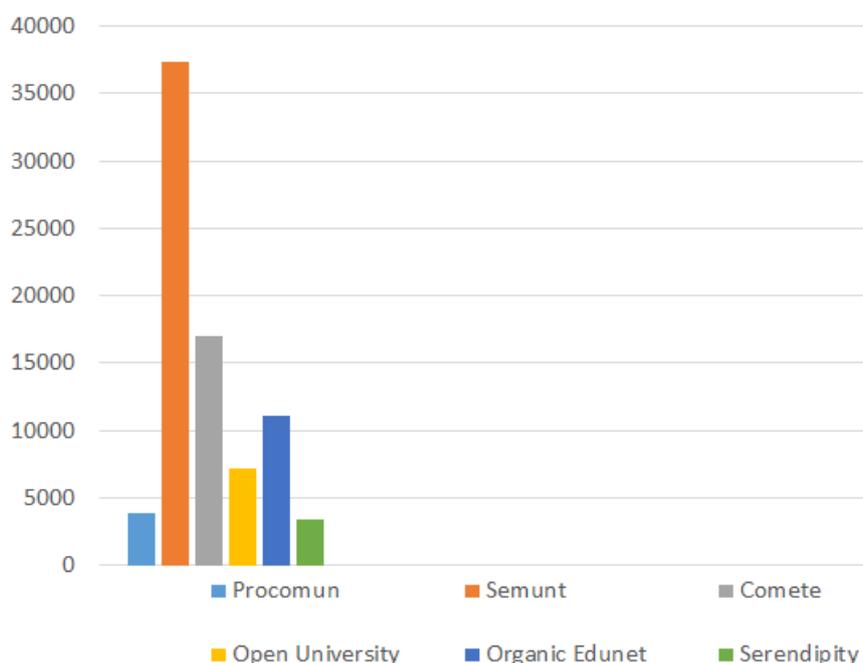


FIGURE 8.1 – Instances des ressources pédagogiques dans les entrepôts RDF

Nous avons commencé tout d'abord par identifier les classes définies pour représenter le ressource pédagogique dans les schémas de métadonnées adoptés par les entrepôts RDF. Les classes que nous avons trouvées peuvent être divisées en deux catégories. La première catégorie englobe les classes qui représentent des ressources pédagogiques d'une façon générale telle que la classe `lro:Lro` de SemUNT ou `comete:LearningObject` de Comete. Le deuxième groupe contient les classes qui représentent un type bien spécifique de ressources pédagogiques tel que des cours ou des modules. C'est le cas par exemple des classes utilisées par le point d'entrée OpenUniversity. Le tableau 8.1 représente les classes identifiées.

Concernant les instances de ces classes représentant les ressources pédagogiques, comme représenté dans la figure (FIGURE8.1), le point d'entrée SemUNT contient le plus grand nombre d'instances avec plus de 37 000 de ressources pédagogiques. Comete et Organic Edunet contiennent entre 11 000 et 17 000 instances. Open University référence environ 70 000 ressources pédagogiques. Serendipity et Procomun contiennent environ 3 000 instances de ressources.

Nous allons maintenant présenter les éléments définis dans chaque schéma de métadonnées de chaque point d'entrée pour décrire les différents aspects pédagogiques introduits précédemment. Le tableau8.2 résume tous ces éléments.

Granularité de la ressource Pour décrire la granularité de la REL, nous avons trouvé que certains points d'entrée utilisent l'élément de métadonnées *niveau d'agrégation de la ressource*. C'est le cas du schéma utilisé par l'entrepôt RDF de SemUNT, qui propose la propriété objet

`lro:hasAggregationLevel` de la classe `lro:Lro`. L'image de cette propriété est un concept Skos `lro:g_aggregationLevel`. Il est défini au-dessus d'une hiérarchie de concepts Skos portant comme labels une de ces valeurs : grain, leçon, cours, module. Les points d'entrée Organic Edunet et Procomun attribuent respectivement les propriétés données `lom:aggregationLevel` et `agrega:aggregationLevel` à la classe `lom:LearningObject`. L'image des propriétés est une valeur de la liste {1,2,3,4}.

Bien que les propriétés adoptées pour décrire la granularité de la REL aient la même signification, elles sont définies différemment dans les schémas. La première est définie comme une propriété objet et la deuxième comme une propriété donnée.

Dans d'autres cas, le niveau d'agrégation de la ressource peut être déduit à partir de la classe qui la représente quand il s'agit de classes représentant des ressources pédagogiques bien spécifiques telles que des cours, des modules, etc. Nous citons à titre d'exemple les classes `open:Podcast` ou `open:OpenCourseware` d'Open University. Pour les entrepôts Meducator et comete, nous n'avons pas trouvé d'éléments dans les schémas de métadonnées permettant de décrire la granularité des ressources pédagogiques.

Langue du public cible de la ressource Pour décrire la langue du public ciblé par la ressource, SemUNT utilise la propriété donnée `lro:userLanguage` de la classe `lro:EducationalInformation`. Cette propriété peut prendre comme valeur une chaîne de caractère de type `String`. Pour Organic Edunet la propriété `lom:educationalLanguage` du vocabulaire LOM est attribuée à la classe `lom:Educational` et prend comme valeur une chaîne de caractère. Quant à Procomun, une propriété donnée `agrega:educationalLanguage` de la classe `agrega:Educational` est définie en lui attribuant comme image une liste de chaînes de caractères {"ba", "ca", "es", "ga", "none"}. Les autres *bindings* ne présentent pas d'éléments de métadonnées pour décrire la langue du public cible de la ressource, nous nous sommes donc intéressés à sélectionner les éléments de métadonnées définis dans ces *bindings* pour permettre la description de la langue dans laquelle est présentée la ressource. Comete se sert de la propriété `dct:Language` du vocabulaire Dublincore. Elle est définie comme étant une propriété de la classe `comete:LearningObject` en lui attribuant comme valeur une chaîne de caractère. Pour Meducator, une sous propriété `ns:language` de la propriété `dct:language` du dublincore est définie pour la classe `ns:Resource` et prend des valeurs du vocabulaire de dublincore <http://download.org/rdf/iso-639/schema#Language>.

Type de la ressource Le type de la ressource est décrit dans SemUNT par la propriété objet `lro:hasDocType` de la classe `lro:Lro`. Le co-domaine de cette propriété est un concept Skos `lro:g_doctype` défini comme plus générique qu'un ensemble de concepts Skos permettant de caractériser les différents types portant les labels Skos suivants : texte, image, son, collection, objet physique, ressource interactive, service et logiciel. Pour l'entrepôt RDF de l'Open University, le type de la REL est décrit en utilisant la propriété de `dct:type` du vocabulaire Dublincore. Elle est définie comme étant une propriété des classes `open:OpenCourse`, `open:OpenCourseware`, `open:Podcast`, `open:Broadcast` et `open:AudioPodcast`. Le co-domaine de la propriété prend

comme valeur une chaîne de caractères de type `String`.

Type pédagogique de la ressource Le type pédagogique de la ressource est décrit dans SemUNT en utilisant la propriété objet `hasLearningResourceType` de la classe `lro:EducationInformation`. L'image de cette propriété est un concept Skos `lro:plearningresourcetype` défini au-dessus d'une hiérarchie d'un ensemble de concepts skos permettant de caractériser différents types pédagogiques ayant les labels skos : `exercice`, `simulation`, `questionnaire`, `examen`, `expérience`, `auto-évaluation`, `cours`, `démonstration`, `évaluation`, `animation`, `tutoriel`, `glossaire`, `guide`, `matériel de référence`, `méthodologie`, `outil`, `scénario pédagogique`, `liste de référence`, `jeu de données` ou autres. De la même manière Meducator définit une propriété objet `ns:resourceType`, mais comme étant une propriété de la classe `ns:Resource` afin de caractériser le type pédagogique de la ressource. L'image de cette propriété est un concept Skos `ns:resourceType` défini en dessus d'une hiérarchie d'un ensemble de concepts skos portant les labels : `Professional Practice Artefact`, `educationalPracticeArtefact` ou `referenceMaterial`.

Durée d'apprentissage de la ressource La durée d'apprentissage des ressources référencées dans le point d'entrée SemUNT est décrite en utilisant la propriété donnée `lro:typicalLearningTime` de la classe `lro:Lro`. Les valeurs de cette propriété sont de type `xsd:string` du vocabulaire XML schéma. Procomun attribue à la classe `agrega:EducationInformation` la propriété donnée `agrega:educationalTypicalLearningTime` qui a comme co-domaine `xsd:date`. De la même manière, Organic Edunet attribue la propriété donnée `lom:educationalTypicalLearningTime` du vocabulaire LOM à la classe `lom:EducationInformation` et qui a comme co-domaine `xsd:date`.

Prérequis de la ressource La propriété objet `lro:apourprerequis` de la classe `lro:Lro` est utilisée par SemUNT pour décrire les ressources pédagogiques, instances de la classe `lro:Lro`, qui représentent des prérequis d'une autre ressource pédagogique. De la même manière Serendipity utilise la propriété `core:hasPrerequisite` pour présenter les ressources de type `core:course` qui sont des prérequis d'une autre ressource de type `core:course`. Concernant le schéma mEducator, une propriété donnée `ns:educationalPrerequisites` de la classe `ns:Resource` est utilisée. Elle prend comme valeurs des chaînes de caractères.

Objectifs d'apprentissage de la ressource Suite à notre étude, nous avons trouvé que les points d'entrée se servent de plusieurs éléments de métadonnées pour décrire les objectifs d'apprentissage des ressources comme les mots clés, le sujet, la description. Dans cette comparaison, nous nous sommes intéressés à la description de la ressource, car il s'agit de l'information la plus globale et la plus détaillée que nous pouvons avoir sur le sujet et l'objectif de la ressource sans être obligé d'y accéder. Nous avons aussi effectué quelques tests en interrogeant les points d'entrée avec des requêtes SPARQL, en nous basant sur chacun de ces éléments, pour sélectionner des REL portant sur une certaine connaissance. Nous avons trouvé que rechercher dans la description de la ressource retourne le plus de résultats et les résultats obtenus en recherchant dans d'autres éléments comme les mots clés ou le sujet sont inclus dans ceux obtenus en utilisant uniquement la description de la ressource.

Pour présenter la description des ressources, tous les entrepôts RDF utilisent une propriété donnée de la classe représentant la ressource et qui prend comme valeur une chaîne de caractère.

Le niveau de connaissance apporté par la ressource Nous n'avons pas trouvé d'éléments de métadonnées permettant de décrire le niveau de connaissance censé être apporté à l'apprenant en

suivant la ressource.

Concernant les instances des propriétés que nous avons sélectionnées, les figures (FIGURE8.2), (FIGURE8.3), (FIGURE8.4), (FIGURE8.5), (FIGURE8.6) et (FIGURE8.7) résument les résultats que nous avons trouvés en interrogeant les différents entrepôts RDF. Parmi les propriétés sélectionnées, celles portant sur la description et le type pédagogique de la ressource sont les plus renseignées dans les entrepôts RDF qui utilisent ces propriétés. Les propriétés décrivant le niveau d'agrégation et la langue sont bien renseignées dans SemUNT et moins renseignées dans Organic Edunet et Procomun. Les prérequis et la durée d'apprentissage des ressources sont les propriétés les moins instanciées dans les entrepôts, par rapport aux autres propriétés que nous avons sélectionnées. Les prérequis sont peu renseignées dans SemUNT et ne sont pas précisés pour les ressources de Serendipity. La durée d'apprentissage est peu renseignée dans Organic Edunet et elle n'est pas précisée pour les ressources de SemUNT.

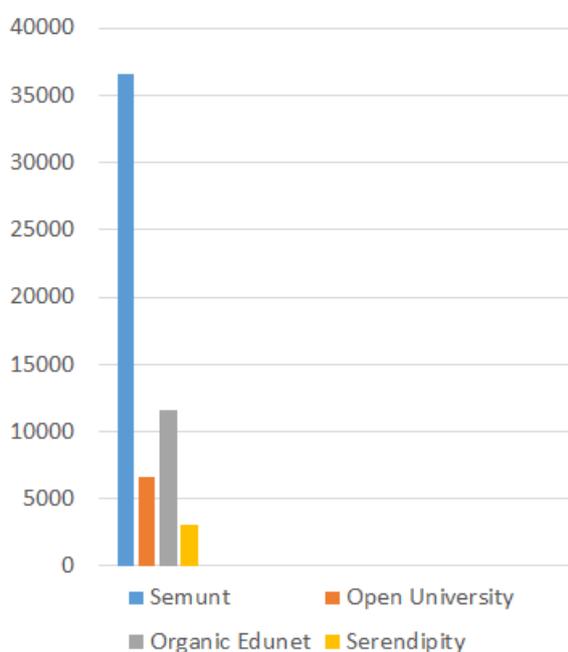


FIGURE 8.2 – Instances des propriétés sur la description des REL

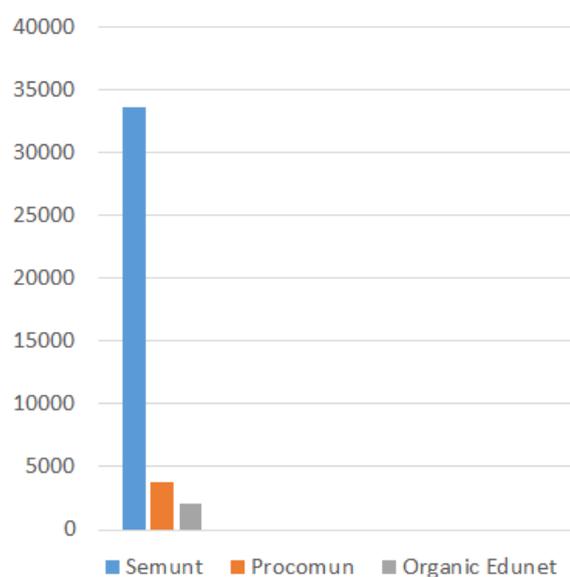


FIGURE 8.3 – Instances des propriétés sur le niveau d'agrégation des REL

8.3 Mises en correspondances entre les différents schémas

Après avoir comparé les *bindings* RDF(s)/OWL des schémas de métadonnées, nous avons décidé d'utiliser les techniques de mise en correspondance des ontologies pour identifier des mises en correspondances possibles entre les propriétés et les classes que nous avons sélectionnées dans notre étude. Une fois les mises en correspondance définies, les entités mises en correspondance sont fusionnées dans notre nouvelle ontologie intitulée Learning Object Ontology of Mapping (LOOM). Chaque mise en correspondance est traduite par une nouvelle entité dans l'ontologie LOOM.

Nous avons choisi de définir une nouvelle ontologie avec de nouveaux concepts plutôt que d'aligner les schémas existants pour les raisons suivantes. D'abord l'alignement des n ontologies (dans notre cas les *bindings* RDF/OWL) donnera comme résultat C_n^2 alignements. Cependant, ce résultat ne répond

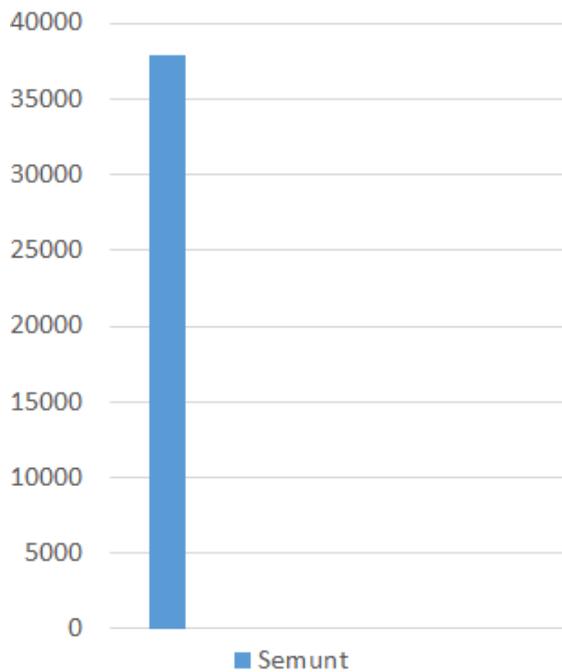


FIGURE 8.4 – Instances des propriétés sur le type pédagogique des REL

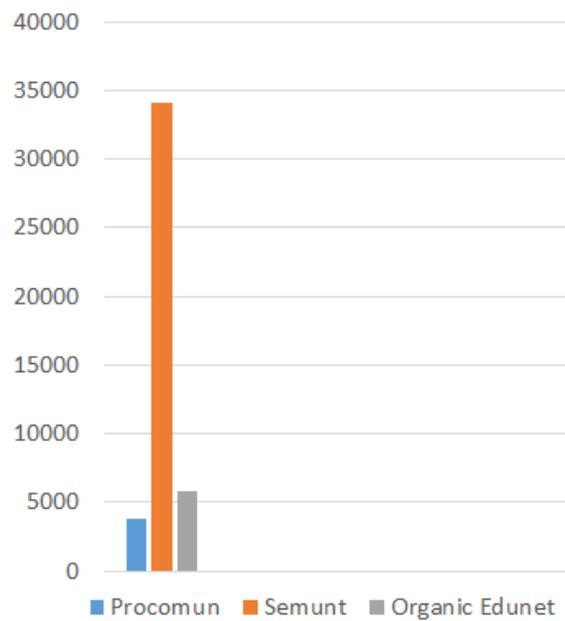


FIGURE 8.5 – Instances des propriétés sur la langue des REL

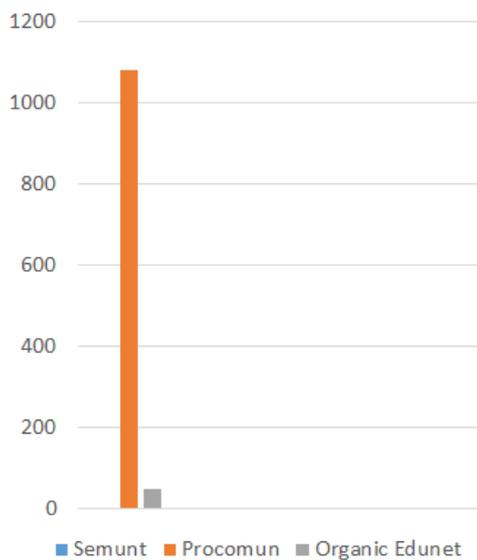


FIGURE 8.6 – Instances des propriétés sur la durée d'apprentissage des REL

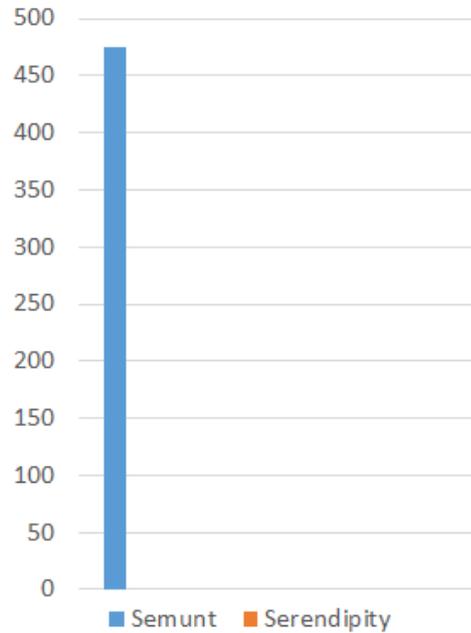


FIGURE 8.7 – Instances des propriétés sur les prérequis des REL

pas à notre besoin d'avoir un ensemble unique qui englobe toutes les mises en correspondance. Il faut donc définir une ontologie pivot qui contiendra les mises en correspondances entre les classes et les propriétés des n bindings. Dans ce cas, nous avons la possibilité de choisir un des bindings comme étant cette ontologie pivot et de définir donc les mises en correspondance en fonction des classes et

des propriétés de ce *binding*. Le problème qui se pose dans ce cas est que nous aurions une solution qui dépend d'un schéma de métadonnées existant. À titre d'exemple, si nous avons choisi comme ontologie pivot le *binding* RDF(s)/Owl de SemUNT, les mises en correspondances seraient définies en fonction des classes et des propriétés de SemUNT et nous aurions donc des requêtes SPARQL écrites en fonction des concepts de SemUNT. Dans ce cas, n'importe quelle modification apportée sur le *binding* RDF/OWL de SemUNT ou sur l'entrepôt (l'entrepôt disparaît par exemple) affectera notre solution. Dans le cas le plus défavorable (toutes les entités de SemUNT ont été modifiées), nous serions obligés de modifier toutes les mises en correspondances que nous avons définies ainsi que toutes requêtes SPARQL qui sont le but principal de ces opérations de mise en correspondance.

Pour cela nous avons décidé de définir une solution centralisée présentée par l'ontologie LOOM. LOOM est constituée par de nouvelles entités qui représentent les mises en correspondances identifiées. Les requêtes SPARQL sont donc définies en fonction des concepts de LOOM. Si une modification est apportée sur un des schémas de métadonnées, il faut juste modifier la mise en correspondance correspondante au niveau de LOOM en supprimant par exemple le concept modifié du schéma correspondant, sans modifier les requêtes SPARQL déjà définies en fonction des concepts de LOOM.

Les mises en correspondance que nous avons définies dans LOOM concernent uniquement les classes et les propriétés nécessaires pour interroger les entrepôts des métadonnées des REL et sélectionner les REL à recommander. Notre ontologie LOOM a comme but principal de permettre la définition des requêtes SPARQL et l'interrogation de plusieurs entrepôts à la fois avec une seule requête.

8.3.1 L'ontologie LOOM

Notre ontologie LOOM est composée de classes et de propriétés nous permettant de préciser des mises en correspondance entre les classes et les propriétés des *bindings* RDF(s)/OWL que nous venons d'identifier dans la partie d'étude et de comparaison.

Une approche manuelle

Pour identifier les mises en correspondance entre les schémas de métadonnées, nous avons utilisé une approche manuelle. Nous avons opté pour une approche manuelle, dans un premier temps parce que le nombre de schémas concernés par les mises en correspondance dans notre n'est pas important, seuls 6 schémas sont à étudier. De plus le nombre de classes et de propriétés pédagogiques à analyser dans chaque schéma ne dépasse pas une dizaine (par exemple : 8 classes et propriétés dans SemUNT, 5 dans Organic Edunet). Enfin, tous les schémas analysés reposent sur des schémas communs qui sont le DublinCore, le LOM, le vocabulaire FOAF et le vocabulaire SKOS, ils ne sont donc pas complètement éloignés les uns des autres. Tout ceci nous a incités à utiliser une approche manuelle et à profiter du fait qu'elle est plus précise que l'approche automatique [6].

Classes

La notion d'équivalence entre les classes que nous utilisons est spécifique à nos besoins. . Ainsi, deux classes sont considérées comme équivalentes si leurs instances récupérées par la requête SPARQL correspondent à ce que nous voulons sélectionner comme ressources pédagogiques à partir des

entrepôts. Par exemple la classe `lro:Lro` de `semunt`, la classe `comete:LearningObject` de `comete` et la classe `open:Broadcast` d'Open University ne sont pas équivalentes dans l'absolu, mais de notre point de vue elles le sont car leurs instances sont des ressources pédagogiques que nous pourrions recommander.

Toutes les classes que nous avons sélectionnées dans les *bindings* RDF(s)/OWL sont les classes qui permettent de retourner des instances de ressources pédagogiques. Nous considérons donc toutes ces classes comme étant des classes équivalentes et nous définissons une nouvelle classe dans notre ontologie LOOM à laquelle toutes les autres classes sont équivalentes.

Propriétés

Comme détaillé précédemment 8.2.2, nous avons étudié les propriétés de chaque *binding* RDF(s)/OWL pour sélectionner les propriétés fournies par les schémas permettant la description des aspects pédagogiques. Pour chaque aspect pédagogique, nous considérons l'ensemble E_{asp_i} comme étant l'ensemble des propriétés, que nous avons identifiées dans les différents *bindings*, permettant de décrire l'aspect pédagogique asp_i . Pour sélectionner le contenu de ces ensembles, nous avons examiné de façon détaillée les labels et les descriptions des propriétés.

Par exemple, pour $asp_i = Langue$, nous avons

$$E_{Langue} = \{lro:userLanguage, agrega:educationalLanguage, lom:educationalLanguage, dct:language\}$$

Une fois tous les ensembles constitués, nous examinons les domaines et les co-domaines de toutes les propriétés de chaque ensemble E_{asp_i} . Suite à cette étude, nous avons trouvé que 4 cas peuvent se présenter.

- Cas a** Deux propriétés ayant le même co-domaine ou des co-domaines équivalents et le même domaine ou des domaines équivalents, sont alors considérées comme des propriétés équivalentes. Elles sont regroupées dans un même sous-ensemble de propriétés équivalentes.
- Cas b** Deux propriétés données qui ont le même domaine ou des domaines équivalents, mais des co-domaines différents peuvent être mises en correspondances en appliquant une union entre leurs co-domaines. Elles sont regroupées dans le même sous ensemble de propriétés équivalentes.
- Cas c** Deux propriétés objet ayant le même co-domaine ou des co-domaines équivalents, mais des domaines différents liés par une propriété, peuvent être mises en correspondance en appliquant le chaînage des propriétés. Elles sont regroupées dans le même sous ensemble de propriétés équivalentes par chaînage.
- Cas d** Toutes les propriétés de l'ensemble ont des domaines et des co-domaines différents et par conséquent il n'y a aucune mise en correspondance possible entre les propriétés de cet ensemble et aucun sous-ensemble n'est créé.

Dans chaque ensemble E_{asp_i} , nous examinons la présence des cas que nous venons de citer. Selon les cas qui peuvent se présenter dans chaque ensemble E_{asp_i} , celui-ci peut être décomposé en un certain nombre de sous-ensembles $SE_{asp_{ij}}$.

- Si nous n'avons aucun sous-ensemble $SE_{asp_{ij}}$, nous définissons une nouvelle propriété dans LOOM qui est équivalente à la propriété de E_{asp_i} provenant du schéma de métadonnées utilisé

par l'entrepôt qui retourne le plus d'instances de ressources pédagogiques.

C'est le cas par exemple de $asp_i = \text{type pédagogique}$, à partir de l'ensemble

$E_{\text{typepédagogique}} = \{\text{ns:resourceType}, \text{lro:hasLearningResourceType}\}$, nous sommes dans le cas d et aucun sous-ensemble ne peut être créé donc nous définissons une nouvelle propriété LOOM équivalente à $\text{lro:hasLearningResourceType}$ de SemUNT puisque SemUNT retourne plus d'instances de ressources pédagogiques.

- Si nous avons des sous-ensembles de propriétés équivalentes créés, issus soit du cas a ou du cas b, nous définissons une propriété dans LOOM qui est équivalente à toutes celles du sous-ensemble $SE_{asp_{ij}}$ contenant le plus de propriétés équivalentes. Prenons le cas par exemple de $asp_i = \text{langue}$, nous avons un premier sous-ensemble de propriétés équivalentes issu du cas a, $SE_{asp_{langue1}} = \{\text{lro:userLanguage}, \text{lom:educationalLanguage}\}$, un deuxième sous-ensemble de propriétés équivalentes issu du cas b, $SE_{asp_{langue2}} = \{\text{agrega:educationalLanguage}, \text{lro:userLanguage}, \text{lom:educationalLanguage}\}$ et un troisième sous-ensemble issu du cas b, $SE_{asp_{langue3}} = \{\text{dct:language}, \text{ns:language}\}$. Nous choisissons donc l'ensemble $SE_{asp_{langue2}}$ contenant le plus de propriétés équivalentes et puisqu'il est issu du cas b, nous définissons une nouvelle propriété LOOM qui a comme co-domaine l'union des co-domaines des propriétés de $SE_{asp_{langue2}}$.
- Si nous avons des sous-ensembles de propriétés équivalentes par chaînage, nous définissons d'abord de nouvelles classes dans LOOM qui sont équivalentes aux domaines des propriétés de SE_{asp_i} et une nouvelle propriété dans LOOM.

Classes et propriétés de LOOM

Les classes équivalentes sont liées par l'axiome $\text{owl:equivalentClass}$ et les propriétés équivalentes par $\text{owl:equivalentProperty}$. L'examen de tous les ensembles $E_{asp_{ij}}$ et les cas qui se présentent dans chaque ensemble nous a mené à définir deux nouvelles classes et 8 nouvelles propriétés dans notre ontologie LOOM.

Commençant par les classes qui représentent la ressource pédagogique. Comme nous l'avons expliqué, toutes les classes sélectionnées à partir des différents *bindings* RDF(s)/OWL sont considérées comme des classes équivalentes dans notre cas. Pour cela, nous avons défini dans notre ontologie LOOM, la classe lom:OER qui représente la REL. La classe lom:OER est définie comme étant $\text{owl:equivalentClass}$ à toutes les classes représentant les ressources pédagogiques dans les schémas 8.1.

D'un autre côté, nous avons défini la classe, $\text{lom:educationalInformation}$, qui représente les caractéristiques pédagogiques de la REL. Nous avons défini cette classe comme étant $\text{owl:equivalentClass}$ aux classes $\text{lro:EducationalInformation}$, lom:Educational et $\text{agrega:Educational}$.

Concernant les propriétés, nous avons défini 4 propriétés objet. La première propriété est la propriété objet *Loom:hasEducationalInformation*. Elle relie la classe représentant la ressource et la classe représentant les caractéristiques pédagogiques de la ressource. Cette propriété est équivalente à celle définie par le schéma de SemUNT, le schéma d'Organic Edunet et le schéma de Procomun. La deuxième propriété objet de notre ontologie LOOM est *Loom:hasLearningType*. C'est une propriété de la classe $\text{lom:educationalInformation}$ équivalente à la propriété objet de SemUNT $\text{lro:hasLearningResourceType}$.

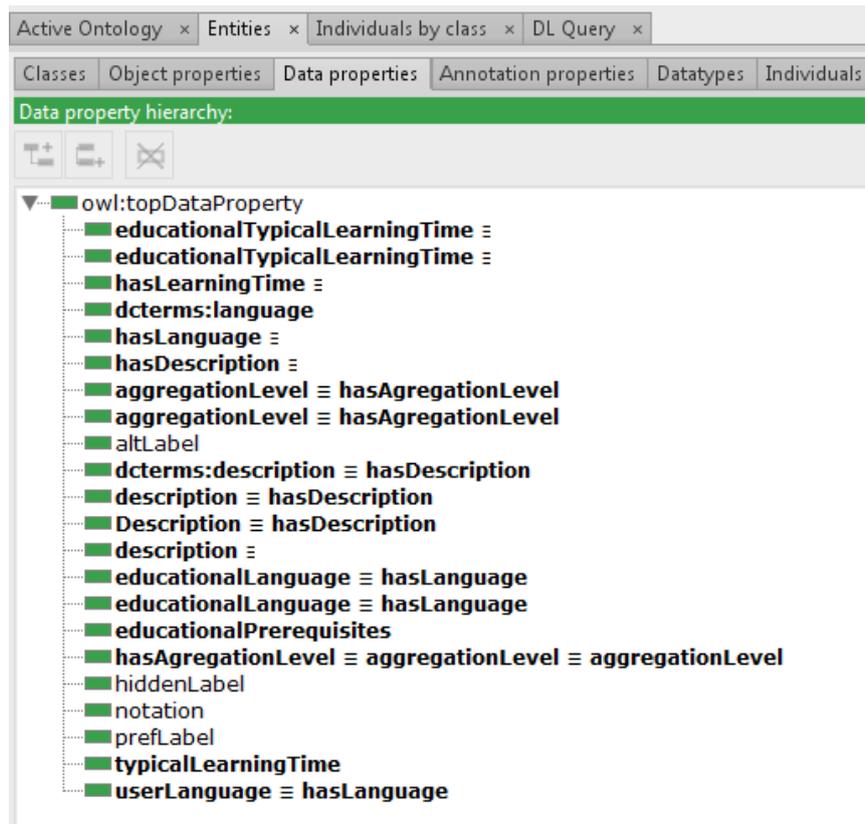


FIGURE 8.10 – Propriétés données de l'ontologie LOOM

`owl:equivalentProperty` à `lro:userLanguage`, `lom:educationLanguage` et `agrega:educationLanguage`.

La troisième propriété donnée est `Loom:hasAgregationLevel` de la classe `lom:OER`. Cette propriété est définie comme étant `owl:equivalentProperty` aux propriétés données `lom:agregationLevel` d'Organic Edunet et `agrega:agregationLevel` de Procomun.

La quatrième propriété donnée est `Loom:hasLearningTime`. Elle est une propriété de la classe `lom:educationalInformation` qui est équivalente à la propriété `agrega:educationalTypicalLearningTime` de Procomun et à la propriété `lom:educationalTypicalLearningTime` d'Organic Edunet.

Concernant les propriétés que nous n'avons pas pu les mettre en correspondance, nous les avons traitées séparément dans les requêtes SPARQL que nous avons introduites. Nous présentons ci-dessous les requêtes SPARQL que nous avons définies en fonction des différentes mises en correspondances précisées dans notre ontologie LOOM. Chaque requête permet de retourner des informations sur un des aspects pédagogiques des REL.

```
Granularité de la ressource SELECT ?rp ?granularite
WHERE {
  ?rp a lom:OER.
  {?rp lom:hasAgregationLevel ?granularite}
  UNION
  {?rp lro:hasAgregationLevel ?granularite}}
```

Langue de la ressource SELECT ?rp ?lang

```
WHERE {
  ?rp a loom:OER.
  ?rp loom:hasEducationalInformation ?ed.
  {?ed loom:hasResourceType ?lang}
  UNION
  {?ed dct:language ?lang}}
```

Type pédagogique de la ressource SELECT ?rp ?typeP

```
WHERE {
  ?rp a loom:OER.
  ?rp loom:hasEducationalInformation ?ed.
  {?ed loom:hasResourceType ?typeP}
  UNION
  {?ed ns:resourceType ?typeP}}
```

Type de la ressource SELECT ?rp ?type

```
WHERE {
  ?rp a loom:OER.
  {?rp loom:hasType ?type}
  UNION
  {?rp dct:type ?type}}
```

Prérequis de la ressource SELECT ?rp ?prerequis

```
WHERE {
  ?rp a loom:OER.
  {?rp loom:hasPrerequisite ?prerequis}
  UNION
  {?rp ns:educationalPrerequisite ?prerequis}}
```

Durée d'apprentissage de la ressource SELECT ?rp ?duree

```
WHERE {
  ?rp a loom:OER.
  ?rp loom:hasEducationalInformation ?ed.
  {?ed loom:hasLearningType ?duree}
  UNION
  {?rp lro:typicalLearningTime ?duree}}
```

item[Description de la ressource]

```
SELECT ?rp ?des
WHERE {
  ?rp a loom:OER.
  ?rp loom:hasDescription ?des}
```

8.4 Conclusion

À la fin de ce chapitre, il faut noter que notre approche exploite principalement les métadonnées des REL stockées dans les entrepôts que nous avons sélectionnés, pour calculer les recommandations par la suite. Bien que se baser sur les métadonnées permette d'éviter d'accéder au contenu de la ressource en entier pour identifier ces caractéristiques, cela nécessite en même temps d'avoir des métadonnées complètes et bien renseignées. Plus la ressource est bien décrite par son créateur, plus elle a des chances d'être sélectionnée et recommandée par notre solution et donc réutilisée. Dans ce cadre, nous avons rencontré quelques difficultés par rapport aux métadonnées existantes. La première difficulté concerne les métadonnées qui ne sont pas renseignées dans les entrepôts. Autrement dit, certains entrepôts utilisent des schémas de métadonnées contenant des éléments de métadonnées utiles dans notre approche, mais qui ne sont pas instanciés dans les descriptions des REL. C'est le cas par exemple de l'élément de métadonnée «Durée d'apprentissage» qui n'est pas renseigné dans l'entrepôt SemUNT. La deuxième difficulté que nous avons rencontrée est le fait que pour certains aspects pédagogiques des REL qui sont nécessaires à notre approche, nous n'avons pas trouvé des éléments de métadonnées définis dans les schémas pour permettre leur description. C'est le cas de l'aspect pédagogique «Niveau de connaissance apporté en étudiant la ressource».

D'un autre côté, le fait de choisir de travailler avec des entrepôts fournissant des points d'entrée SPARQL nous permet de trouver des REL plus facilement d'une façon automatique à l'aide des requêtes SPARQL, mais cela nécessite en même temps que ces points d'entrée soient maintenus et fonctionnels. Dans ce cadre, il faut noter que pour certains entrepôts que nous avons sélectionnés et étudiés au début de notre thèse, leurs points d'entrée SPARQL ne sont plus fonctionnels en ce moment. C'est le cas du point d'entrée *mEducator*.

Implémentation

Pour implémenter notre solution, nous avons choisi la plateforme de MOOC, Open edX pour différentes raisons. D'abord, il s'agit d'une plateforme ouverte qui est largement utilisée. Ensuite, le choix d'Open Edx nous permet d'offrir notre solution à la grande communauté d'utilisateurs de la plateforme afin d'élargir les expérimentations sur l'approche de recommandation que nous proposons et recueillir donc plus de données sur son efficacité. De plus, la documentation d'Open edX est bien détaillée et la communauté est très active sur les forums de discussions. Enfin, la plateforme est caractérisée par une architecture détaillée grâce aux XBlocks que nous allons détailler dans ce qui suit.

9.1 Open edX

EdX¹ est une initiative à but non lucratif dont l'objectif est de proposer des cours en ligne. Elle a été fondée par le MIT et l'université Harvard en mai 2012 et elle est composée de dizaines de grandes institutions mondiales sous le xConsortium. En juin 2013, EdX crée la plateforme open source Open EdX² pour permettre aux contributeurs du monde entier de développer des améliorations et de nouvelles fonctionnalités à la plateforme. En effet le code d'Open edX est disponible librement à la communauté. Les institutions peuvent héberger leurs propres instances d'Open edX et offrir leurs propres classes. Les éducateurs peuvent utiliser les outils d'apprentissage offerts par la plateforme selon leurs besoins. Les développeurs peuvent contribuer de nouvelles fonctionnalités à la plateforme. Mis à part edX, plusieurs autres institutions ont choisi d'adopter Open edX pour faire fonctionner leurs initiatives de MOOCs³.

9.1.1 Technologies utilisées dans la plateforme

La plateforme Open edX est développée avec le framework Web Django, qui est basé sur le langage Python et utilise les templates Mako. Le framework Django est basé sur l'architecture MVT (modèle, template, vue). Le modèle représente la couche d'accès aux données. Elle contient tous les moyens nécessaires pour interagir avec les bases de données (accéder aux données, les mettre à jour, etc.). Dans

1. <https://www.edx.org/schools-partners>

2. <https://open.edx.org/>

3. <https://openedx.atlassian.net/wiki/spaces/COMM/pages/162245773/Sites+powered+by+Open+edX>

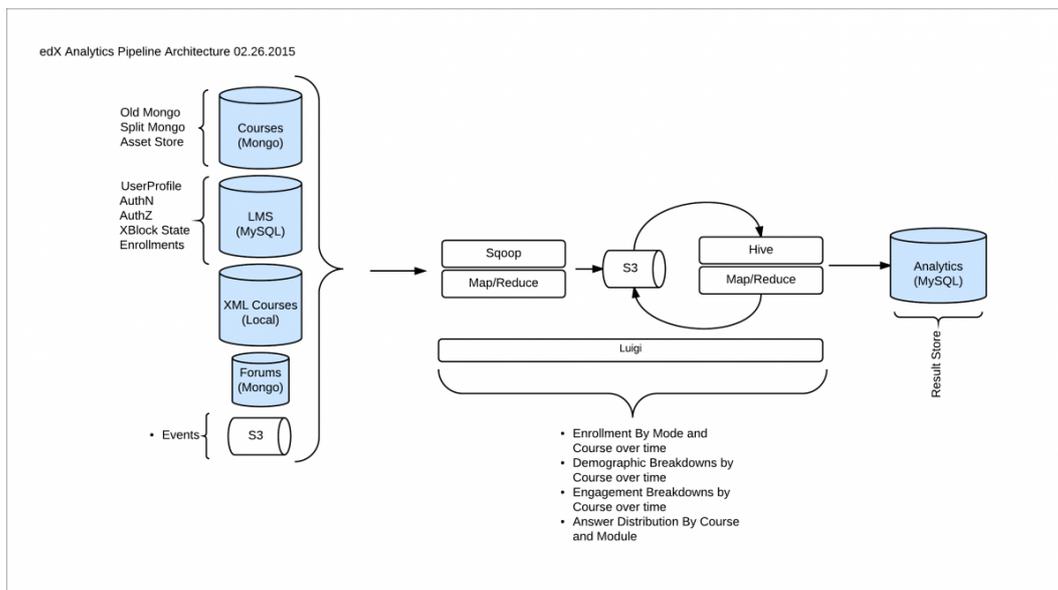


FIGURE 9.2 – Architecture de l'Analytics Pipeline d'Open edX

utilisé par la partie LMS.

Studio peut être aussi utilisé pour gérer le programme du cours, l'équipe en charge du cours, établir les politiques d'admission, etc. Un simple navigateur est suffisant pour pouvoir utiliser Studio.

Les forums de discussions. Les forums de discussions des cours utilisent un serveur séparé appelé «Comments Service». Ces forums constituent un des rares composants de Open edX qui n'est pas un composant Python. Il est écrit en Ruby en utilisant le framework Sinatra. Une API fournie par «Comments Service» est utilisée par le LMS pour permettre l'intégration des discussions dans l'expérience de cours des apprenants.

Analytics. Les événements qui tracent le comportement des apprenants (consulter un cours, cliquer sur un bouton, passer un examen, etc.) sont capturés par l'Open edX Analytics pipeline. Comme le montre la (FIGURE 9.2), les événements sont stockés sous format JSON dans S3, traités en utilisant Hadoop et les résultats agrégés sont publiés à MySQL. Les résultats sont mis à disposition via une API REST Insights, d'une application Django que les instructeurs et les administrateurs utilisent pour explorer les données. Cela leur permet de savoir le niveau d'avancement des cours de leurs apprenants.

Autres composants. En plus des composants détaillés précédemment, Open edX propose d'autres services. Nous citons à titre d'exemple, le travail en Background qui englobe un certain nombre de tâches qui sont assez complexes à effectuer de façon asynchrone en arrière plan. Elles sont donc mises en file d'attente et distribuées à l'aide de celery et RabbitMQ. Parmi ces tâches, nous trouvons le classement des cours entiers, l'envoi des emails en vrac, la génération des rapports de distribution de réponse, la production des certificats de fin de cours.

Il existe aussi d'autres services d'Open edX pour gérer les fonctions e-commerce comme les workflows et les coupons des commandes.

9.1.3 Les bases de données

Les données de l'utilisateur

Les données de l'utilisateur lors son inscription au site et au cours ainsi que d'autres activités telles que répondre à un certain problème ou rejoindre une certaine équipe, sont stockées dans une base de données MySQL. Cette base de données est constituée de 12 tables. Parmi ces tables, on trouve *auth_user* qui contient des informations génériques nécessaires à la connexion et aux autorisations de l'utilisateur. Nous trouvons aussi *auth_userprofile* qui stocke des données démographiques de l'utilisateur collectées quand les apprenants inscrivent à un compte utilisateur ou ajoutent des informations sur leurs profils. Dans la table *student_courseenrollment*, les données d'inscription d'un apprenant à un cours particulier sont stockées.

Les données du contenu du cours

Les données du contenu du cours sont stockées dans une base de données MongoDB. Pour chaque cours, un nouveau fichier JSON portant le nom de *course_structure* est ajouté à la base. Ce fichier contient :

Des champs partagés. Il s'agit des champs qui sont présents dans tous les objets du fichier *course_structure*.

- *category* : Ce champ prend comme valeur une chaîne de caractères. Il identifie les éléments structurels principaux de chaque cours. Il contient une des chaînes de caractères suivantes : *chapter*, *course*, *discussion*, *html*, *problem*, *sequential*, *vertical* ou *video*.
- *children* : Ce champ est un tableau. Il identifie les modules qu'un élément structurel bien spécifique contient.
- *metadata* : Ce champ est un objet. Il contient des paires clé-valeur qui décrivent les paramètres définis pour le cours ainsi que ses modules.

Les données du cours. Pour les objets appartenant à la catégorie *category:course*, le champ *children* liste les sections définies dans le cours. Le champ *metadata* fournit des informations sur les paramètres définis pour le cours, notamment les dates, les pages, les manuels et les paramètres avancés.

Données de bloc de construction du cours. Les blocs de construction dans edX sont identifiés par la catégorie *category:chapter*, *category:sequential* ou *category:vertical*. Selon la catégorie, le champ *children* identifie la liste des sous-sections, les unités ou les composants. Le champ *metadata* identifie les informations de paramétrage des sections, des sous-sections et des unités.

Données de composant de cours. Il s'agit des objets appartenant à la catégorie *category:discussion*, *category:html*, *category:problem* et *category:video*. Ces objets n'ont pas de valeurs dans le champ *children*. Pour le champ *metadata*, des informations de paramétrage du composant sont fournies.

Les données des forums de discussions

Les données des forums de discussions sont stockées dans une base de données MongoDB. Pour chaque fichier.mongo de la base, deux types d'objets sont stockés : *Comment Thread* qui représente un message posté par l'utilisateur qui ouvre un nouveau Thread et qui est dans la plupart des cas sous

forme d'une question et *Comment* qui représente la réponse fournie directement à l'utilisateur une fois son message posté.

9.1.4 Un cours edX

La structure d'un cours sur edX se base sur les éléments de construction de cours proposés par la plateforme.

- Le plan du cours : C'est là où nous trouvons tout le contenu du cours.
- Les sections du cours : Elles se situent au premier niveau du cours et sont constituées par des sous-sections.
- Les sous-sections du cours : Elles constituent des parties de la section. Elles présentent dans la plupart des cas un certain sujet et elles contiennent une ou plusieurs unités.
- Les unités du cours : Il s'agit des leçons de la sous-section présentées à l'apprenant sur une seule page. Chaque unité contient un ou plusieurs composants.
- Les composants du cours : Il s'agit des objets de chaque unité qui contiennent le contenu réel du cours.

9.2 Les XBlocks

Le XBlock est une architecture de composants développée par edX en 2013 pour permettre aux développeurs de créer des composants indépendants de cours. Ces composants peuvent être combinés pour mettre en place un cours en ligne [69]. L'avantage des XBlocks est qu'ils sont déployables. Le code écrit peut être déployé dans n'importe quelles instances de plateforme edX ou bien d'autres applications d'exécution de XBlocks. Nous avons aussi trouvé qu'il y a un accent récent sur l'utilisation des XBlocks pour ajouter de la personnalisation dans les MOOCs. Par exemple [73] propose un XBlock de recommandation pour recommander des ressources de remédiation dans le MOOC. Une fois développé, le XBlock peut être installé et ajouté dans l'unité de la section appropriée du MOOC.

Afin d'implémenter notre solution, nous avons utilisé donc les XBlocks. Plus précisément nous avons développé trois XBlocks qui sont à ajouter dans des emplacements différents dans le MOOC.

9.3 Les XBlocks implémentés

Dans cette partie, nous allons présenter les XBlocks que nous avons développés en détaillant : Quel rôle du XBlock ? Où doit-il être placé exactement dans le cours et comment interagit-il avec les bases de données de la plateforme ?

9.3.1 Un XBlock pour générer le profil du MOOC et la partie statique du profil de l'apprenant (XB_{MAS})

Ce XBlock est développé pour être intégré au niveau de la première unité de la première section du MOOC. Il est responsable de la collecte des informations concernant l'apprenant et le MOOC.

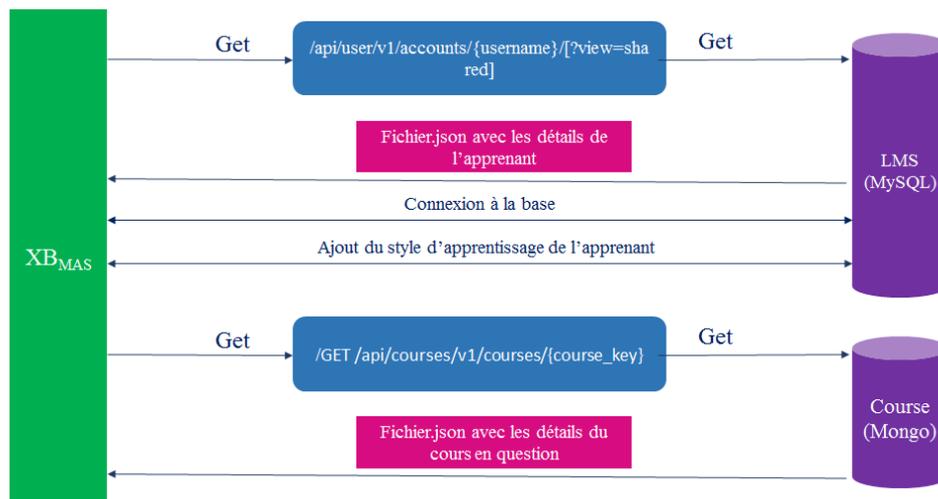


FIGURE 9.3 – Interactions du XBlock XB_{MAS} avec les bases de données de la plateforme

Comme le montre la FIGURE 9.3, afin de collecter les informations nécessaires sur l'apprenant et le MOOC à partir des bases de données, notre XBlock XB_{MAS} utilise les API fournies par la plateforme pour faciliter l'accès aux bases de données. Pour récupérer les informations de l'apprenant, nous avons utilisé la méthode «Get» de l'API «User Account API»⁴ permettant de récupérer les informations du compte de l'apprenant. Nous récupérons comme information la langue de l'apprenant.

Pour les informations du cours, nous utilisons la méthode «Get» de l'API «Course API» permettant de récupérer les détails du cours. Nous récupérons comme information l'effort et la description saisie par l'enseignant qui selon notre modèle présente les prérequis et les objets d'apprentissage de chaque semaine avec les degrés de performance associés.

Ce XBlock est aussi l'endroit où nous détectons le style d'apprentissage de l'apprenant. Dans ce cadre, nous avons ajouté une nouvelle table *learning_style*, dans *models.py*, en lui définissant une clé étrangère *user_id_styl* qui fait référence au champ *user_id* de la table *auth_userprofile* (FIGURE 9.4). La table *learning_style* contient 8 champs : *Réflexif*, *Actif*, *Sensoriel*, *Intuitif*, *Visuel*, *Verbal*, *Séquentiel*, *Global*. Ils prennent comme valeurs un réel qui représente le pourcentage de préférence de l'apprenant la catégorie. La clé primaire de *learning_style* est à la fois *user_id_style* et *connaissance*.

Pour un apprenant spécifique, le XBlock commence donc par consulter la table *auth_learning_style*. S'il ne trouve pas de valeurs, il présente à l'apprenant le questionnaire ILS pour détecter son style d'apprentissage. En se basant sur ses réponses, le XBlock met à jour la table *auth_learning_style* avec les valeurs correspondantes.

9.3.2 Un XBlock de calcul des recommandations au début du MOOC (XB_{CRD})

Un deuxième XBlock a été développé pour être ajouté directement après (XB_{MAS}). Ce XBlock vérifie d'abord le niveau de performance de l'apprenant dans les prérequis du MOOC. Pour cela il commence par vérifier si ce prérequis existe dans la base de connaissances de l'apprenant.

La base de connaissances de l'apprenant. Nous avons ajouté une nouvelle table *auth_knowledge*, dans *models.py*, en lui définissant une clé étrangère *user_id_knowledge* qui fait référence au champ

4. <http://edx.readthedocs.io/projects/edx-platform-api/en/latest/user/accounts.html>

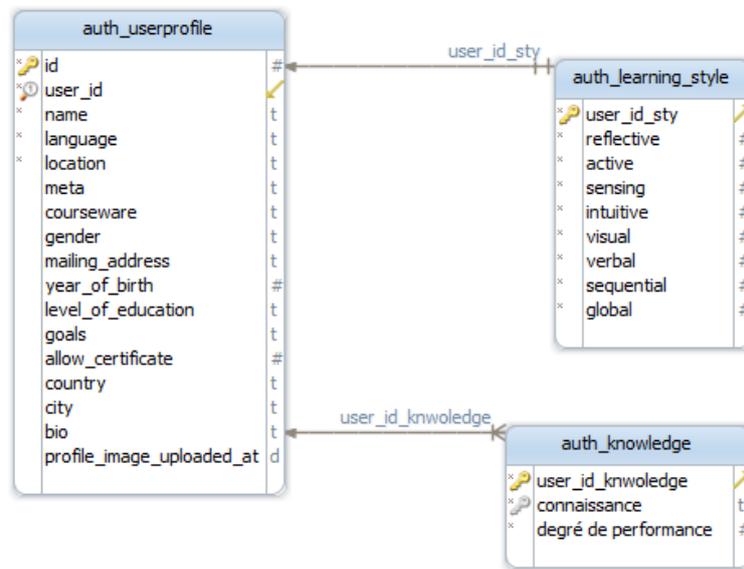


FIGURE 9.4 – Tables exploitées par les XBlocks

Your learning preferences

QUESTIONS
Could you please answer the following QCM ?
<https://www.webtools.ncsu.edu/learningstyles/>
Then check columns that match with your results

	1	3	5	7	9	11
Active	<input type="radio"/>					
Reflective	<input type="radio"/>					
Sensing	<input type="radio"/>					
Intuition	<input type="radio"/>					
Visual	<input type="radio"/>					
Verbal	<input type="radio"/>					
Sequential	<input type="radio"/>					
Global	<input type="radio"/>					

Submit

FIGURE 9.5 – Interface de la collection des informations sur le style d'apprentissage de l'apprenant

user_id de la table *auth_userprofile* (FIGURE 9.4). La table *auth_knowledge* contient 3 champs : *user_id_knowledge*, *connaissance* qui prend comme valeur une chaîne de caractère et *degré de performance* qui prend comme valeur une chaîne de caractères : débutant, intermédiaire ou expert. La clé primaire de *auth_knowledge* est à la fois *user_id_knowledge* et *connaissance*.

Dans le cas où le prérequis n'existe pas dans la base de connaissances de l'apprenant, le XBlock est responsable de l'évaluation du niveau de connaissance de l'apprenant dans ce prérequis en lui posant des questions (par exemple pour le prérequis Structure de données FIGURE 9.6). Selon ses réponses, nous mettons à jour la table *lauth_knowledge*.

Si l'apprenant n'a pas le degré de performance nécessaire tel que défini par l'enseignant, un ensemble de liens vers des REL sont lui recommandés. Ces liens sont triés par ordre décroissant selon leur satisfaction à son profil ainsi qu'au profil du MOOC.

Prerequisites test

Prerequisites test

Q 1 - Which of the following uses FIFO method

- A - Queue
- B - Stack
- C - Hash Table
- D - Binary Search Tree

Q 2 - A circular linked list can be used for

- A - Queue
- B - Stack
- C - Both Stack & Queue
- D - Neither Stack or Queue

Vous n'avez pas répondu correctement à toutes les questions du quizz.
Vous trouverez ci-dessous une liste de ressources pédagogique vous permettant d'acquérir plus de connaissances sur "Le modèle relationnel".

Introduction aux bases de données relationnelles

Conception de bases de données

La modélisation logique relationnelle

FIGURE 9.6 – Interface pour tester le niveau de connaissance dans les prérequis du MOOC (exemple Structure de données)

FIGURE 9.7 – Interface des ressources recommandées

9.3.3 Un XBlock de calcul des recommandations à la fin de chaque section du MOOC (\mathbf{XB}_{CRS})

Un troisième XBloc est développé pour être ajouté à la fin de chaque section. Ce XBlock calcule les recommandations de REL à l'apprenant en se basant sur ses réponses au quiz présenté à la fin de la section. Les liens des REL recommandées sont triés dans un ordre décroissant selon leur satisfaction au profil de l'apprenant et au MOOC.

Conclusion

Nous avons consacré cette partie à la présentation de notre solution qui consiste à proposer des recommandations de REL dans les MOOC. Une fois que notre système MORS est intégré dans un MOOC, il recommandera des REL aux apprenants dans des stades différents du MOOC : avant de le commencer si une lacune est détectée chez l'apprenant dans un des prérequis du MOOC et à la fin de chaque section du MOOC si une lacune est détectée chez l'apprenant dans un des objectifs d'apprentissage de cette section. Le système MORS que nous avons présenté est dédié aux MOOC. Il est composé de deux modules : un module de recommandation et un module de réutilisation des REL.

Le module de réutilisation des REL est basé une ontologie LOOM créée pour définir des mises en correspondances entre les *bindings* RDF(s)/OWL utilisés par les entrepôts des descriptions de REL utilisées par notre solution. Nous avons créé cette ontologie pour pouvoir interroger plusieurs entrepôts d'une façon automatisée avec une seule requête SPARQL.

Le module de recommandation, qui utilise les résultats fournis par le module de réutilisation des REL, est responsable de la génération et de la mise à jour des profils de l'apprenant et du MOOC en collectant les informations pertinentes de la plateforme et en posant des questions à l'apprenant si nécessaire. Si une lacune est détectée dans une certaine notion, le processus de présélection des REL interroge l'ensemble des points d'entrée SPARQL utilisés par notre solution, en utilisant notre ontologie LOOM, pour sélectionner des REL qui portent sur cette notion. Par la suite, le processus de raffinement applique des opérations de sélection et de tri selon des critères obligatoires et optionnels qui reflètent les caractéristiques de l'apprenant et du MOOC. À la fin, un ensemble de REL triées selon leur adaptation au profil du MOOC et de l'apprenant est proposé à l'apprenant.

Notre solution utilise les métadonnées des REL stockées dans les entrepôts accessibles pour identifier les aspects pédagogiques des REL. L'efficacité des recommandations proposées dépend de la qualité des métadonnées stockées dans les entrepôts. Ainsi, les ressources qui sont soigneusement décrites ont plus de chance pour être proposées à l'apprenant.

Notre solution a été implémentée dans la plateforme de MOOC Open edX en utilisant l'architecture de composants, les XBlocks. Rien n'empêche l'utilisation de notre système MORS dans d'autres environnements d'apprentissage en ligne tant que l'extraction des informations permettant la création du profil du MOOC et de l'apprenant est possible.

Troisième partie

Evaluation

Introduction

La présente partie décrit les résultats de l'évaluation de notre solution. Les deux chapitres suivants sont consacrés à la définition du protocole d'évaluation que nous avons suivi, au cadre des expérimentations menées, ainsi qu'à la présentation et à la synthèse des résultats obtenus.

Il faut noter que le protocole d'évaluation que nous avons mis en œuvre a pour but d'évaluer l'algorithme de recommandation utilisé dans notre solution et la pertinence des recommandations faites à l'apprenant. Les ressources recommandées doivent être en adéquation avec les critères que nous avons fixés dans notre approche afin de tenir compte de certaines caractéristiques de l'apprenant et de certaines spécificités du MOOC. Notre protocole d'évaluation ne vise pas à tester le fonctionnement de notre système MORS dans le cadre d'un MOOC avec des apprenants réels.

Il faut noter également que le caractère évolutif des entrepôts de descriptions de REL entraîne que les REL référencées ainsi que leurs descriptions changent dynamiquement. Il est donc difficile de comparer les ressources proposées par notre solution avec toutes les REL décrites dans les entrepôts. Ainsi, dans notre évaluation nous ne nous intéressons pas à vérifier si notre solution permet de recommander toutes les «bonnes» ressources, mais si les ressources récupérées sont de «bonnes» ressources.

Les spécificités de notre système de recommandation rendent difficile l'utilisation de protocoles d'évaluation mentionnés dans la littérature pour les systèmes de recommandations classiques. Ces spécificités viennent de la recommandation de REL référencées dans des entrepôts externes et dynamiques qui doivent s'insérer dans un MOOC.

Par conséquent, l'importance du protocole d'évaluation que nous proposons est double. D'une part, il va nous permettre d'évaluer l'adéquation des ressources proposées par notre système avec l'objectif fixé et qui consiste à recommander des ressources adaptées à l'apprenant et au MOOC. D'autre part, notre protocole d'évaluation pourrait servir comme base de référence pour les travaux futurs de recommandation des REL dans les MOOC surtout avec la rareté des protocoles déjà proposés dans la littérature pour valider ce genre de système.

Protocole d'évaluation

Pour évaluer notre solution, nous avons choisi un MOOC d'OpenClassrooms dans le domaine de l'informatique et plus précisément les bases de données. Le MOOC¹ est intitulé «Faites une base de données avec UML». Nous avons choisi un MOOC d'OpenClassrooms d'abord parce que nous avons besoin d'un MOOC en français, ce que nous n'avons pas pu trouver sur Open edX. Ensuite, nous avons besoin de trouver un MOOC portant sur un domaine bien spécifique pour pouvoir trouver par la suite des experts pour l'évaluer. Enfin, l'ouverture du MOOC est un autre critère qui a orienté notre choix, car les MOOC d'OpenClassrooms sont ouverts pendant des plages de temps plus importantes.

Ce MOOC comporte trois sections. Chaque section représente un ensemble de ressources pédagogiques de type vidéo et texte permettant d'acquérir un ensemble d'objectifs d'apprentissage et nécessite au moins 6 heures pour assimiler le contenu présenté. À la fin de chaque section, un quiz est présenté pour évaluer l'assimilation des objectifs d'apprentissage par l'apprenant.

Pour notre évaluation nous nous sommes intéressés à un objectif d'apprentissage pour chaque section : la notion «modèle relationnel» présentée par la première section, la notion «système de gestion de base de données (SGBD)» présentée par la deuxième section et la notion «langage SQL» présentée par la troisième section.

Il faut noter que dans cette évaluation, nous nous intéressons uniquement aux objectifs d'apprentissage des sections du MOOC et pas aux prérequis du MOOC lui-même. En effet, ces deux types de recommandations ne peuvent pas être traités de la même manière. Les ressources recommandées pour permettre l'acquisition d'un objectif d'apprentissage d'une section bien précise du MOOC visent à remédier à une lacune détectée chez l'apprenant à un moment bien particulier, avant de poursuivre le MOOC et de passer à la section suivante. Mais les prérequis d'un MOOC peuvent être plus importants, par exemple un MOOC entier, et peuvent servir à n'importe quel moment de ce MOOC. L'évaluation de ce type de recommandations est donc plus globale que ponctuelle, un ensemble de notions plutôt qu'une seule notion et ne peut donc pas être évaluée de la même façon.

Notre méthode d'évaluation se base sur deux questionnaires quantitatives, un premier questionnaire destiné aux experts et un deuxième questionnaire destiné aux apprenants. Le questionnaire destiné aux experts a été envoyé par mail à quatre enseignants experts dans le domaine de bases de données : trois chercheurs postdoctoral et un professeur. En ce qui concerne les apprenants qui vont répondre au deuxième questionnaire, nous avons plusieurs contraintes à respecter. En effet,

1. <https://openclassrooms.com/courses/faites-une-base-de-donnees-avec-uml?status=published>

le caractère massif des MOOCs fait qu'ils peuvent être suivis par un grand nombre d'apprenants caractérisés par des profils variés. Il fallait donc collecter un nombre important de profils variés d'apprenants sans être obligé d'attendre qu'ils s'inscrivent au MOOC et le suivent du début à la fin ce qui peut durer plusieurs semaines. Nous avons choisi de travailler avec une plateforme de micro-tâches, qui est FouleFactory². C'est un site qui offre la possibilité de demander à la foule d'exécuter certaines tâches comme répondre à des questions ou trouver des données. Il permet de récupérer des résultats rapides. Le deuxième questionnaire, celui concernant les apprenants, a été présenté à 117 répondants de FouleFactory.

Dans le questionnaire destiné aux enseignants, nous présentons les REL sélectionnées par la requête initiale de notre module de recommandation, censées apporter les trois objectifs d'apprentissage du MOOC ainsi que les questions pour évaluer ces ressources.

Dans le questionnaire destiné aux apprenants, nous présentons à l'apprenant pour chaque objectif d'apprentissage du MOOC, un ensemble de questions sélectionnées à partir du test d'évaluation de la section correspondante du MOOC. Nous avons choisi trois questions pour évaluer ses connaissances dans la notion du modèle relationnel, trois pour évaluer ses connaissances dans la notion du SGBD et deux pour évaluer ses connaissances dans la notion du SQL. Pour chaque ensemble de questions, si l'apprenant y répond correctement, nous lui présentons les questions sur l'objectif d'apprentissage de la section d'après sinon nous considérons qu'il a des lacunes dans la notion correspondante et nous lui présentons les ressources sélectionnées par la requête initiale de notre module de recommandation ainsi que les questions pour évaluer ces ressources.

12.1 Adéquation des recommandations avec le profil du MOOC et le profil de l'apprenant

Une partie des questions posées aux répondants de foule factory en tant qu'apprenants et aux enseignants en tant qu'experts avait comme but d'évaluer l'adéquation des REL sélectionnées avec les critères que nous avons fixés dans notre approche de recommandation pour traduire l'adaptation des recommandations au profil du MOOC et au profil de l'apprenant.

12.1.1 Évaluation de l'utilisation de la mesure de similarité sémantique

Le premier critère à évaluer est l'effet du calcul de la similarité sémantique que nous utilisons dans notre approche pour garder les ressources les plus pertinentes à partir des REL sélectionnées initialement par le processus de présélection. Dans ce cadre, pour chacun des trois objectifs d'apprentissage : modèle relationnel, SGBD et SQL, nous présentons à l'enseignant les REL sélectionnées par la requête initiale. Pour chaque ressource, une question fermée est présentée à l'enseignant qui lui demande de préciser si cette ressource est pertinente ou pas. La pertinence, dans ce cadre, désigne le fait que l'étude de la ressource permet d'acquérir des connaissances dans l'objectif d'apprentissage en question.

La synthèse des réponses des enseignants nous permettra d'évaluer l'intérêt de l'utilisation de la mesure de similarité sémantique sur les descriptions des REL et qu'elle permet vraiment d'éliminer

2. <https://www.foulefactory.com/>

des ressources non pertinentes sélectionnées par la requête initiale et de garder plus de ressources pertinentes.

12.1.2 Évaluation de l'adéquation des ressources avec le profil du MOOC

Pour évaluer l'adéquation des REL proposées par notre solution avec les spécificités du MOOC, nous demandons aux enseignants de noter la pertinence des ressources recommandées par rapport aux critères fixés dans notre approche : la granularité, la durée d'apprentissage et le degré de performance apporté.

Pour chacune des ressources qui permettent selon l'enseignant d'apporter l'objectif d'apprentissage, celui-ci est invité à répondre à trois questions concernant cette ressource.

- Une question fermée qui demande à l'enseignant de noter la ressource sur une échelle de 1 à 5 selon que sa granularité est plus ou moins en adéquation avec le contenu du MOOC.
- Une question fermée qui demande à l'enseignant de noter la ressource sur une échelle de 1 à 5 selon que sa durée d'apprentissage est plus ou moins en adéquation avec les spécificités du MOOC.
- Une question fermée qui demande à l'enseignant de noter la ressource sur une échelle de 1 à 5 selon que le niveau de connaissance apporté par la ressource dans la notion en question est plus ou moins en adéquation le niveau censé être apporté par le MOOC.

12.1.3 Évaluation de l'adéquation des ressources avec le profil de l'apprenant

L'évaluation de l'adéquation des REL proposées par notre solution avec les caractéristiques de l'apprenant se fait selon le protocole suivant. Dans un premier temps, nous demandons aux répondants de FouleFactory de noter la pertinence des REL présentées par rapport aux critères fixés dans notre approche : le style d'apprentissage et les connaissances de l'apprenant.

Pour chaque ressource, ils sont invités à répondre à deux questions.

- Une question fermée qui demande au répondant de noter la ressource sur une échelle de 1 à 5 selon qu'il la trouve plus ou moins agréable à suivre et correspond à ses habitudes d'apprentissage.
- Une question fermée qui demande au répondant de noter la ressource sur une échelle de 1 à 5 selon qu'il la trouve plus ou moins facile à suivre.

Dans un deuxième temps, nous demandons à l'apprenant de choisir une ressource à suivre dans la liste des REL qui lui sont proposées pour chacune des trois notions. Notre but est d'étudier le choix de l'apprenant pour le comparer avec les caractéristiques de ce dernier et pour détecter ce qui l'incite à choisir plutôt une ressource qu'une autre.

Les apprenants sont invités à répondre à deux questions.

- Une question fermée dans laquelle ils sont invités à cocher la ressource qu'ils ont choisi d'étudier.
- Une question ouverte dans laquelle ils sont invités à justifier le choix de cette ressource ou l'abandon de certaines ressources recommandées.

12.2 Évolution des connaissances des apprenants suite aux recommandations

Une autre partie du questionnaire proposée aux répondants de FouleFactory a pour but d'évaluer l'effet des REL recommandées sur l'évolution des connaissances des apprenants en général et sur l'évolution de ses connaissances dans la notion qui présente l'objectif d'apprentissage du MOOC concerné par la recommandation.

À cet effet, les apprenants sont, d'une part, invités à répondre à une question fermée qui leur demande si les REL recommandées leur ont permis d'acquérir de nouvelles connaissances. D'autre part, les mêmes questions, sélectionnées parmi les tests d'évaluation du MOOC, qui leur ont été posées pour évaluer leurs connaissances leur sont, uniquement s'ils n'avaient pas le niveau, posées une deuxième fois après les recommandations. Ceci afin d'étudier et de comparer leurs réponses fournies avant et après les recommandations.

12.3 Évaluation globale de l'approche

Une dernière partie des questions posées aux enseignants et aux apprenants avait comme but d'évaluer globalement notre solution.

En tant qu'experts, après avoir consulté les ressources à recommander pour chaque notion, les enseignants sont invités à exprimer leurs points de vue sur l'intérêt des recommandations, la méthode que nous utilisons pour proposer les recommandations et plus précisément l'importance des critères que nous exploitons pour adapter les ressources aux spécificités du MOOC et de proposer d'autres critères qu'ils trouvent intéressants.

Le questionnaire destiné aux enseignants comporte 4 questions dédiées à cette fin.

- Une question ouverte qui demande l'avis des enseignants sur l'idée de recommander des ressources externes pour un apprenant qui est en train de suivre un MOOC.
- Une question fermée qui présente aux enseignants les différents critères sur lesquels nous nous sommes appuyés pour calculer l'adaptation des ressources externes à recommander avec les caractéristiques du MOOC et leur demande de les noter un par un selon leur importance, sur une échelle de 1 à 3 (pas très important, important, très important).
- Une question ouverte qui invite les enseignants à proposer d'autres critères qu'ils trouvent qu'il est important de les prendre en compte au moment du choix des ressources à recommander, afin de respecter les spécificités du cours initial et faciliter l'intégration de ces ressources dans son contenu.
- Une question ouverte qui demande aux enseignants de présenter d'autres suggestions.

En tant qu'apprenants, les répondants de foule factory sont aussi invités à exprimer leurs avis sur l'idée de la recommandation de ressources externes, après avoir consulté les ressources recommandées et en avoir étudié quelques-unes.

Le questionnaire destiné aux apprenants comporte 3 questions dédiées à cette fin.

- Une question ouverte qui demande aux répondants de supposer qu'ils sont en train de suivre un cours en ligne et d'exprimer leur avis sur le fait que d'autres ressources du web lui sont

recommandées quand ils n'ont pas répondu correctement au test d'évaluation d'une certaine section du cours. Les répondants sont invités à choisir entre :

1. C'est une bonne idée, mais je n'ai pas le temps de les étudier.
 2. C'est une bonne idée et je vais en étudier certaines.
 3. Ce n'est pas une bonne idée, car je n'ai pas envie de me disperser en étudiant des ressources externes.
 4. Ou un autre avis à présenter.
- Une question fermée qui demande aux répondants de supposer qu'ils sont en train de suivre un cours en ligne et de préciser leur comportement quand ils ne comprennent pas certaines notions du cours. Est-ce qu'ils reprennent le même cours ou bien est-ce qu'ils cherchent d'autres cours en ligne?
- Une question fermée est présentée à ceux qui ont répondu à la question précédente en disant qu'ils préfèrent chercher d'autres ressources en ligne et leur demande de préciser si les ressources recommandées leur permettent de gagner du temps par rapport au temps passé à chercher eux-mêmes des ressources externes.

Résultats de l'évaluation

Dans ce chapitre nous synthétisons les réponses et les commentaires des enseignants et des apprenants aux questions présentées dans les deux questionnaires d'évaluation.

13.1 Évaluation globale de l'approche

13.1.1 Opinion des experts

Après avoir consulté les ressources sélectionnées par notre module de recommandation pour permettre aux apprenants du MOOC d'acquérir des connaissances dans trois de ses objectifs d'apprentissage, tous les experts ont été d'accord sur le fait que la recommandation de ressources externes dans le cadre d'un MOOC est une bonne idée.

Concernant les critères à respecter par les ressources recommandées, définis dans notre solution pour tenir compte des spécificités du MOOC, nous avons obtenu les résultats suivants.

Les quatre experts ont attribué la note maximale 3 au critère portant sur le niveau de connaissance apporté par la ressource. Les experts considèrent donc que les ressources proposées à un apprenant pour lui permettre d'apprendre une certaine notion du MOOC doivent lui permettre d'acquérir le niveau de connaissance censé être apporté en étudiant le MOOC. Pour le moment cette information n'est pas décrite dans les métadonnées des REL que nous avons étudiées. Dans notre solution nous avons donc considéré deux degrés de performances : (1) la ressource apporte la notion et (0) la ressource n'apporte pas la notion. Il faut donc trouver d'autres moyens pour déduire le degré de performance à acquérir dans un certain élément de connaissance en étudiant la REL. Il y a d'autres éléments de métadonnées comme la difficulté de la ressource ou son niveau éducatif qui peuvent être utilisés pour se rapprocher de cette information.

Trois experts ont attribué la note maximale 3 au critère portant sur la durée d'apprentissage de la ressource à recommander. Ces experts considèrent donc que le fait que les REL proposées aient une durée d'apprentissage acceptable et pas longue est un critère très important. Le quatrième expert a attribué la note 2. Il considère donc que ce critère est important mais qu'il est moins important que celui portant sur le niveau de connaissance apporté par la ressource. Suite à notre étude des métadonnées, nous avons remarqué que l'élément de métadonnée défini pour décrire la durée d'apprentissage des REL n'est, dans la plupart des cas, pas renseigné. L'importance de ce critère selon

les experts montre que le renseignement de cette métadonnée en décrivant les REL peut améliorer la réutilisation des ressources concernées.

Concernant le critère portant sur la granularité de la ressource, deux experts lui ont attribué la note maximale 3 et les deux autres lui ont attribué la note 2. Donc le fait que la granularité des REL à recommander soit en adéquation avec la granularité des ressources du MOOC dans lequel on les recommande est un critère important selon les experts mais il est moins important que les deux autres portant sur le niveau de connaissance et sur la durée d'apprentissage.

Un quatrième critère a été proposé par les enseignants, il s'agit de prendre en compte le type des ressources pédagogiques à recommander. Dans notre solution, nous prenons en considération le type pédagogique des REL pour l'adaptation des recommandations avec le style d'apprentissage de l'apprenant.

13.1.2 Opinion des apprenants

Les résultats de l'évaluation globale de notre approche du point de vue des apprenants sont basés sur leurs réponses après avoir consulté les ressources sélectionnées par notre module de recommandations. 60% des répondants de foule factory approuvent la recommandation de ressources pédagogiques externes quand ils n'ont pas répondu correctement à un test d'évaluation d'un cours qu'ils sont en train de suivre. Ils considèrent qu'il s'agit d'une bonne idée et qu'ils suivront certaines des ressources recommandées. 23,8% considèrent qu'il s'agit d'une bonne idée mais ils ont un problème avec le temps qu'ils vont passer pour suivre des ressources supplémentaires.

Le manque de temps supplémentaire dont disposent les apprenants renforce l'importance du critère de la durée d'apprentissage que nous prenons en compte dans notre solution. Cela souligne aussi l'importance de renseigner l'élément de métadonnée sur la durée d'apprentissage dans les entrepôts de descriptions des REL. 14,3% des répondants ne la considèrent pas comme une bonne idée et ils ne veulent pas se disperser en étudiant des ressources externes en plus du cours qu'ils sont en train de suivre. D'autres répondants ont choisi de proposer d'autres réponses que celles proposées dans le questionnaire. Parmi les réponses que nous avons eues il y a celles qui sont pour la proposition de ressources externes. Le répondant dit qu'il trouve que c'est une bonne idée et qu'elle est indispensable. Les deux autres réponses que nous avons reçues mettent en valeur que le fait de ne pas avoir les connaissances suffisantes ou le temps suffisant peut l'empêcher de suivre d'autres ressources. Ceci souligne l'utilité des critères que nous avons définis sur les prérequis des ressources recommandées qui doivent être connus par l'apprenant en plus de la durée d'apprentissage et de la granularité de la ressource. Bien que nous ayons trouvé des éléments de métadonnées dédiés à la description des prérequis des ressources dans certains *bindings* RDF(s)/OWL utilisés par les entrepôts de descriptions de REL, ces éléments ne sont pas renseignés dans la plupart des cas dans les descriptions des REL.

55,2% des répondants de foule factory ont dit qu'ils préfèrent chercher d'autres cours en ligne quand ils ont en train de suivre un cours et ils ont l'impression de ne pas comprendre certaines notions de ce cours. Le reste des répondants préfèrent répéter le même cours. 72,4% de ceux qui préfèrent chercher d'autres cours en ligne, trouvent que les ressources qui leur ont été recommandées leur permettent de gagner du temps par rapport au temps qu'ils auraient du passé à chercher des ressources sur le web.

Il est utile de noter que les répondants de foule factory ont répondu à toutes ces questions après

avoir consulté les ressources recommandées, ce qui influence nécessairement leurs réponses.

13.2 Évolution des connaissances des apprenants suite aux recommandations

Après avoir consulté les ressources recommandées pour chacune des trois notions du MOOC, 81,6% des répondants de Foule Factory pensent que les ressources recommandées pour la notion du modèle relationnel leur ont permis d'acquérir de nouvelles connaissances, 69,5% des répondants pensent que les recommandations pour la notion des SGBD leur ont permis d'acquérir des connaissances sur cette notion et 60,5% des répondants trouvent que les ressources portant sur la notion SQL l'ont aidé à apprendre de nouvelles connaissances sur cette notion.

Selon les réponses données par les répondants au même quiz présenté avant et après les recommandations pour chacune des trois notions du MOOC, le tableau 13.1 présente les pourcentages des réponses correctes fournies par les répondants. En étudiant les résultats obtenus, nous remarquons une amélioration dans les réponses pour toutes les questions sauf pour une question portant sur la notion du modèle relationnel $Q2 - MR$ pour laquelle le pourcentage des réponses correctes a diminué. Pour comprendre les causes de cette diminution, nous avons commencé par étudier les ressources qui ont été recommandées aux apprenants pour permettre d'acquérir la notion du modèle relationnel. Quatre ressources ont été proposées aux répondants. Parmi ces ressources, il y a une ressource R_1 qui ne contient pas l'information sur laquelle porte la question $Q2 - MR$, deux ressources R_2 et R_3 qui contiennent cette information et une ressource R_4 qui contient l'information mais qui est très volumineuse et qui est constituée par 37 modules nécessitant chacun au moins 3 heures pour assimiler leur contenu.

Par la suite, nous avons sélectionné les répondants qui ont fourni des réponses correctes à la question $Q2 - MR$ avant les recommandations et de mauvaises réponses après les recommandations, pour voir qu'elles sont les ressources qui ont été suivies par ces répondants parmi les 4 ressources recommandées. Parmi les 15 répondants qui ont été sélectionnés, nous avons trouvé que 10 répondants ont choisi de suivre la ressource qui ne contient pas l'information traitée dans la question $Q2 - MR$ et 3 ont suivi la ressource volumineuse. La dégradation des réponses fournies par ces répondants peut être expliquée par le fait qu'ils n'ont pas trouvé la bonne réponse dans la ressource suivie ou qu'ils n'ont pas complètement suivi la ressource à cause de sa longueur. On peut en déduire qu'ils ont donc répondu à la question au hasard sans être sûrs de la bonne réponse.

Il faut aussi noter que deux parmi les trois répondants qui ont choisi de suivre la ressource R_4 ont laissé des commentaires sur sa longueur : *beaucoup trop de documents PDF à ouvrir et trop long*. D'où vient l'importance des critères définis dans notre approche sur la granularité et la durée d'apprentissage des REL recommandées et la nécessité donc de renseigner ces informations dans les métadonnées de ces REL pour renforcer leur réutilisation dans le cadre des recommandations.

	Modèle relationnel			SGBD			SQL	
	Q ₁ MR	Q ₂ MR	Q ₃ MR	Q ₁ SGBD	Q ₂ SGBD	Q ₃ SGBD	Q ₁ SQL	Q ₂ SQL
Avant les recommandations	48%	42%	41%	31%	51%	24%	42%	16%
Après les recommandations	76%	34%	52%	41%	68%	28%	43%	20%

TABLEAU 13.1 – Réponses au quiz d'évaluation avant et après les recommandations

La satisfaction par rapport à la recommandation de ressources externes dans le cadre d'un cours en ligne

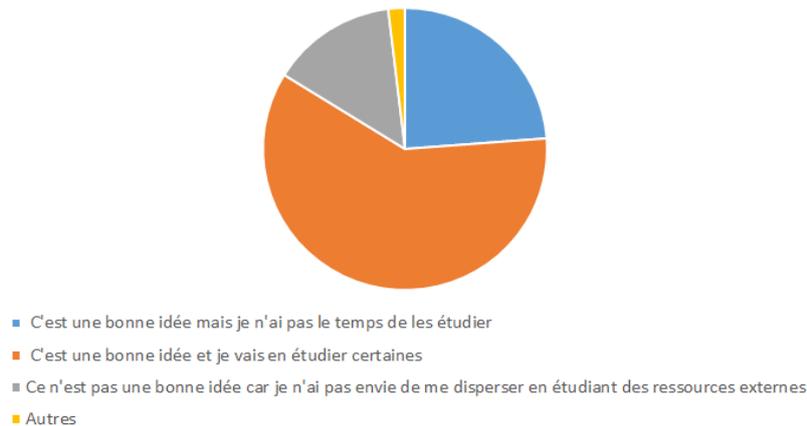


FIGURE 13.1 – Pourcentage de satisfaction par rapport à la recommandation de ressources externes dans le cadre d'un cours en ligne

13.3 Adéquation des recommandations avec le profil du MOOC et le profil de l'apprenant

13.3.1 Évaluation de l'utilisation de la mesure de similarité sémantique

Les quatre experts ont coché, pour chacune des trois notions du MOOC, les REL qui permettent d'acquérir des connaissances dans cette notion, à partir de l'ensemble de toutes les REL sélectionnées par la requête initiale de notre solution.

Pour évaluer le plus apporté par l'utilisation de la mesure de similarité sémantique, nous définissons deux mesures du taux de précision. La première est effectuée sur les ressources issues de la requête initiale pour vérifier à quel point la recherche basée sur les mots clés, utilisée dans cette requête, permet de sélectionner des ressources portant sur l'élément de connaissance en question. La deuxième mesure du taux de précision est calculée pour évaluer le sous-ensemble des ressources issues du filtrage basé sur la similarité cosinus et pour voir si ce filtrage augmente ce taux de précision. Notre objectif est d'avoir un taux de précision qui est plus proche de 100% après le calcul de similarité appliqué sur les descriptions des ressources sélectionnées par la requête initiale.

Comme nous l'avons expliqué précédemment, notre but n'est pas de sélectionner toutes les ressources pertinentes qui existent dans les entrepôts mais d'être assurés que les ressources proposées, en nombre limité, sont pertinentes.

Dans ce cadre, la pertinence consiste en ce que la ressource permet d'acquérir la notion qui n'a pas été bien maîtrisée par l'apprenant et dont la méconnaissance a déclenché le processus de

recommandation.

Pour cette raison, nous définissons donc les deux mesures de précision adaptées à notre objectif comme suit :

- Un premier taux de précision $Precision_{ad1}$. $Precision_{ad1}$ représente le pourcentage de ressources pertinentes parmi toutes les ressources sélectionnées par la requête initiale.

$$Precision_{ad1} = \frac{|R_{ec}|}{|R_{RI}|}$$

Où R_{ec} représente l'ensemble des ressources cochées par l'enseignant en tant que ressource apportant l'élément de connaissance et R_{RI} représente l'ensemble des ressources sélectionnées par la requête initiale.

- Un deuxième taux de précision $Precision_{ad2}$. $Precision_{ad2}$ représente le pourcentage de ressources pertinentes parmi toutes les ressources sélectionnées après le filtrage par similarité sémantique.

$$Precision_{ad2} = \frac{|R_{ec}|}{|R_{CS}|}$$

Où R_{ec} représente l'ensemble des ressources cochées par l'enseignant en tant que ressource apportant l'élément de connaissance et R_{CS} représente l'ensemble des ressources sélectionnées par le calcul de similarité.

En se basant sur les réponses des experts à la question demandant si la ressource permet d'apporter la notion, les tableaux 13.2 et 13.3 présentent les valeurs résultant du calcul de $Precision_{ad1}$ et $Precision_{ad2}$ pour chacune des trois notions.

En analysant les résultats obtenus, nous remarquons une augmentation dans les valeurs des taux de précision pour les ressources portant sur les notions «modèle relationnel» et «SGBD». Pour la notion «SQL», une augmentation est détectée selon les réponses de l'expert 1 et l'expert 3 alors qu'une diminution est détectée selon les réponses de l'expert 2 et l'expert 4. En étudiant les réponses des quatre experts sur la pertinence des ressources recommandées pour la notion «SQL», nous avons remarqué qu'une ressource, parmi les quatre ressources sélectionnées après l'application du filtrage sémantique, a été considérée comme pertinente par l'expert 1 et 3 et non pertinente par les experts 2 et 4. En consultant cette ressource, nous avons trouvé qu'il s'agit d'un cours sur les bases de données dont l'une de ses sections porte sur la notion SQL mais d'une façon introductive et sans entrer dans les détails. La différence des avis des experts sur la pertinence de cette ressource peut s'expliquer donc par le fait que la présentation de quelques informations sur une certaine notion qui ne sont pas précises et détaillées est considérée par certains experts comme un moyen d'acquérir quelques connaissances basiques sur la notion, alors que pour d'autres experts, ce n'est pas suffisant pour apprendre cette notion.

Dans le cas des recommandations dans le cadre du MOOC, le but est de permettre à l'apprenant d'acquérir un niveau de connaissance qui lui permet de suivre le MOOC jusqu'à la fin. De là vient

	Modèle relationnel	SGBD	SQL
Expert 1	100%	80 %	83%
Expert 2	100%	60 %	83%
Expert 3	100%	70 %	67%
Expert 4	100%	10%	33%

TABLEAU 13.2 – Taux de précision $Precision_{ad1}$ de la sélection des REL par mots clés

	Modèle relationnel	SGBD	SQL
Expert 1	100%	100 %	100%
Expert 2	100%	75 %	75%
Expert 3	100%	100 %	75 %
Expert 4	100%	25%	25%

TABLEAU 13.3 – Taux de précision $Precision_{ad2}$ après le filtrage par similarité sémantique

l'importance de la contrainte que nous avons définie dans notre approche et qui consiste à ne garder que les REL qui permettent d'apporter un niveau de connaissance dans un certain élément de connaissance (objectif d'apprentissage ou prérequis du MOOC) qui est supérieur ou égal à ce qui a été défini dans le MOOC. Cette information n'existe pas pour le moment dans les métadonnées des REL, mais le fait de pouvoir la récupérer par la suite à partir des apprenants qui ont consulté les recommandations peut donc améliorer les résultats.

D'un autre côté, nous avons remarqué, d'une façon générale, que les valeurs de précision calculées à partir des réponses de l'expert 4 sont beaucoup moins importantes que celles calculées à partir des réponses des autres experts. Nous avons donc discuté avec l'expert 4 pour comprendre les raisons de ses réponses moins positives sur la pertinence des REL présentées. En tant que professeur spécialiste dans le domaine de bases de données, il considère que sa vision sur la méthode d'apprentissage des bases de données ne correspond pas à ce qu'il a trouvé dans la plupart des ressources pédagogiques proposées et que surtout la façon avec laquelle est présentée l'information dans les cours, ne respecte pas les techniques et les méthodes utilisées actuellement. Dans ce cadre, une amélioration possible dans notre approche pourrait être d'ajouter un critère portant sur la date de création de la ressource à recommander à l'apprenant et la date de sa dernière mise à jour.

13.3.2 Évaluation de l'adéquation des ressources avec le profil du MOOC

Pour cette évaluation, nous avons calculé les moyennes des notes attribuées par les 4 enseignants à chaque ressource selon sa satisfaction aux critères suivants : la durée d'apprentissage, la granularité des ressources et le degré d'acquisition de la notion par l'étude de la ressource. Chaque ressource aura donc une note par critère comme présenté dans le tableau 13.4.

Les moyennes sont calculées pour les ressources sélectionnées après le filtrage par similarité sémantique. Nous nous sommes intéressés uniquement à cet ensemble de ressources car il représente l'ensemble final qui va être recommandé aux apprenants après les opérations de tri pour chaque apprenant.

Commençons par le premier critère portant sur la durée d'apprentissage des ressources. Pour

la notion « modèle relationnel », nous avons trouvé que la ressource qui a eu la moins bonne note représente un cours assez long composé par 37 modules où chaque module nécessite trois heures d'apprentissage. La ressource qui a eu la meilleure note représente un cours sous la forme d'un fichier PDF qui est composé par un seul module et englobe 84 pages où chaque page contient quelques lignes. En deuxième position, nous trouvons une ressource qui représente un fichier PDF de 27 pages. Nous pouvons donc déduire que seul le volume des ressources ne peut pas donner l'information exacte sur la durée nécessaire pour assimiler le contenu qu'elle présente. En effet en consultant les deux ressources, nous remarquons que le fichier PDF de 84 pages est présenté sous forme de diapositives où chacune ne contient que quelques lignes, alors que le fichier PDF de 27 pages est constitué par des pages contenant du texte assez dense.

Le fait d'avoir l'information sur la durée d'apprentissage exacte de la ressource pourrait favoriser donc sa recommandation par notre approche. Malheureusement, les informations sur les durées d'apprentissage ne sont pas, dans la majorité des cas, renseignées dans les entrepôts de descriptions des REL.

Pour la notion « SGBD », les deux premières notes ont été attribuées à des cours présentés sous forme de pages HTML. Bien que ces cours soient longs, les notes peuvent être expliquées par le fait que chacun d'eux propose un sommaire bien présenté qui permet de passer directement à la section portant sur la notion à apprendre. La mauvaise note a été attribuée à une ressource sous forme de quiz. Un quiz présente des questions et des réponses aux apprenants, c'est un moyen limité pour acquérir certaines connaissances ; dans la plupart des cas, on l'utilise plutôt pour l'évaluation des connaissances. Pour cela, pour répondre à un quiz, l'apprenant est obligé dans plusieurs cas de consulter d'autres cours ce qui augmentera la durée d'apprentissage nécessaire pour maîtriser les connaissances. Les experts considèrent donc le quiz comme étant la ressource nécessitant la durée d'apprentissage la plus longue. Pour la notion SQL, la meilleure note a été attribuée à un cours sous forme d'un ensemble de vidéos courts de 2 à 4 minutes chacun. Un cours sous forme de page HTML a eu la deuxième note. Ce cours est long mais il présente aussi un plan qui permet d'accéder directement à la section portant sur la notion de SQL qui n'est pas détaillée. Un cours sous forme de fichier PDF a eu la troisième note. Ce cours présente aussi un plan, mais sans inclure une section sur la notion « SQL » qui est expliquée brièvement dans le cours. Les experts considèrent également la ressource sous forme de quiz comme étant la ressource la moins pertinente selon le critère de la durée d'apprentissage.

En nous basant sur les réponses des experts sur la pertinence des REL selon le critère de la durée d'apprentissage, nous pouvons remarquer que deux durées d'apprentissage sont à prendre en considération.

La première durée concerne celle nécessaire pour assimiler le contenu total de la ressource, et la deuxième durée celle nécessaire pour acquérir des connaissances sur une certaine notion, en consultant la ressource. Nous pouvons remarquer aussi que la façon avec laquelle est présenté le contenu de la ressource influence la durée à consacrer par l'apprenant pour en maîtriser ce contenu.

Concernant le deuxième critère qui est la granularité de la ressource, pour la notion « SGBD », la ressource qui a eu la plus mauvaise note représente un quiz, bien que son niveau d'agrégation défini dans la description de la ressource soit *grain*. Les experts ont donc du mal à noter cette ressource selon le critère de la granularité indépendamment d'un autre critère qui est le degré d'acquisition de la notion par l'étude de la ressource. En effet, en analysant leurs réponses, nous avons trouvé que cette

ressource, a eu aussi la note la moins élevée pour évaluer le fait qu'elle permet d'apporter la notion «SGBD». En contrepartie, la ressource qui a eu la meilleure note sur le critère de granularité est celle qui a eu la meilleure note pour son degré d'acquisition de la notion de SGBD.

Pour la notion «SQL», la mauvaise note a été aussi attribuée à la ressource qui est sous la forme d'un quiz. La meilleure note a été attribuée à la REL qui propose un cours sous forme de vidéos, alors que le niveau d'agrégation de cette REL est défini, dans ses métadonnées, comme étant égal à *leçon*. Par contre, cette ressource a obtenu la note la plus élevée par les experts en l'évaluant selon le critère portant sur le degré d'acquisition de la notion «SQL». La note attribuée au critère portant sur la granularité peut être aussi influencée par la note attribuée au critère portant sur le degré d'acquisition de la notion. La deuxième meilleure note a été attribuée à une ressource ayant comme niveau d'agrégation, le niveau *module* et la troisième meilleure note à une ressource ayant le niveau *cours*.

Pour la notion «modèle relationnel», les experts ont attribué la meilleure note sur le critère de la granularité à la ressource qui a eu la note la plus mauvaise sur le critère de la durée d'apprentissage ce qui paraît contradictoire. Mais, en même temps, cette ressource a eu la meilleure note sur le critère portant sur le degré d'acquisition de la notion «modèle relationnel.» Encore une fois, les experts n'arrivent pas à noter les ressources critère par critère et leurs notes sont influencées par plusieurs critères à la fois.

	Modèle relationnel				SGBD				SQL			
	R11 ^a	R12 ^b	R13 ^c	R14 ^d	R21 ^e	R22 ^f	R23 ^g	R24 ^h	R31 ⁱ	R32 ^j	R33 ^k	R34 ^l
Durée d'apprentissage	3,25	4	3,25	2,25	2,25	2	3	2,5	2	3,25	2,5	2,75
Granularité	3,25	3,25	3,5	3,5	2,5	2	2,25	2,75	2	3,75	2,5	2,25
Degré d'acquisition de la notion	3.75	4.25	3.5	4.5	1.75	2	4	3,25	2	4,5	2,75	2,5

TABLEAU 13.4 – Notes moyennes attribuées aux ressources pour les critères de durée d'apprentissage, de granularité et degré d'acquisition de la notion

a. http://www.emse.fr/zimmermann/Teaching/CSI/cours_CSI.pdf

b. https://stph.scenari-community.org/escom-bd/web/co/rel1c_1.html

c. <https://stph.scenari-community.org/bdd/rel1.pdf>

d. <https://stph.scenari-community.org/bdd/co/modules.html>

e. http://blackcalife.free.fr/datafiles/Informatique/Livres_blanc&Doc_ref/CBD techno.pdf

f. http://rainet.telecom-lille.fr/unit/QUIZZ_TIIR/qcm_sql/qcm_s1/qcm_s1_sql.htm

g. http://public.iutenligne.net/informatique/base-de-donnees/nonne_tuffery/SGBDnonne/sgbd.htm

h. https://stph.scenari-community.org/bdd/roi1-lin/co/ro_1.html

i. http://rainet.telecom-lille.fr/unit/QUIZZ_TIIR/qcm_sql/qcm_s1/qcm_s1_sql.htm

j. https://www.canalu.tv/producteurs/sillages/cours_d_informatique/initiation_aux_bases_de_donnees_relationnelles

k. <https://stph.scenari-community.org/bdd/rel1.pdf>

l. http://ressources.unisciel.fr/sillages/informatique/bdd/ch01_presentation/co/introduction.html

13.3.3 Évaluation de l'adéquation des ressources avec le profil de l'apprenant

Au début du questionnaire destiné aux répondants de Foule Factory pour l'évaluation des REL, nous avons bien précisé que ce questionnaire est destiné aux apprenants qui sont intéressés par le MOOC en question et par le domaine de base de données. Cependant, les apprenants qui ont répondu au questionnaire avaient des profils très variés et n'avaient pas nécessairement les connaissances basiques en bases de données. Ce qui peut être aussi le cas pour des apprenants qui ont décidé

	Modèle relationnel				SGBD				SQL			
	R11 ^a	R12 ^b	R13 ^c	R14 ^d	R21 ^e	R22 ^f	R23 ^g	R24 ^h	R31 ⁱ	R32 ^j	R33 ^k	R34 ^l
Degré de satisfaction aux habitudes d'apprentissage de l'apprenant	2,4	2,7	2,8	2,8	2,7	2,1	2,2	2,9	1,8	2,8	2,5	2,7

TABLEAU 13.5 – Notes moyennes attribuées aux ressources pour les critères du style d'apprentissage des apprenants

a. http://www.emse.fr/~zimmermann/Teaching/CSI/cours_CSI.pdf

b. https://stph.scenari-community.org/escom-bd/web/co/rel1c_1.html

c. <https://stph.scenari-community.org/bdd/rel1.pdf>

d. <https://stph.scenari-community.org/bdd/co/modules.html>

e. http://blackcalife.free.fr/datafiles/Informatique/Livres_blanc&Doc_ref/CBD_techno.pdf

f. http://rainet.telecom-lille.fr/unit/QUIZZ_TIIR/qcm_sql/qcm_s1/qcm_s1_sql.htm

g. http://public.iutenligne.net/informatique/base-de-donnees/nonne_tuffery/SGBDnonne/sgbd.htm

h. https://stph.scenari-community.org/bdd/roi1-lin/co/ro_1.html

i. http://rainet.telecom-lille.fr/unit/QUIZZ_TIIR/qcm_sql/qcm_s1/qcm_s1_sql.htm

j. https://www.canalu.tv/producteurs/sillages/cours_d_informatique/initiation_aux_bases_de_donnees_relationnelles

k. <https://stph.scenari-community.org/bdd/rel1.pdf>

l. http://ressources.unisciel.fr/sillages/informatique/bdd/ch01_presentation/co/introduction.html

de suivre le MOOC indépendamment de notre évaluation. Mais ce qui fait la différence entre les deux cas est qu'un apprenant qui a décidé de suivre le MOOC a un certain objectif ou un certain besoin justifiant sa décision, alors que le but du répondant de Foule Factory est de répondre à notre formulaire d'évaluation.

Par conséquent, une grande partie des répondants, entre 40% et 90%, ont considéré les ressources recommandées comme des ressources difficiles par rapport à leurs connaissances. Certains d'entre eux ont aussi laissé des commentaires pour exprimer cette difficulté : *assez complexe, très technique et je n'ai pas les bases nécessaires*.

Cela met en valeur la contrainte définie dans notre approche sur le fait que les prérequis des ressources recommandées doivent être maîtrisés par l'apprenant.

Concernant le critère du style d'apprentissage de l'apprenant, les apprenants ont été invités à noter les ressources selon leur degré de satisfaction à leurs habitudes d'apprentissage. Nous avons calculé les valeurs moyennes des notes attribuées par les apprenants pour chaque ressource telles que présentées dans le tableau 13.5. En analysant les notes attribuées par les répondants de Foule Factory, nous avons remarqué que les ressources les plus appréciées sont celles qui se présentent sous forme de vidéos et celles qui sont sous forme de pages HTML englobant un menu bien présenté facilitant l'accès aux sections incluant des exercices, de la théorie et des applications. Les ressources longues sont moins appréciées. Les ressources qui ont les plus mauvaises notes sont les quiz. Ceci peut être expliqué par le fait qu'un quiz n'explique pas la notion surtout pour des apprenants débutants.

En étudiant les styles d'apprentissages des apprenants selon leurs réponses au questionnaire ILS [99], nous avons trouvé que 29% des répondants sont visuels plus que verbaux et 16% sont 100% visuels. En contrepartie, 2,7% sont 100% verbales et 9,4% sont verbales plus que visuels. Cela peut expliquer que la bonne présentation des ressources et le fait d'inclure des vidéos et des images augmentent les notes des ressources. Nous avons aussi trouvé que 36% des répondants sont sensoriels plus qu'intuitifs et 18% sont 100% sensoriels. Cela explique que les ressources qui contiennent des exercices et des applications ont été plus appréciées que celles basées uniquement sur la théorie.

Conclusion

Dans cette partie, nous avons décrit notre protocole d'évaluation et nous avons présenté et interprété les résultats que nous avons obtenus.

L'évaluation a montré l'importance des critères utilisés dans notre algorithme de recommandation que ce soit pour satisfaire certaines caractéristiques de l'apprenant ou du MOOC. Cela nous a permis également d'avoir une idée sur la priorité des critères selon les experts et de récupérer d'autres propositions de critères qui pourraient enrichir notre approche : la difficulté des recommandations, le niveau éducatif et sa date de création.

L'évaluation a aussi montré que les ressources recommandées dans notre solution ont permis dans la plupart des cas d'améliorer le niveau de connaissances de l'apprenant dans des notions du MOOC.

Les difficultés qui ont été fréquemment renseignées par les apprenants étaient surtout concernant la complexité et la longueur des ressources. Les apprenants ont tendance à choisir les ressources qui sont bien présentées : des pages qui ne sont pas volumineuses, un sommaire proposé au début du cours, la police utilisée n'est pas trop petite, etc. Les apprenants préfèrent aussi les cours qui englobent à la fois de la théorie et de la pratique.

Les problèmes que nous avons rencontrés dans cette évaluation sont d'abord le manque de renseignement des métadonnées dans les entrepôts de descriptions des REL ce qui a fait que nous n'avons pas pu vérifier la satisfaction de certains critères par les REL recommandées. Ensuite, le questionnaire proposé aux répondants de Foule Factory est long et nécessite de consacrer du temps, ce qui a fait qu'une partie des répondants n'a pas répondu au questionnaire jusqu'à la fin avec le même engagement et a engendré des réponses moins précises surtout pour les recommandations de la dernière notion : SQL. Enfin, certaines réponses des experts n'étaient pas claires et simples à interpréter. Une autre évaluation qualitative serait donc nécessaire pour comprendre plus finement leurs points de vue.

Conclusion générale

Travail effectué

Dans cette thèse, nous nous sommes intéressés au problème de la personnalisation des MOOC à travers la réutilisation des REL. La solution que nous proposons est un système de recommandation MORS qui peut être intégré dans un MOOC pour fournir des recommandations de REL à un apprenant quand un manque de maîtrise de certaines connaissances est détecté chez celui-ci. l'objectif est de proposer des ressources afin que l'apprenant puisse profiter au mieux du contenu du MOOC.

Dans une première partie de notre travail, nous nous sommes focalisés sur la recherche des REL qui peuvent être recommandées par notre solution. Il s'agit de notre premier module de réutilisation des REL. Notre but était de pouvoir sélectionner des REL d'une façon automatisée en fonction de certains critères sémantiques. Pour cela, nous avons étudié les entrepôts de descriptions de REL, disponibles sur le web, qui respectent les principes de LOD et qui proposent des points d'entrée SPARQL pour permettre l'accès aux métadonnées des ressources. Dans notre étude des entrepôts, nous avons trouvé que les *bindings* RDF(s)/OWL exploités pour décrire les ressources définissent différemment les éléments de métadonnées permettant la description des aspects pédagogiques des ressources. Par exemple, pour décrire le niveau d'agrégation de la REL, un *binding* propose une propriété donnée qui a comme co-domaine une liste d'entiers, alors qu'un autre *binding* utilise une propriété donnée qui a comme co-domaine une chaîne de caractère. Afin de pouvoir gérer cette hétérogénéité des *bindings* et pouvoir donc interroger tous les points d'entrée SPARQL à la fois par le biais d'une seule requête SPARQL, nous avons introduit une ontologie LOOM. Celle-ci est dédiée à la définition des mises en correspondance entre les classes et les propriétés des *bindings* RDF(s)/OWL proposées pour définir les aspects pédagogiques des REL. Par la suite, en nous basant sur les entités définies dans LOOM, nous avons défini nos requêtes SPARQL permettant de récupérer les métadonnées sur les aspects pédagogiques des ressources.

Dans une deuxième partie, nous nous sommes concentrés sur la définition et la conception de notre approche de recommandation. Les recommandations sont proposées à l'apprenant dans deux stades du MOOC : au début du MOOC et à la fin de chaque section. Dans chaque stade, les ressources à recommander sont calculées de façon qu'elles soient adaptées aux caractéristiques de l'apprenant tout en respectant les spécificités du MOOC qu'il est en train de suivre, à l'instant de la recommandation. Pour cela, notre module de recommandation est constitué par deux processus responsables de la génération et la mise à jour du profil de l'apprenant et du profil du MOOC, tout au long du MOOC. En se basant sur les deux profils, si un manque de maîtrise d'un élément de connaissance est détecté chez l'apprenant, le calcul de la recommandation est déclenché. Celui-ci commence par un processus

de présélection des ressources, en interrogeant les entrepôts de descriptions de REL que nous avons sélectionnés dans la première partie du travail, afin de récupérer des ressources qui portent sur cet élément de connaissance. La requête utilisée pour sélectionner les REL exploite les résultats fournis par notre module de réutilisation de REL. Puis, un processus de raffinement des résultats effectue des opérations de sélection et de classement sur l'ensemble des ressources présélectionnées en se basant sur des critères obligatoires et d'autres, optionnels. Ces critères ont été définis pour prendre en compte à la fois les caractéristiques de l'apprenant et les spécificités du MOOC. À la fin, une liste de REL classées est recommandée à l'apprenant.

Dans une troisième partie de notre travail, nous nous sommes focalisés sur la mise en œuvre et l'évaluation de notre solution. Nous avons implémenté notre travail sur une copie locale de la plateforme Open edX en utilisant les XBlocks. Les XBlocks implémentés peuvent être intégrés dans n'importe quel MOOC, quel que soit son domaine. Deux expérimentations ont été menées pour évaluer notre solution : une première expérimentation destinée aux enseignants et une deuxième destinée aux apprenants.

Perspectives

Amélioration de la solution au vu des résultats de l'évaluation

En se basant sur les réponses fournies par les enseignants et les apprenants, aux questionnaires d'évaluation, un travail à faire est d'améliorer notre approche de recommandation en ajoutant d'autres critères à prendre en considération dans les ressources à recommander. Parmi ces critères, il y a le renseignement des éléments de métadonnées dans les descriptions des REL. Une ressource *R1*, dont les métadonnées ne sont pas complètement renseignées, peut avoir un score moins important qu'une ressource *R2*, mais être plus adaptée à l'apprenant.

Une autre amélioration consiste à assigner des degrés de pondérations aux critères qui reflètent leur importance et leur priorité.

Intégration de la solution dans un MOOC réel

Pour le moment, notre solution est intégrée dans une version de la plateforme Open edX, installée localement. Un travail à faire est d'intégrer notre système de recommandation dans un vrai MOOC ce qui nous permettra d'évaluer son fonctionnement sous des conditions réelles.

Cette intégration dans un vrai MOOC nous permettra aussi de récupérer des retours sur les REL recommandées. Les degrés de performance des REL ne sont pas décrits dans les métadonnées des REL. Nous pourrions ainsi déduire les degrés de performance apportés par les REL en nous basant sur les réponses des apprenants au quiz, après qu'ils ont suivis les REL recommandées. Nous pouvons également demander aux apprenants de noter les recommandations pour éviter de réutiliser des REL qui ont été très mal notées.

Utilisation d'autres moyens pour capturer les caractéristiques de l'apprenant

Pour le moment, nous collectons les informations nécessaires sur l'apprenant soit en lui posant directement des questions soit en consultant les données issues de son utilisation de la plateforme et du MOOC. Une autre possibilité consisterait à utiliser d'autres moyens pour capturer ces informations. En effet, l'exploitation des données des forums et des commentaires postés par l'apprenant peut refléter un manque de connaissances et des lacunes nécessitant que des

recommandations de ressources lui soient proposées.

Proposition d'autres scénarios de personnalisation

Pour le moment, nous proposons à l'apprenant des recommandations au début du MOOC et à la fin de chaque section de celui-ci. D'autres scénarios de personnalisation peuvent être pris en considération. Parmi ceux-ci, on peut penser à la recommandation d'autres MOOC pour aller plus loin à la fin du MOOC ou à la proposition d'un parcours d'apprentissage adapté aux connaissances de l'apprenant à partir des différentes ressources du MOOC.

Intégration dynamique d'autres entrepôts de descriptions de REL

Dans notre approche, nous avons travaillé sur 6 entrepôts de descriptions de REL. Un travail qui peut être fait est de proposer un moyen permettant d'intégrer dynamiquement de nouveaux entrepôts partagés sur le web. Pour cela, deux problèmes sont à traiter d'une part, la découverte de ces nouveaux entrepôts et, d'autre part, l'étude de leurs schémas de métadonnées.

Table des figures

6.1	L'architecture globale de la solution	36
7.1	Organisation du MOOC	41
7.2	Caractéristiques représentées dans le modèle de l'apprenant et le modèle du MOOC	42
7.3	Recommandation au début du MOOC	46
7.4	Recommandation à la fin de la section n du MOOC	47
7.5	Module de recommandation	47
7.6	Modélisation des éléments de connaissance du MOOC	48
7.7	Modélisation de l'évolution des éléments de connaissance dans le profil de l'apprenant	49
7.8	Module de détection des synonymes	51
8.1	Instances des ressources pédagogiques dans les entrepôts RDF	64
8.2	Instances des propriétés sur la description des REL	68
8.3	Instances des propriétés sur le niveau d'agrégation des REL	68
8.4	Instances des propriétés sur le type pédagogique des REL	69
8.5	Instances des propriétés sur la langue des REL	69
8.6	Instances des propriétés sur la durée d'apprentissage des REL	69
8.7	Instances des propriétés sur les prérequis des REL	69
8.8	Classes de l'ontologie LOOM	73
8.9	Propriétés objet de l'ontologie LOOM	73
8.10	Propriétés données de l'ontologie LOOM	74
9.1	Architecture de la plateforme Open edX.	78
9.2	Architecture de l'Analytics Pipeline d'Open edX	79
9.3	Interactions du XBlock XB_{MAS} avec les bases de données de la plateforme	82
9.4	Tables exploitées par les XBlocks	83
9.5	Interface de la collection des informations sur le style d'apprentissage de l'apprenant	83
9.6	Interface pour tester le niveau de connaissance dans les prérequis du MOOC (exemple Structure de données)	84
9.7	Interface des ressources recommandées	84
13.1	Pourcentage de satisfaction par rapport à la recommandation de ressources externes dans le cadre d'un cours en ligne	100

Liste des tableaux

3.1	Approches de personnalisation pour les MOOC	27
7.1	Types et types pédagogiques des REL par catégorie	56
8.1	Classes représentant les ressources pédagogiques	63
8.2	Éléments représentant les aspects pédagogiques	65
13.1	Réponses au quiz d'évaluation avant et après les recommandations	100
13.2	Taux de précision $Precision_{ad1}$ de la sélection des REL par mots clés	102
13.3	Taux de précision $Precision_{ad2}$ après le filtrage par similarité sémantique	102
13.4	Notes moyennes attribuées aux ressources pour les critères de durée d'apprentissage, de granularité et degré d'acquisition de la notion	104
13.5	Notes moyennes attribuées aux ressources pour les critères du style d'apprentissage des apprenants	105

Ontologie LOOM

```
1  %\lstset{language=XML}
2  %\lstset{breaklines=true}
3
4  @prefix : <http://www.semanticweb.org/hajri_hib/ontologies/2017/7/untitled-ontology-21#> .
5  @prefix dc: <http://purl.org/dc/elements/1.1/> .
6  @prefix ns: <http://www.purl.org/meducator/ns/> .
7  @prefix dct: <http://purl.org/dc/terms/> .
8  @prefix lro: <http://unit-1.crihan.fr/lro/schema#> .
9  @prefix owl: <http://www.w3.org/2002/07/owl#> .
10 @prefix rdf: <http://www.w3.org/1999/02/22-rdf-syntax-ns#> .
11 @prefix xml: <http://www.w3.org/XML/1998/namespace> .
12 @prefix xsd: <http://www.w3.org/2001/XMLSchema#> .
13 @prefix loom: <http://www.semanticweb.org/hajri_hib/ontologies/2017/7/untitled-ontology-21#> .
14 @prefix rdfs: <http://www.w3.org/2000/01/rdf-schema#> .
15 @prefix skos: <http://www.w3.org/2004/02/skos/core#> .
16 @prefix skos1: <http://www.w3.org/2008/05/skos#> .
17 @prefix agrega: <http://www.agrega.es/ont/lom2owl\#> .
18 @prefix comete: <http://comete.lice.f.ca/reference#> .
19 @base <http://www.semanticweb.org/hajri_hib/ontologies/2017/7/untitled-ontology-21#> .
20
21 <http://www.semanticweb.org/hajri_hib/ontologies/2017/7/untitled-ontology-21#> rdf:
    type owl:Ontology ;
22
23
24
25
26
27
28 owl:imports <
    http://www.w3.org/2008/05/skos#> .
29
30 #####
31 # Annotation properties
32 #####
33 ### http://www.w3.org/2004/02/skos/core#broader
```

```

29 skos:broader rdf:type owl:AnnotationProperty .
30
31
32 #####
33 # Object Properties
34 #####
35
36 ### http://data.organic-edunet.eu/educational
37 <http://data.organic-edunet.eu/educational> rdf:type owl:ObjectProperty ;
38         owl:equivalentProperty loom:
39             hasEducationalInformation ;
40         rdfs:domain <http://data.organic-edunet.eu/
41             LearningObject> ;
42         rdfs:range <http://data.organic-edunet.eu/
43             Educational> .
44
45 ### http://data.organic-edunet.eu/educationalTypicalLearningTime
46 <http://data.organic-edunet.eu/educationalTypicalLearningTime> rdf:type owl:
47     ObjectProperty ;
48         rdfs:domain <http://data.
49             organic-edunet.eu/
50             Educational> .
51
52 ### http://purl.org/meducator/ns/resourceType
53 <http://purl.org/meducator/ns/resourceType> rdf:type owl:ObjectProperty ;
54         rdfs:domain <http://purl.org/meducator/ns/
55             Resource> .
56
57 ### http://unit-1.crihan.fr/lro/schema#apourprerequis
58 lro:apourprerequis rdf:type owl:ObjectProperty ;
59         owl:equivalentProperty loom:hasPrerequisite ;
60         rdfs:domain lro:Lro ;
61         rdfs:range lro:Lro .
62
63 ### http://unit-1.crihan.fr/lro/schema#hasAggregationLevel
64 lro:hasAggregationLevel rdf:type owl:ObjectProperty ;
65         rdfs:domain lro:Lro ;
66         rdfs:range [ rdf:type owl:Restriction ;
67             owl:onProperty skos1:broaderTransitive ;
68             owl:hasValue lro:g_aggregationlevel
69             ] .
70
71 ### http://unit-1.crihan.fr/lro/schema#hasEducationalInformation
72 lro:hasEducationalInformation rdf:type owl:ObjectProperty ;
73         owl:equivalentProperty loom:hasEducationalInformation ;
74         rdfs:domain lro:Lro ;

```

```
73         rdfs:range lro:EducationalInformation .
74
75
76 ### http://unit-1.crihan.fr/lro/schema#hasLearningResourceType
77 lro:hasLearningResourceType rdf:type owl:ObjectProperty ;
78         owl:equivalentProperty loom:hasLearningType ;
79         rdfs:domain lro:EducationalInformation ;
80         rdfs:range [ rdf:type owl:Restriction ;
81                 owl:onProperty skos1:broaderTransitive ;
82                 owl:hasValue lro:p_learningresourcetype
83                 ] ;
84         rdfs:comment "Nature pedagogique de la ressource" .
85
86
87 ### http://vivoweb.org/ontology/core#hasPrerequisite
88 <http://vivoweb.org/ontology/core#hasPrerequisite> rdf:type owl:ObjectProperty ;
89         owl:equivalentProperty loom:
90                 hasPrerequisite ;
91         rdfs:domain <http://vivoweb.org/ontology
92                 /core#Course> ;
93         rdfs:range <http://vivoweb.org/ontology/
94                 core#Course> .
95
96
97 ### http://www.semanticweb.org/hajri_hib/ontologies/2017/7/untitled-ontology-21#
98         hasEducationalInformation
99         loom:hasEducationalInformation rdf:type owl:ObjectProperty ;
100         rdfs:domain loom:OER ;
101         rdfs:range loom:educationalInformation .
102
103
104
105 ### http://www.semanticweb.org/hajri_hib/ontologies/2017/7/untitled-ontology-21#
106         hasLearningType
107         loom:hasLearningType rdf:type owl:ObjectProperty ;
108         rdfs:domain loom:educationalInformation .
109
110
111
112
113 ### http://data.organic-edunet.eu/aggregationLevel
114 <http://data.organic-edunet.eu/aggregationLevel> rdf:type owl:DatatypeProperty ;
115         owl:equivalentProperty loom:
116                 hasAgregationLevel ;
117         rdfs:domain comete:LearningObject ;
```

```

117         rdfs:range [ rdf:type rdfs:Datatype ;
118                   owl:oneOf [ rdf:type rdf:List ;
119                               rdf:first "1" ;
120                               rdf:rest [ rdf:type rdf:List ; rdf:
121                                     first "3" ; rdf:rest [ rdf:type rdf:List ; rdf:first "4" ; rdf:rest rdf:nil
122                                     ]]]].
123
124 ### http://data.organic-edunet.eu/educationalContext
125 <http://data.organic-edunet.eu/educationalContext> rdf:type owl:DatatypeProperty ;
126         rdfs:domain <http://data.organic-edunet.
127                 eu/Educational> ;
128         rdfs:range rdfs:Literal ,
129                 xsd:short ,
130                 [ rdf:type rdfs:Datatype ;
131                 owl:oneOf [ rdf:type rdf:List ;rdf:first "higher education" ;
132                             rdf:rest [ rdf:type rdf:List ;rdf:first "other" ;
133                             rdf:rest [ rdf:type rdf:List ;rdf:first "school" ; rdf:rest [ rdf:type rdf:List
134                             ; rdf:first "training" ; rdf:rest rdf:nil ]]]].
135
136 ### http://data.organic-edunet.eu/educationalLanguage
137 <http://data.organic-edunet.eu/educationalLanguage> rdf:type owl:DatatypeProperty ;
138         owl:equivalentProperty loom:hasLanguage
139         ;
140         rdfs:domain <http://data.organic-edunet
141                 .eu/LearningObject> ;
142         rdfs:range xsd:string .
143
144 ### http://linkedscience.org/teach/ns#courseDescription
145 <http://linkedscience.org/teach/ns#courseDescription> rdf:type owl:DatatypeProperty
146         ;
147         owl:equivalentProperty loom:
148         hasDescription ;
149         rdfs:range xsd:string .
150
151 ### http://purl.org/dc/terms/description
152 dct:description rdf:type owl:DatatypeProperty ;
153         owl:equivalentProperty loom:hasDescription ;
154         rdfs:domain comete:LearningObject ,
155                 <http://data.open.ac.uk/openlearn/ontology/Broadcast> ,
156                 <http://data.open.ac.uk/openlearn/ontology/OpenCourse> ,
157                 <http://data.open.ac.uk/openlearn/ontology/OpenCourseware> ,
158                 <http://data.open.ac.uk/openlearn/ontology/Podcast> ,
159                 <http://data.open.ac.uk/podcast/ontology/AudioPodcast> ,
160                 <http://data.open.ac.uk/podcast/ontology/VideoPodcast> ,
161                 <http://data.organic-edunet.eu/LearningObject> ;

```

```
158         rdfs:range xsd:string .
159
160
161 ### http://purl.org/locwd/schema#pre-requisites
162 <http://purl.org/locwd/schema#pre-requisites> rdf:type owl:DatatypeProperty ;
163         rdfs:domain <http://purl.org/locwd/schema#
164             OCW> ;
165         rdfs:range xsd:string .
166
167 ### http://purl.org/meducator/ns/educationalPrerequisites
168 <http://purl.org/meducator/ns/educationalPrerequisites> rdf:type owl:
169     DatatypeProperty ;
170         owl:equivalentProperty loom:
171             hasPrerequisite ;
172         rdfs:domain <http://purl.org/
173             meducator/ns/Resource> ;
174         rdfs:range xsd:string .
175
176 ### http://purl.org/meducator/ns/language
177 <http://purl.org/meducator/ns/language> rdf:type owl:DatatypeProperty ;
178     owl:equivalentProperty loom:hasLanguage ;
179     rdfs:domain <http://purl.org/meducator/ns/
180     Resource> .
181
182 ### http://purl.org/vocab/aiiso/schema#KnowledgeGrouping
183 <http://purl.org/vocab/aiiso/schema#KnowledgeGrouping> rdf:type owl:
184     DatatypeProperty ;
185         rdfs:range xsd:string .
186
187 ### http://purl.org/vocab/aiiso/schema#description
188 <http://purl.org/vocab/aiiso/schema#description> rdf:type owl:DatatypeProperty ;
189     owl:equivalentProperty loom:
190         hasDescription ;
191     rdfs:domain <http://purl.org/vocab/aiiso/
192     schema#Course> ,
193         <http://purl.org/vocab/aiiso/
194     schema#Module> ;
195     rdfs:range xsd:string .
196
197 ### http://schema.org/description
198 <http://schema.org/description> rdf:type owl:DatatypeProperty ;
199     owl:equivalentProperty loom:hasDescription ;
200     rdfs:domain <http://schema.org/CreativeWork> ;
201     rdfs:range xsd:string .
```

```

200 ### http://unit-1.crihan.fr/lro/schema#Description
201 lro:Description rdf:type owl:DatatypeProperty ;
202     owl:equivalentProperty loom:hasDescription ;
203     rdfs:domain lro:Lro ;
204     rdfs:range xsd:string .
205
206
207 ### http://unit-1.crihan.fr/lro/schema#typicalLearningTime
208 lro:typicalLearningTime rdf:type owl:DatatypeProperty ;
209     owl:equivalentProperty loom:hasLearningTime ;
210     rdfs:domain lro:Lro ;
211     rdfs:range xsd:dateTime .
212
213
214 ### http://unit-1.crihan.fr/lro/schema#userLanguage
215 lro:userLanguage rdf:type owl:DatatypeProperty ;
216     owl:equivalentProperty loom:hasLanguage ;
217     rdfs:domain lro:Lro ;
218     rdfs:range xsd:string .
219
220
221 ### http://vivoweb.org/ontology/core#description
222 <http://vivoweb.org/ontology/core#description> rdf:type owl:DatatypeProperty ;
223     rdfs:domain <http://vivoweb.org/ontology/
224         core#Course> ;
225     rdfs:range xsd:string .
226
227 ### http://www.agrega.es/ont/lom2owl\#aggregationLevel
228 agrega:aggregationLevel rdf:type owl:DatatypeProperty ;
229     owl:equivalentProperty loom:hasAgregationLevel ;
230     rdfs:domain agrega:LearningObject ;
231     rdfs:range [ rdf:type rdfs:Datatype ;
232         owl:oneOf [ rdf:type rdf:List ;
233             rdf:first "1" ;
234             rdf:rest [ rdf:type rdf:List ;
235                 rdf:first "2" ;
236                 rdf:rest [ rdf:type rdf:List ;
237                     rdf:first "3" ;
238                     rdf:rest [ rdf:type rdf
239                         :List ;
240                             rdf:first "4"
241                             ;
242                             rdf:rest rdf:
243                                 nil]]]]].
244
245 ### http://www.agrega.es/ont/lom2owl\#educationalLanguage
246 agrega:educationalLanguage rdf:type owl:DatatypeProperty ;
247     owl:equivalentProperty loom:hasLanguage ;
248     rdfs:domain agrega:LearningObject ;

```

```
247         rdfs:range xsd:string .
248
249
250 ### http://www.semanticweb.org/hajri_hib/ontologies/2017/7/untitled-ontology-21#
      hasAgregationLevel
251 loom:hasAgregationLevel rdf:type owl:DatatypeProperty ;
252         rdfs:domain loom:OER .
253
254
255 ### http://www.semanticweb.org/hajri_hib/ontologies/2017/7/untitled-ontology-21#
      hasDescription
256 loom:hasDescription rdf:type owl:DatatypeProperty ;
257         rdfs:domain loom:OER ;
258         rdfs:range xsd:string .
259
260
261 ### http://www.semanticweb.org/hajri_hib/ontologies/2017/7/untitled-ontology-21#
      hasLanguage
262 loom:hasLanguage rdf:type owl:DatatypeProperty ;
263         rdfs:domain loom:OER ;
264         rdfs:range xsd:string .
265
266
267 ### http://www.semanticweb.org/hajri_hib/ontologies/2017/7/untitled-ontology-21#
      hasLearningTime
268 loom:hasLearningTime rdf:type owl:DatatypeProperty ;
269         rdfs:domain loom:OER ;
270         rdfs:range xsd:dateTime .
271
272
273 ### http://www.semanticweb.org/hajri_hib/ontologies/2017/7/untitled-ontology-21#
      hasPrerequisite
274 loom:hasPrerequisite rdf:type owl:DatatypeProperty ;
275         rdfs:domain loom:OER ;
276         rdfs:range xsd:string .
277
278
279 #####
280 # Classes
281 #####
282
283 ### http://comete.liceef.ca/reference#LearningObject
284 comete:LearningObject rdf:type owl:Class ;
285         owl:equivalentClass loom:OER .
286
287
288 ### http://data.open.ac.uk/openlearn/ontology/Broadcast
289 <http://data.open.ac.uk/openlearn/ontology/Broadcast> rdf:type owl:Class ;
290         owl:equivalentClass <http://data.open.ac.uk/openlearn/ontology/OpenCourse> ,
```



```
339
340 ### http://purl.org/meducator/ns/Resource
341 <http://purl.org/meducator/ns/Resource> rdf:type owl:Class ;
342         owl:equivalentClass loom:OER .
343
344
345 ### http://purl.org/vocab/aiiso/schema#Course
346 <http://purl.org/vocab/aiiso/schema#Course> rdf:type owl:Class ;
347         owl:equivalentClass loom:OER ;
348         rdfs:subClassOf loom:OER .
349
350
351 ### http://purl.org/vocab/aiiso/schema#Module
352 <http://purl.org/vocab/aiiso/schema#Module> rdf:type owl:Class ;
353         owl:equivalentClass loom:OER ;
354         rdfs:subClassOf loom:OER .
355
356
357 ### http://schema.org/CreativeWork
358 <http://schema.org/CreativeWork> rdf:type owl:Class ;
359         owl:equivalentClass loom:OER .
360
361
362 ### http://schema.org/LearningResourceType
363 <http://schema.org/LearningResourceType> rdf:type owl:Class .
364
365
366 ### http://unit-1.crihan.fr/lro/schema#EducationalInformation
367 lro:EducationalInformation rdf:type owl:Class ;
368         owl:equivalentClass loom:educationalInformation .
369
370
371 ### http://unit-1.crihan.fr/lro/schema#LearningResourceType
372 lro:LearningResourceType rdf:type owl:Class .
373
374
375 ### http://unit-1.crihan.fr/lro/schema#Lro
376 lro:Lro rdf:type owl:Class ;
377         owl:equivalentClass loom:OER .
378
379
380 ### http://vivoweb.org/ontology/core#Course
381 <http://vivoweb.org/ontology/core#Course> rdf:type owl:Class ;
382         owl:equivalentClass loom:OER ;
383         rdfs:subClassOf loom:OER .
384
385
386 ### http://www.agrega.es/ont/lom2owl\#Educational
387 agrega:Educational rdf:type owl:Class ;
388         owl:equivalentClass loom:educationalInformation .
389
```

```
390
391 ### http://www.agrega.es/ont/lom2owl\#LearningObject
392 agrega:LearningObject rdf:type owl:Class ;
393         owl:equivalentClass loom:OER .
394
395
396 ### http://www.semanticweb.org/hajri_hib/ontologies/2017/7/untitled-ontology-21#OER
397 loom:OER rdf:type owl:Class .
398
399
400 ### http://www.semanticweb.org/hajri_hib/ontologies/2017/7/untitled-ontology-21#
         educationalInformation
401 loom:educationalInformation rdf:type owl:Class .
402
403
404 #####
405 # Individuals
406 #####
407
408 ### http://unit-1.crihan.fr/lro/schema#g_aggregationlevel
409 lro:g_aggregationlevel rdf:type owl:NamedIndividual ,
410         skos1:Concept .
411
412
413 ### http://unit-1.crihan.fr/lro/schema#g_course
414 lro:g_course rdf:type owl:NamedIndividual ,
415         skos1:Concept ;
416         skos:broader lro:g_aggregationlevel .
417
418
419 ### http://unit-1.crihan.fr/lro/schema#g_lesson
420 lro:g_lesson rdf:type owl:NamedIndividual ,
421         skos1:Concept ;
422         skos:broader lro:g_aggregationlevel .
423
424
425 ### http://unit-1.crihan.fr/lro/schema#g_module
426 lro:g_module rdf:type owl:NamedIndividual ,
427         skos1:Concept ;
428         skos:broader lro:g_aggregationlevel .
429
430
431 ### http://unit-1.crihan.fr/lro/schema#p_animation
432 lro:p_animation rdf:type owl:NamedIndividual ,
433         skos1:Concept .
434
435
436 ### http://unit-1.crihan.fr/lro/schema#p_case_study
437 lro:p_case_study rdf:type owl:NamedIndividual ,
438         skos1:Concept ;
439         skos:broader lro:p_learningresourcetype .
```

```
440
441
442 ### http://unit-1.crihan.fr/lro/schema#p_context
443 lro:p_context rdf:type owl:NamedIndividual ,
444                 skos1:Concept .
445
446
447 ### http://unit-1.crihan.fr/lro/schema#p_demonstration
448 lro:p_demonstration rdf:type owl:NamedIndividual ,
449                       skos1:Concept ;
450                       skos:broader lro:p_learningresourcetype .
451
452
453 ### http://unit-1.crihan.fr/lro/schema#p_difficult
454 lro:p_difficult rdf:type owl:NamedIndividual ,
455                 skos1:Concept .
456
457
458 ### http://unit-1.crihan.fr/lro/schema#p_difficulty
459 lro:p_difficulty rdf:type owl:NamedIndividual ,
460                  skos1:Concept .
461
462
463 ### http://unit-1.crihan.fr/lro/schema#p_easy
464 lro:p_easy rdf:type owl:NamedIndividual ,
465             skos1:Concept .
466
467
468 ### http://unit-1.crihan.fr/lro/schema#p_educational_scenario
469 lro:p_educational_scenario rdf:type owl:NamedIndividual ,
470                              skos1:Concept ;
471                              skos:broader lro:p_learningresourcetype .
472
473
474 ### http://unit-1.crihan.fr/lro/schema#p_evaluation
475 lro:p_evaluation rdf:type owl:NamedIndividual ,
476                  skos1:Concept ;
477                  skos:broader lro:p_learningresourcetype .
478
479
480 ### http://unit-1.crihan.fr/lro/schema#p_exam
481 lro:p_exam rdf:type owl:NamedIndividual ,
482             skos1:Concept ;
483             skos:broader lro:p_learningresourcetype .
484
485
486 ### http://unit-1.crihan.fr/lro/schema#p_exercise
487 lro:p_exercise rdf:type owl:NamedIndividual ,
488                 skos1:Concept ;
489                 skos:broader lro:p_learningresourcetype .
490
```



```
542
543 ### http://unit-1.crihan.fr/lro/schema#p_other
544 lro:p_other rdf:type owl:NamedIndividual ,
545             skos1:Concept .
546
547
548 ### http://unit-1.crihan.fr/lro/schema#p_others
549 lro:p_others rdf:type owl:NamedIndividual ,
550             skos1:Concept .
551
552
553 ### http://unit-1.crihan.fr/lro/schema#p_questionnaire
554 lro:p_questionnaire rdf:type owl:NamedIndividual ,
555                     skos1:Concept ;
556                     skos:broader lro:p_learningresourcetype .
557
558
559 ### http://unit-1.crihan.fr/lro/schema#p_school
560 lro:p_school rdf:type owl:NamedIndividual ,
561             skos1:Concept ;
562             skos:broader lro:p_context .
563
564
565 ### http://unit-1.crihan.fr/lro/schema#p_simulation
566 lro:p_simulation rdf:type owl:NamedIndividual ,
567                 skos1:Concept .
568
569
570 ### http://unit-1.crihan.fr/lro/schema#p_training
571 lro:p_training rdf:type owl:NamedIndividual ,
572               skos1:Concept ;
573               skos:broader lro:p_context .
574
575
576 ### http://unit-1.crihan.fr/lro/schema#p_tutorial
577 lro:p_tutorial rdf:type owl:NamedIndividual ,
578               skos1:Concept .
579
580
581 ### http://unit-1.crihan.fr/lro/schema#p_very_difficult
582 lro:p_very_difficult rdf:type owl:NamedIndividual ,
583                     skos1:Concept .
584
585
586 ### http://unit-1.crihan.fr/lro/schema#p_very_easy
587 lro:p_very_easy rdf:type owl:NamedIndividual ,
588                 skos1:Concept .
589
590
591 ### http://www.semanticweb.org/hajri_hib/ontologies/2017/7/untitled-ontology-21#
    g_grain
```

```
592 loom:g_grain rdf:type owl:NamedIndividual ,
593             skos1:Concept ;
594             skos:broader lro:g_aggregationlevel ,
595             skos1:example .
596
597
598 ### Generated by the OWL API (version 4.2.8.20170104-2310) https://github.com/owlcs
    /owlapi
```

Bibliographie

- [1] Ishan Sudeera ABEYWARDENA. « The re-use and adaptation of open educational : Resources (OER) ». In : *An Exploration of Technologies Availables. Commonwealth of Learning* (2012).
- [2] Gediminas ADOMAVICIUS et Alexander TUZHILIN. « Toward the next generation of recommender systems : A survey of the state-of-the-art and possible extensions ». In : *IEEE transactions on knowledge and data engineering* 17.6 (2005), p. 734–749.
- [3] Akshay AGRAWAL et al. « YouEDU : addressing confusion in MOOC discussion forums by recommending instructional video clips ». In : (2015).
- [4] Carlos ALARIO-HOYOS et al. « Adaptive planner for facilitating the management of tasks in MOOCs ». In : *V Congreso Internacional sobre Calidad y Accesibilidad de la Formación Virtual, CAFVIR*. 2014, p. 517–522.
- [5] Carlos ALARIO-HOYOS et al. « MyLearningMentor : A Mobile App to Support Learners Participating in MOOCs. » In : *J. UCS* 21.5 (2015), p. 735–753.
- [6] Siham AMROUCH et Sihem MOSTEFAL. « Survey on the literature of ontology mapping, alignment and merging ». In : *Information Technology and e-Services (ICITeS), 2012 International Conference on*. IEEE. 2012, p. 1–5.
- [7] Terry ANDERSON. « Promise and/or peril : MOOCs and open and distance education ». In : *Commonwealth of learning* (2013).
- [8] Daniel Ewell ATKINS, John Seely BROWN et Allen L HAMMOND. *A review of the open educational resources (OER) movement : Achievements, challenges, and new opportunities*. Creative common, 2007.
- [9] Margaret BAGULEY et al. *Educational learning and development : building and enhancing capacity*. Springer, 2014.
- [10] Naveen BANSAL. « Adaptive recommendation system for MOOC ». In : *Indian Institute of Technology* (2013), p. 1–40.
- [11] Lorena BARBA. *What is Open edX?* Juil. 2015. URL : <http://openedxuniversities.org/2015/07/15/whats-open-edx/>.
- [12] Nicolas BÉCHET. « État de l’art sur les Systèmes de Recommandation ». In : *Projet AxIS de l’INRIA, dans le cadre du projet Addictrip* (2012).
- [13] Tian BELAWATI. « Open education, open education resources, and massive open online courses. » In : *International Journal of Continuing Education & Lifelong Learning* 7.1 (2014).
- [14] Tim BERNERS-LEE. « Linked data-design issues ». In : <http://www.w3.org/DesignIssues/Linked-Data.html> (2006).
- [15] Tim BERNERS-LEE, James HENDLER, Ora LASSILA et al. « The semantic web ». In : *Scientific american* 284.5 (2001), p. 28–37.
- [16] Yolaine BOURDA et Nicolas DELESTRE. « Améliorer l’interopérabilité des profils d’application du LOM ». In : *Sciences et Technologies de l’Information et de la Communication pour l’Éducation et la Formation (STICEF)* 12 (2005), 15–pages.

- [17] Yolaine BOURDA et al. « Métadonnées pour ressources d'apprentissage (MLR) : nouvelle norme ISO de description de ressources pédagogiques ». In : *Sciences et Technologies de l'Information et de la Communication pour l'Éducation et la Formation (STICEF)* 17 (2010), 11–pages.
- [18] Francis BROUNS et al. « A networked learning framework for effective MOOC design : the ECO project approach ». In : (2014).
- [19] Peter BRUSILOVSKY. « Methods and techniques of adaptive hypermedia ». In : *User modeling and user-adapted interaction* 6.2-3 (1996), p. 87–129.
- [20] Curtis A CARVER, Richard A HOWARD et William D LANE. « Enhancing student learning through hypermedia courseware and incorporation of student learning styles ». In : *IEEE transactions on Education* 42.1 (1999), p. 33–38.
- [21] Tom CASWELL et al. « Open content and open educational resources : Enabling universal education ». In : *The International Review of Research in Open and Distributed Learning* 9.1 (2008).
- [22] Gobinda G CHOWDHURY. *Introduction to modern information retrieval*. Facet publishing, 2010.
- [23] Florian CLERC et al. « Mise en place de la personnalisation dans le cadre des MOOCs ». In : *7ème Conférence sur les Environnements Informatiques pour l'Apprentissage Humain (EIAH 2015)*. 2015, p. 144–155.
- [24] Learning Technology Standards COMMITTEE et al. « IEEE Standard for learning object metadata ». In : *IEEE standard 1484.1* (2002), p. 2007–04.
- [25] Creative COMMONS. *Creative commons*. 2008.
- [26] John DANIEL. « Making sense of MOOCs : Musings in a maze of myth, paradox and possibility ». In : *Journal of interactive Media in education* 2012.3 (2012).
- [27] Susan D'ANTONI. *Open educational resources : Reviewing initiatives and issues*. 2009.
- [28] Mathieu D'AQUIN et al. « Building the open elements of an open data competition ». In : (2014).
- [29] Thanasis DARADOUMIS et al. « A review on massive e-learning (MOOC) design, delivery and assessment ». In : *P2P, Parallel, Grid, Cloud and Internet Computing (3PGCIC), 2013 Eighth International Conference on*. IEEE. 2013, p. 208–213.
- [30] Stefan DIETZE, Hendrik DRACHSLER et Daniela GIORDANO. « A survey on linked data and the social web as facilitators for TEL recommender systems ». In : *Recommender systems for technology enhanced learning*. Springer, 2014, p. 47–75.
- [31] Stefan DIETZE et al. « Interlinking educational resources and the web of data : A survey of challenges and approaches ». In : *Program* 47.1 (2013), p. 60–91.
- [32] Hendrik DRACHSLER, Hans GK HUMMEL et Rob KOPER. « Identifying the goal, user model and conditions of recommender systems for formal and informal learning ». In : *Journal of Digital Information* 10.2 (2009).
- [33] Hendrik DRACHSLER et al. « Panorama of recommender systems to support learning ». In : *Recommender systems handbook*. Springer, 2015, p. 421–451.
- [34] Heba A FASIHUDDIN, Geoff D SKINNER et Rukshan I ATHAUDA. « Personalizing open learning environments through the adaptation to learning styles ». In : ICITA. 2014.
- [35] Soude FAZELI et al. « Which recommender system can best fit social learning platforms? » In : *European Conference on Technology Enhanced Learning*. Springer. 2014, p. 84–97.
- [36] Richard M FELDER, Linda K SILVERMAN et al. « Learning and teaching styles in engineering education ». In : *Engineering education* 78.7 (1988), p. 674–681.
- [37] Richard M FELDER, Linda K SILVERMAN et al. « Learning and teaching styles in engineering education ». In : *Engineering education* 78.7 (1988), p. 674–681.

- [38] Ángel FIDALGO-BLANCO, María Luisa SEIN-ECHALUCE et Francisco José GARCÍA-PEÑALVO. « Methodological Approach and Technological Framework to break the current limitations of MOOC model ». In : (2015).
- [39] Benjamin FRANKLIN. « Poem (personalised open education for the masses) ». In : *Blog. educpros.fr* (2014).
- [40] Patricio GARCÍA, Silvia SCHIAFFINO et Analía AMANDI. « An enhanced Bayesian model to detect students' learning styles in Web-based courses ». In : *Journal of Computer Assisted Learning* 24.4 (2008), p. 305–315.
- [41] Faiez GARGOURI. *Ontology Theory, Management and Design : Advanced Tools and Models : Advanced Tools and Models*. Igi Global, 2010, p. 162–177.
- [42] Peter GOODYEAR et Symeon RETALIS. « Technology-enhanced learning ». In : ().
- [43] Israel GUTIÉRREZ-ROJAS et al. « Towards an outcome-based discovery and filtering of moocs using moocrank ». In : *Proceedings of the Second MOOC European Stakeholders Summit* (2014), p. 50–57.
- [44] Hiba HAJRI, Yolaine BOURDA et Fabrice POPINEAU. « Querying Repositories of OER Descriptions : The Challenge of Educational Metadata Schemas Diversity ». In : *Design for Teaching and Learning in a Networked World*. Springer, 2015, p. 582–586.
- [45] Marwa HARRATHI, Narjess TOUZANI et Rafik BRAHAM. « Toward a Personalized Recommender System for Learning Activities in the Context of MOOCs ». In : *International Conference on Intelligent Interactive Multimedia Systems and Services*. Springer. 2017, p. 575–583.
- [46] Xiaxu HE, Pengfei LIU et Weifeng ZHANG. « Design and Implementation of a Unified Mocc Recommendation System for Social Work Major : Experiences and Lessons ». In : *Computational Science and Engineering (CSE) and Embedded and Ubiquitous Computing (EUC), 2017 IEEE International Conference on*. T. 1. IEEE. 2017, p. 219–223.
- [47] Tom HEATH et Christian BIZER. « Linked data : Evolving the web into a global data space ». In : *Synthesis lectures on the semantic web : theory and technology* 1.1 (2011), p. 1–136.
- [48] Rachel HEERY et Manjula PATEL. « Application profiles : mixing and matching metadata schemas ». In : *Ariadne* 25 (2000).
- [49] Eelco HERDER, Stefan DIETZE et Mathieu D'AQUIN. « LinkedUp-Linking Web Data for Adaptive Education. » In : *UMAP Workshops*. 2013.
- [50] Diane HILLMANN. « Using Dublin Core-Dublin Core Qualifiers ». In : (2003).
- [51] Cheryl HODGKINSON-WILLIAMS. « Benefits and challenges of OER for higher education institutions ». In : *Workshop Discussions at the Open Educational Resources (OER) Workshop for Heads of Commonwealth Universities*. Cape Town, Africa. Retrieved from http://www.col.org/SiteCollectionDocuments/OER_BenefitsChallenges_presentation.pdf. 2010.
- [52] Fiona M HOLLANDS et Devayani TIRTHALI. « MOOCs : Expectations and Reality. Full report. » In : *Online Submission* (2014).
- [53] Sarah HOOSSEN. « Survey on governments' open educational resources (OER) policies ». In : (2012).
- [54] Tung-Cheng HSIEH, Ming-Che LEE et Chien-Yuan SU. « Designing and implementing a personalized remedial learning system for enhancing the programming learning. » In : *Journal of Educational Technology & Society* 16.4 (2013).
- [55] Adrian IFTENE et Jean VANDERDONCKT. « MOOCBuddy : a chatbot for personalized learning with MOOCs ». In : *RoCHI-International Conference on Human-Computer Interaction*. T. 91. 2016.

- [56] Toru IYOSHI et MS Vijay KUMAR. *Opening up education : The collective advancement of education through open technology, open content, and open knowledge*. Mit Press, 2008.
- [57] Hazra IMRAN et al. « A Rule-Based Recommender System to Suggest Learning Tasks ». In : *International Conference on Intelligent Tutoring Systems*. Springer, 2014, p. 672–673.
- [58] Hazra IMRAN et al. « PLORS : a personalized learning object recommender system ». In : *Vietnam Journal of Computer Science* 3.1 (2016), p. 3–13.
- [59] Yoann ISAAC, Yolaine BOURDA et Monique GRANDBASTIEN. « Semunit-french unt and linked data ». In : *LiLe-2012 at WWW-2012*. T. 840. CEUR workshop proceedings, 2012, 6–pages.
- [60] *ISO/IEC, 19788 Information technology – Learning, education and training – Metadata for learning resources*. Norm. 2011.
- [61] Sally M JOHNSTONE. « Open educational resources serve the world ». In : *Educause Quarterly* 28.3 (2005), p. 15.
- [62] Pythagoras KARAMPIPERIS, Antonis KOUKOURIKOS et Giannis STORTSIS. « Collaborative filtering recommendation of educational content in social environments utilizing sentiment analysis techniques ». In : *Recommender Systems for Technology Enhanced Learning*. Springer, 2014, p. 3–23.
- [63] Harri KETAMO. « Learning fingerprint : adaptive tutoring for MOOCs ». In : *EdMedia : World Conference on Educational Media and Technology*. Association for the Advancement of Computing in Education (AACE). 2014.
- [64] Aleksandra KLAŠNJA-MILIĆEVIĆ, Mirjana IVANOVIĆ et Alexandros NANOPOULOS. « Recommender systems in e-learning environments : a survey of the state-of-the-art and possible extensions ». In : *Artificial Intelligence Review* 44.4 (2015), p. 571–604.
- [65] Aleksandra KLAŠNJA-MILIĆEVIĆ et al. « Personalization and Adaptation in E-Learning Systems ». In : *E-Learning Systems*. Springer, 2017, p. 21–25.
- [66] Aleksandra KLAŠNJA-MILIĆEVIĆ et al. « Recommender Systems in E-Learning Environments ». In : *E-Learning Systems*. Springer, 2017, p. 51–75.
- [67] Alice Y KOLB. « The Kolb learning style inventory-version 3.1 2005 technical specifications ». In : *Boston, MA : Hay Resource Direct* 200 (2005), p. 72.
- [68] Alice Y KOLB. « The Kolb learning style inventory-version 3.1 2005 technical specifications ». In : *Boston, MA : Hay Resource Direct* 200 (2005), p. 72.
- [69] Srinu KOLUKULURI. « XBlock-Courseware Component Architecture ». Thèse de doct. Indian Institute of Technology, Bombay Mumbai, 2014.
- [70] Simone ΚΟΡΕΙΝΙΚ. « Applying Cognitive Learner Models for Recommender Systems in Small-Scale Learning Environments ». In : ().
- [71] Dimitrios A KOUTSOMITROPOULOS et al. « The use of metadata for educational resources in digital repositories : Practices and perspectives ». In : *D-Lib Magazine* 16.1 (2010), p. 3.
- [72] Walter LEAL FILHO et Susan NESBIT. *New Developments in Engineering Education for Sustainable Development*. Springer, 2016.
- [73] Shang-Wen Daniel LI et Piotr MITROS. « Learnersourced recommendations for remediation ». In : *Advanced Learning Technologies (ICALT), 2015 IEEE 15th International Conference on*. IEEE, 2015, p. 411–412.
- [74] Tharindu Rekha LIYANAGUNAWARDENA, Andrew Alexandar ADAMS et Shirley Ann WILLIAMS. « MOOCs : A systematic study of the published literature 2008-2012 ». In : *The International Review of Research in Open and Distributed Learning* 14.3 (2013), p. 202–227.
- [75] Nikos MANOUSELIS et al. « Recommender systems in technology enhanced learning ». In : *Recommender systems handbook* (2011), p. 387–415.

- [76] Vinícius MARAN et al. « Ontology Network Definition for Motivational Interviewing Learning Driven by Semantic Context-Awareness ». In : *Computer-Based Medical Systems (CBMS), 2015 IEEE 28th International Symposium on*. IEEE. 2015, p. 264–269.
- [77] Urszula MARKOWSKA-KACZMAR, Halina KWASNICKA et Mariusz PARADOWSKI. « Intelligent techniques in personalization of learning in e-learning systems ». In : *Computational Intelligence for Technology Enhanced Learning (2010)*, p. 1–23.
- [78] Sergio MARTINEZ. « OCW (OpenCourseWare) and MOOC (open course Where?) » In : *Proceedings of OpenCourseWare Consortium Global (2014)*.
- [79] Robinson MEYER. « What it's like to teach a MOOC (and what the heck's a MOOC?) » In : *The Atlantic (2012)*.
- [80] Mikael NILSSON, Matthias PALMÉR et Jan BRASE. « The LOM RDF binding : principles and implementation ». In : *Proceedings of the Third Annual ARIADNE conference, Leuven Belgium, 2003*. 2003.
- [81] Natasha NOY. « Ontology mapping and alignment ». In : *Fifth International Workshop on Ontology Matching collocated with the 9th International Semantic Web Conference ISWC-2010, Shanghai, China*. 2005.
- [82] Daniel FO ONAH et Jane SINCLAIR. « Massive open online courses : an adaptive learning framework ». In : *INTED2015 Proceedings (2015)*, p. 1258–1266.
- [83] Reinhard OPPERMAN. « Adaptively supported adaptability ». In : *International Journal of Human-Computer Studies* 40.3 (1994), p. 455–472.
- [84] Gilbert PAQUETTE et Alexis MIARA. « Managing open educational resources on the web of data ». In : *(IJACSA) International Journal of Advanced Computer Science and Applications* 5.8 (2014).
- [85] Gilbert PAQUETTE et al. « Competency-based personalization for massive online learning ». In : *Smart Learning Environments* 2.1 (2015), p. 4.
- [86] Nelson PIEDRA et al. « An Architecture based on Linked Data technologies for the Integration and reuse of OER in MOOCs Context ». In : *Open Praxis* 6.2 (2014), p. 171–187.
- [87] Nelson PIEDRA et al. « Consuming and producing linked open data : the case of Opencourseware ». In : *Program* 48.1 (2014), p. 16–40.
- [88] Nelson PIEDRA et al. « Integrating OER in the design of educational material : Blended learning and linked-open-educational-resources-data approach ». In : *Global Engineering Education Conference (EDUCON), 2016 IEEE*. IEEE. 2016, p. 1179–1187.
- [89] Jean-Charles POMEROL, Yves EPELBOIN et Claire THOURY. *Les MOOC : Conception, usages et modèles économiques*. Dunod, 2014.
- [90] Eric PRUD, Andy SEABORNE et al. « SPARQL query language for RDF ». In : (2006).
- [91] Enayat RAJABI, Miguel-Ángel SICILIA et Salvador Sánchez ALONSO. « Interlinking educational resources to Web of Data through IEEE LOM. » In : 2015, p. 233–255.
- [92] Shaghayegh SAHEBI, Yu-Ru LIN et Peter BRUSILOVSKY. « Tensor Factorization for Student Modeling and Performance Prediction in Unstructured Domain ». In : *Proceedings of the 9th International Conference on Educational Data Mining*. IEDMS. 2016, p. 502–506.
- [93] J Ben SCHAFER et al. « Collaborative filtering recommender systems ». In : *The adaptive web*. Springer, 2007, p. 291–324.
- [94] John SEELY BROWN et RP ADLER. « Open education, the long tail, and learning 2.0 ». In : *Educause review* 43.1 (2008), p. 16–20.
- [95] María Luisa SEIN-ECHALUCE et al. « iMOOC Platform : Adaptive MOOCs ». In : *International Conference on Learning and Collaboration Technologies*. Springer. 2016, p. 380–390.

- [96] Safwan SHATNAWI, Mohamad Medhat GABER et Mihaela COCEA. « Text stream mining for Massive Open Online Courses : review and perspectives ». In : *Systems Science & Control Engineering : An Open Access Journal* 2.1 (2014), p. 664–676.
- [97] George SIEMENS. « Connectivism : A learning theory for the digital age ». In : (2014).
- [98] Marshall S SMITH et Catherine M CASSERLY. « The promise of open educational resources ». In : *Change : The Magazine of higher learning* 38.5 (2006), p. 8–17.
- [99] Barbara A SOLOMAN et Richard M FELDER. « Index of learning styles questionnaire ». In : *Retrieved March 26 (1999)*, p. 2003.
- [100] Nishikant SONWALKAR. « The first adaptive MOOC : a case study on pedagogy framework and scalable cloud architecture—Part I ». In : *MOOCs Forum*. T. 1. P. Mary Ann Liebert, Inc. 140 Huguenot Street, 3rd Floor New Rochelle, NY 10801 USA. 2013, p. 22–29.
- [101] Ayse Saliha SUNAR et al. « Personalisation in MOOCs : A Critical Literature Review ». In : *International Conference on Computer Supported Education*. Springer. 2015, p. 152–168.
- [102] Ayse Saliha SUNAR et al. « Personalisation of MOOCs : The state of the art ». In : (2015).
- [103] Pierre TCHOUNIKINE. « Pour une ingénierie des Environnements Informatiques pour l'Apprentissage Humain ». In : *Revue I3-Information Interaction Intelligence* 2 (2002), p. 59–95.
- [104] Pierre TCHOUNIKINE. « Précis de recherche en ingénierie des EIAH ». In : (2009).
- [105] AUF UNESCO. « OIF (2009) ». In : *Déclaration de Dakar sur les Ressources Éducatives Libres* ().
- [106] Guillermo VEGA-GORGOJO et al. « A Review of Linked Data Proposals in the Learning Domain. » In : *J. UCS* 21.2 (2015), p. 326–364.
- [107] Katrien VERBERT et al. « Context-aware recommender systems for learning : a survey and future challenges ». In : *IEEE Transactions on Learning Technologies* 5.4 (2012), p. 318–335.
- [108] Dominique VERPOORTEN et al. « Personalisation of learning in virtual learning environments ». In : *Learning in the synergy of multiple disciplines* (2009), p. 52–66.
- [109] Boban VESIN et al. « Applying Recommender Systems and Adaptive Hypermedia for e-Learning Personalization ». In : *Computing and Informatics* 32.3 (2013), p. 629–659.
- [110] Stuart WEIBEL et al. *Dublin core metadata for resource discovery*. Rapp. tech. 1998.
- [111] Diyi YANG et al. « Forum thread recommendation for massive open online courses ». In : *Educational Data Mining 2014*. 2014.
- [112] Matthew YEE-KING et Mark D'INVERNO. « Pedagogical agent models for massive online education ». In : *Proceedings of the First International Conference on AI and Feedback-Volume 1407*. CEUR-WS. org. 2015, p. 2–9.
- [113] Li YUAN, Sheila MACNEILL et Willem G KRAAN. « Open Educational Resources-Opportunities and challenges for higher education ». In : (2008).
- [114] Fouad ZABLITH, Miriam FERNANDEZ et Matthew ROWE. « The OU linked open data : production and consumption ». In : *Extended Semantic Web Conference*. Springer. 2011, p. 35–49.
- [115] Alfredo ZAPATA et al. « A framework for recommendation in learning object repositories : An example of application in civil engineering ». In : *Advances in Engineering Software* 56 (2013), p. 1–14.
- [116] Hao ZHANG et al. « MCRS : A course recommendation system for MOOCs ». In : *Multimedia Tools and Applications* (2017), p. 1–19.

Titre : Personnalisation des MOOC par la réutilisation de Ressources Éducatives Libres

Mots clés : personnalisation, mooc, ressources éducatives libres, données ouvertes et liées

Résumé : La personnalisation de l'apprentissage dans les environnements informatiques pour l'apprentissage humain (EIAH) est un sujet de recherche qui est traité depuis de nombreuses années. Avec l'arrivée des cours en ligne ouverts et massifs (MOOC), la question de la personnalisation se pose de façon encore plus cruciale et de nouveaux défis se présentent aux chercheurs. En effet, le même MOOC peut être suivi par des milliers d'apprenants ayant des profils hétérogènes (connaissances, niveaux éducatif, objectifs, etc). Il devient donc nécessaire de tenir compte de cette hétérogénéité en présentant aux apprenants des contenus éducatifs adaptés à leurs profils afin qu'ils tirent parti au mieux du MOOC.

D'un autre côté, de plus en plus de ressources éducatives libres (REL) sont partagées sur le web. Il est important de pouvoir réutiliser ces REL dans un contexte différent de celui pour lequel elles ont été créées. En effet, produire des REL de qualité est une activité coûteuse en temps et la rentabilisation des REL passe par leur réutilisation.

Pour faciliter la découverte des REL, des schémas de métadonnées sont utilisés pour décrire les REL.

Cependant, l'utilisation de ces schémas a amené à des entrepôts isolés de descriptions hétérogènes et qui ne sont pas interopérables. Afin de régler ce problème, une solution adoptée dans la littérature consiste à appliquer les principes des données ouvertes et liées (LOD) aux descriptions des REL.

Dans le cadre de cette thèse, nous nous intéressons à la personnalisation des MOOC et à la réutilisation des REL.

Nous proposons un système de recommandation qui fournit à un apprenant en train de suivre un MOOC des ressources externes qui sont des REL adaptées à son profil, tout en respectant les spécificités du MOOC suivi.

Pour sélectionner les REL, nous nous intéressons à celles qui possèdent des descriptions insérées dans les LOD, stockées dans des entrepôts accessibles sur le web et offrant des moyens d'accès standardisés.

Notre système de recommandation est implémenté dans une plateforme de MOOC, Open edX et il est évalué en utilisant une plateforme de micro-tâches.

Title: MOOC personalization by reusing Open Educational Resources

Keywords: personalization, mooc, open educational resources, linked open data

Abstract : For many years now, personalization in TEL is a major subject of intensive research. With the spreading of Massive Open Online Courses (MOOC), the personalization issue becomes more acute. Actually, any MOOC can be followed by thousands of learners with different educational levels, learning styles, preferences, etc. So, it is necessary to present pedagogical contents taking into account their heterogeneous profiles so that they can maximize their benefit from following the MOOC.

At the same time, the amount of Open Educational Resources (OER) available on the web is permanently growing. These OERs have to be reused in contexts different from the initial ones for which they were created.

Indeed, producing quality OER is costly and requires a lot of time. Then, different metadata schemas are used to describe OER. However, the use of these schemas has led to isolated repositories of heterogeneous descriptions which are not interoperable. In order to address this problem, a solution adopted in the literature is to apply Linked Open Principles (LOD) to OER descriptions.

In this thesis, we are interested in MOOC personalization and OER reuse. We design a recommendation technique which computes a set of OERs adapted to the profile of a learner attending some MOOC. The recommended OER are also adapted to the MOOC specificities. In order to find OER, we are interested in those who have metadata respecting LOD principles and stored in repositories available on the web and offering standardized means of access. Our recommender system is implemented in the MOOC platform Open edX and assessed using a micro jobs platform.