



HAL
open science

Les modèles apprenant pour soutenir l'apprentissage tout au long de la vie: revue de littérature

Sergio Iván Ramirez Luelmo, Nour El Mawas, Jean Heutte

► To cite this version:

Sergio Iván Ramirez Luelmo, Nour El Mawas, Jean Heutte. Les modèles apprenant pour soutenir l'apprentissage tout au long de la vie: revue de littérature. 10e Conférence sur les Environnements Informatiques pour l'Apprentissage Humain, Marie Lefevre, Christine Michel, Jun 2021, Fribourg / Virtual, Suisse. pp.214-225. hal-03292891

HAL Id: hal-03292891

<https://hal.science/hal-03292891>

Submitted on 20 Jul 2021

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.

Les modèles apprenant pour soutenir l'apprentissage tout au long de la vie : revue de littérature

Sergio Iván Ramírez Luelmo, Nour El Mawas et Jean Heutte

CIREL - Centre Interuniversitaire de Recherche en Éducation de Lille, Université de Lille,
Villeneuve d'Ascq, France
{sergio.ramirez-luelmo, nour.el-mawas, jean.heutte}@univ-
lille.fr

Résumé. De nos jours, l'analyse de l'apprentissage ou Learning Analytics (LA) est un sujet émergent dans les domaines des Environnements Informatiques pour l'Apprentissage Humain (EIAH) et de l'Apprentissage Tout au Long de la Vie (ATLV). Les modèles apprenant jouent un rôle essentiel dans l'utilisation et l'exploitation des données générées par les apprenants dans une variété d'EIAH dans le but de faciliter le suivi de l'apprenant et la personnalisation du contenu du cours. Dans cet article, nous nous concentrons sur la modélisation de l'apprenant dans les MOOC (Massive Open Online Course) dans un contexte d'ATLV. Cette étude nous permettra de comparer et de mettre en évidence des caractéristiques des modèles apprenant existants pour un MOOC dans une perspective d'ATLV. Ce travail est dédié aux concepteurs/fournisseurs de MOOC, aux ingénieurs pédagogiques et aux chercheurs qui souhaitent avoir un panorama des travaux existants sur la modélisation des apprenants des MOOCs sur la base des LA.

Mots-clés : apprentissage tout au long de la vie, modèle d'apprenant, revue de littérature, MOOC.

Abstract. Nowadays, Learning Analytics (LA) is an emerging topic in the fields of TEL and Lifelong Learning (LLL). Learner Models (LM) play an essential role in the use and exploiting of learners' generated data in a wide array of TELs, with the goal of facilitating the learners' follow-up, and course content personalization. In this research, we focus on learner modelling in MOOCs (Massive Open Online Course) in a LLL context. This study will allow us to compare and highlight characteristics of existing LMs for MOOC in a LLL perspective. This work is dedicated to MOOC designers/providers, and researchers wishing to have a panorama on MOOC learner modelling based on LA.

Keywords: Lifelong learning, learner model, literature review, MOOC.

1 Introduction

La popularité et portée mondiale des MOOCs découlent de leur concept original qui consiste à offrir des cours en libre accès à un grand nombre d'apprenants du monde entier et à leurs coûts, souvent faibles, même gratuits [1]. Pourtant, ils souffrent d'un taux d'abandon très élevé d'environ 93,5 % [2], [3]. Ainsi, l'amélioration de la réussite scolaire dans les MOOCs (en augmentant les résultats d'apprentissage et en diminuant le taux d'abandon moyen des apprenants) crée le besoin de personnaliser le contenu et les parcours d'apprentissage à travers la modélisation de l'apprenant [2], [4].

Dans le contexte actuel de Big Data, il est difficile de se faire une idée précise du paysage de la recherche sur les travaux relatifs aux modèles apprenant pour les MOOCs dans un contexte d'ATLV. Ainsi, la motivation derrière cette étude est de présenter au public cible de cet article un panorama plus adéquat et plus précis à ce sujet.

La suite de l'article est découpée comme suit. La section 2 de cet article fournit le cadre théorique applicable, notamment le concept des modèles apprenant, leur rôle dans les MOOC et l'importance de la dimension de l'ATLV comme contexte environnant. La section 3 détaille les étapes de la méthodologie et discute des résultats de cette revue de la littérature. Enfin, la section 4 conclut ce document et présente ses perspectives.

2 Cadre théorique : le modèle apprenant

Les modèles apprenant représentent les croyances du système sur les caractéristiques spécifiques de l'apprenant [5], [6]. Ils peuvent ou pas inclure les préférences personnelles, les états cognitifs, ou les préférences en matière d'apprentissage et de comportement [7]. La modélisation de l'apprenant a pour objectif ultime de permettre l'adaptation et la personnalisation des environnements et des activités d'apprentissage, y compris dans les MOOCs [8], [9]. De plus, la personnalisation de l'apprenant est l'un des concepts essentiels dans le contexte d'ATLV [10], [11].

Au cours du processus d'initialisation du modèle apprenant, il est possible de rencontrer la problématique de démarrage à froid (*cold-start problem*), où les données disponibles sur l'apprenant sont insuffisantes pour instancier correctement le modèle. Une situation similaire appelée « données parcimonieuses » (*data sparsity*) peut également se produire pendant la phase de mise à jour, empêchant la mise à jour correcte du modèle apprenant [12].

Les modèles ouverts de l'apprenant (*Open Learner Models* - OLM) sont un type de modèle apprenant où le modèle est explicitement communiqué à l'apprenant [9], [13]. Ils peuvent être classés en trois catégories, en fonction du mode d'édition et communication du modèle : négociable, éditable ou visualisable [13]. Un OLM négociable demandera et vérifiera des preuves factuelles pour accepter toute modification, alors qu'un OLM éditable exigera plutôt un ensemble d'autorisations pour permettre des changements. Un OLM visualisable, en revanche, ne permet pas de modifications, laissant uniquement ses mécanismes de mise à jour au système d'hébergement [6]. Concernant le système d'hébergement lui-même, [14] soulève l'idée que la transparence du fonctionnement du système est une caractéristique souhaitable pour l'OLM car elle

contribue à « engendrer la confiance, à permettre la détection des erreurs et à favoriser l'apprentissage ». Les auteurs de [15] montrent l'importance des modèles apprenants indépendants de tout système et capables d'intégrer des données provenant de plusieurs sources, via des connecteurs standardisés. L'indépendance d'un modèle apprenant permet de prendre possession de ses propres données et de les contrôler [9]. Par ailleurs, nous reconnaissons que la manière dont les données sont représentées (la représentation des connaissances) dans le modèle apprenant est étroitement liée aux mécanismes de traitement de ces données (souvent, le système de recommandation/prédiction) [16]. Dans un contexte d'ATLV, le modèle apprenant doit être capable de s'adapter dynamiquement aux multiples sources (et types) de données qui vont s'y intégrer [17]. Ce dynamisme, joint à son degré d'interopérabilité, fait du modèle apprenant un portfolio de connaissances, compétences, préférences, accréditations, etc., comme l'exige le contexte d'ATLV. Ainsi, les OLM sont un moyen de rendre les apprenants autonomes tout en leur permettant de consulter leur modèle apprenant, de le partager et de le mettre à jour.

Grâce à l'étude du cadre théorique du modèle apprenant, nous avons identifié les caractéristiques (Cs) pertinentes pour le choix d'un modèle apprenant dans un MOOC pour l'ATLV: (C1) une approche de connexion à une plateforme, (C2) la gestion du démarrage à froid, (C3) la gestion des données parcimonieuses, (C4) la représentation des connaissances de l'apprenant, (C5) la méthode de recommandation/prédiction, (C6) l'ouverture du modèle apprenant, (C7) le dynamisme du modèle apprenant et, (C8) sa considération de l'ATLV.

Dans la section suivante, nous détaillons la méthodologie de revue de littérature pour repérer les modèles apprenant pour les MOOCs dans un contexte d'ATLV

3 Méthodologie de revue de littérature

Cette revue de la littérature suit la méthodologie décrite par [18], comporte les étapes suivantes : [A] Identification du besoin d'une revue de littérature, [B] Développement du protocole d'analyse, [C] Identification des questions de recherche, [D] Identification des bases de données de recherche, [E] Lancement de la recherche et enregistrement des citations, [F] Sélection des articles, [G] Résumé des articles sélectionnés et, [H] Interprétation des résultats.

3.1 Identification de la nécessité d'une revue de littérature [A] et élaboration du protocole d'analyse [B]

L'objectif de cette revue de la littérature est d'analyser les travaux les plus récents dans le domaine de modèles apprenant pour MOOCs dans un contexte d'ATLV. À notre connaissance, il n'existe actuellement aucun travail de recherche qui aborde la revue de littérature des modèles apprenant existants pour MOOCs dans ce contexte. D'après [18], le développement du protocole comprend « [...] tous les éléments de l'analyse plus quelques informations supplémentaires sur la planification [...] » que nous détaillons dans les étapes suivantes.

3.2 Identification des questions de recherche [C]

Cet article vise donc à répondre à la question de recherche suivante : Quels sont les modèles apprenant les plus appropriés pour les MOOCs dans un contexte d'ATLV ?

3.3 Critères de sélection et identification des bases de données de recherche [D]

Dans cette section, nous décrivons les critères d'inclusion et d'exclusion utilisés pour constituer le corpus de publications pour notre analyse. Nous détaillons et justifions également notre choix des termes de recherche, ainsi que des bases de données identifiées.

D'une part, nos critères d'inclusion sont : les travaux qui portent sur un modèle apprenant, ou qui présentent un nouveau modèle apprenant en le comparant à un autre modèle apprenant déjà existant (pour un MOOC, dans les deux cas). D'autre part, les critères d'exclusion que nous avons choisis sont les suivants : les travaux qui ne sont pas écrits en anglais, sous embargo, non publiés, et ceux qui ne traitent pas directement ou de façon périphérique les modèles apprenant. Nous ne conservons que la dernière contribution publiée (même auteur, même sujet, même année) et enfin, les travaux publiés dans des revues ont la priorité sur ceux des conférences.

Nous avons effectué ces recherches au cours des cinq dernières années (2015-2020) dans les bases de données scientifiques suivantes : Web of Science, Scopus et Google Scholar. Parmi les résultats de Google Scholar, nous sommes principalement intéressés par les résultats de Taylor & Francis Online, Science Direct, Sage Publications, Springer et IEEE Explore. L'idée derrière ces choix est d'avoir les travaux scientifiques les plus actuels et de qualité éprouvée dans le domaine.

Nos termes de recherche étaient "learner model" et "mooc", ce qui dans la plupart des moteurs de recherche se traduit par une requête booléenne de la forme $\{(\text{learner} * \text{ AND } \text{model} *) \text{ AND } (\text{mooc} *) \}$. À noter que cette requête renvoie également les résultats au pluriel, au gérondif et les substantifs dérivés.

3.4 Lancement de la recherche [E]

Pour un processus de sélection des articles plus rationnel, nous avons conçu et développé un outil externe (publication en cours) qui récupère et organise les métadonnées d'une liste de sources académiques et les présente à l'examineur dans un contexte non biaisé (étape de collecte automatique de métadonnées, *automatic metadata collection*). Cet outil externe nous a facilité la visualisation, le stockage, le chargement et le triage des résultats à partir principalement des résumés des publications.

Le processus de sélection du papier est illustré dans la Figure 1 et s'est déroulé comme suit : tout d'abord, nous avons utilisé un fichier CSV comme pôle de concentrateur des données pour conserver les résultats de la recherche issus du moteur de recherche Google Scholar ; la base de données Scopus ; et la base de données Web of Science. Ensuite, nous avons automatiquement extrait les métadonnées pertinentes liées

aux résultats précédents (résumés et mots clés) à partir des pages Web ou des fichiers PDF des publications.

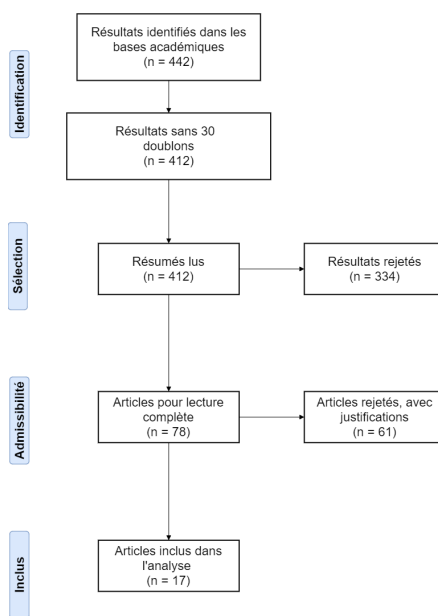


Fig. 1. : Vue d'ensemble du processus de sélection et de catégorisation des publications.

3.5 Sélection des articles [F]

Ultérieurement, nous avons lu tous les résumés extraits automatiquement et les avons catégorisés. Les publications dont le résumé était hors sujet du domaine de cet article ont été rejetées, tout en enregistrant leurs thématique principale¹. Sur les 419 résultats de Google Scholar, 342 publications ont été rejetées, car elles ne répondaient pas aux critères d'inclusion. 77 publications issues de Google Scholar ont été jugées « satisfaisantes » pour une lecture complète. Les deux autres moteurs (Scopus et Web of Science) ont fourni peu de résultats : un seul résultat « satisfaisant » issu de Scopus et aucun de Web of Science.

Ensuite, nous avons procédé à la lecture complète des publications « satisfaisantes » par le biais de notre abonnement institutionnel. Parmi ces 78 (77 Google Scholar + 1 Scopus + 0 Web of Science) articles, seuls 17 sont devenus des « propositions » (16 Google Scholar, 1 Scopus, 0 Web of Science). Le groupe d'articles rejetés était composé de publications de doctorat et de master, d'une publication non anglophone et d'articles ne répondant pas correctement aux critères d'inclusion.

¹ Par exemple: “ethical concerns of AI in education”, “panorama on open source LMS” or “evolution of higher education”.

Par ailleurs, nous avons pu identifier (et rejeter) 19 publications qui soit utilisaient les termes ‘modèle apprenant’ et ‘profil apprenant’ de manière interchangeable, soit erronée. Dans notre contexte, le profil apprenant et le modèle apprenant sont différents dans la mesure où le premier peut être considéré comme une simple information statique non interprétée sur l’apprenant [19].

Le processus de sélection s’est donc conclu par 17 « Propositions » de modèles apprenant, présentées dans l’Annexe. Dans la section suivante, nous considérons comment les modèles apprenants sélectionnés peuvent répondre aux enjeux et caractéristiques examinées dans le cadre théorique, à savoir pourquoi et comment elles se regroupent en différentes dimensions comparatives.

4 Résultats [G] et Interprétation [H]

Un tableau récapitulatif des 17 modèles apprenant trouvés et de leurs caractéristiques est présenté en Annexe. Dans cette section, nous examinons comment les caractéristiques présentes dans le cadre théorique pondèrent la composition des dimensions permettant de comparer les modèles apprenant sélectionnés.

Tableau 1. Dimensionnement des caractéristiques considérées.

Dim.	☐	Conditions d’octroi / rejet
I	✓	Si un connecteur de plateforme standardisé (C1) est spécifié.
	-	Si il y a mention uniquement de la plateforme d’implémentation du modèle apprenant.
	X	Si aucun des deux cas préalables.
D	✓	Si il existe une gestion détaillée de la gestion du démarrage à froid (C2) et des données parcimonieuses (C3).
	-	Si il existe une gestion détaillée d’au moins C2 ou de C3.
	X	Tous les autres cas.
K	✓	Si il y a mention détaillée de la représentation des connaissances de l’apprenant (C4) et dans la méthode de recommandation/prédiction (C5).
	-	Si C4 est détaillée.
	X	Tous les autres cas.
ATLV	✓	– Si une approche pour l’ATLV (C8) est explicitement détaillée, ou – Si un OLM est considéré (C6) et une mention détaillée du dynamisme (C7)
	-	Si un OLM est considéré (C6)
	X	Tous les autres cas.

La lecture du cadre théorique du modèle apprenant nous a permis d’identifier les huit caractéristiques (Cs) pertinentes pour le choix d’un modèle apprenant dans un MOOC pour l’ATLV (voir Section 2).

Nous avons agrégé ces huit caractéristiques en quatre dimensions : la dimension ‘interopérabilité’ (I) correspond à la caractéristiques C1, la dimension ‘traitement des données parcimonieuses’ (D) correspond aux C2 et C3, la ‘représentation des connais-

sances' (K) correspond aux C4 et C5 et finalement la dimension 'ATLV' (ATLV) correspond aux C6, C7 et C8. La dimension de l'interopérabilité (I) indique si le modèle apprenant permet l'utilisation de connecteurs standard pour des systèmes d'hébergement externes.

Tableau 2. Comparaison des modèles apprenant sélectionnés selon les dimensions proposées.

Modèle apprenant	Référence	I	D	K	ATLV
TrueLearn	[20]	-	-	✓	✓
SBGF	[21]	✓	-	x	x
MOOCIm	[22]	✓	x	x	✓
STyLE-OLM	[23]	✓	-	✓	✓
SansNom-MOCTAB	[24]	✓	-	✓	✓
SansNom-Tunis	[25]	x	x	✓	x
SansNom-Chine	[26]	-	-	x	x
EDUC8	[27]	-	-	✓	x
DiaCog	[28]	x	x	✓	x
SansNom-Chine	[29]	x	x	x	x
SansNom-ODALA	[30]	✓	-	✓	✓
SansNom-Tunis-France	[31]	-	x	✓	x
GAF	[32]	x	-	x	x
AUM (AeLF User Model)	[33]	✓	-	✓	✓
MLaaS	[34]	x	x	x	x
Logic-Muse	[35]	-	-	✓	✓
SansNom-Adaptive Hy-permedia	[36]	x	x	x	x

La dimension Données parcimonieuses (D) indique si une approche donnée est envisagée en cas de données manquantes. La dimension de représentation des connaissances (K) concerne le niveau de détails pris en compte dans la représentation des connaissances de l'apprenant et/ou du domaine ainsi que les mécanismes utilisés pour mettre à jour le modèle apprenant ou pour recommander/personnaliser le contenu. La représentation des connaissances est une caractéristique importante car elle est étroitement liée à la façon dont le modèle apprenant conserve son intégrité et/ou prédit ou suggère des états intermédiaires. Enfin, la dimension d'ATLV illustre la façon dont le modèle apprenant est préparé à faire face aux exigences d'un contexte d'apprentissage tout au long de la vie. Ces dimensions sont des points clés à prendre en compte lors du choix d'un modèle apprenant pour un MOOC dans un contexte d'ATLV.

La façon dont les caractéristiques sont agrégées en dimensions dépend de la considération explicite² par les auteurs de la (des) méthode(s) utilisée(s) pour renforcer les caractéristiques proposées : voir le Tableau 1.

² Si la publication ne fournit pas une justification textuelle, explicitement citable traitant l'inclusion / exclusion de la caractéristique en question, nous l'avons considérée comme pas traitée du tout.

Une fois le dimensionnement défini, nous avons évalué les 17 publications sélectionnées et leur avons octroyé des [✓], [X] ou [-], d'après leurs caractéristiques. Le Tableau 2 présente les résultats de cette évaluation.

Nous poursuivons avec l'interprétation de résultats de nos travaux et donc les modèles apprenants les plus pertinents pour un MOOC dans un contexte d'ATLV.

Lorsque l'on examine les techniques mises en œuvre pour représenter les connaissances, nous avons constaté que les règles (ou d'autres méthodes similaires) sont l'approche privilégiée pour les systèmes de recommandation mentionnés dans [21], [22], [25], [27]–[30], [33]. Le choix de stratégies bayésiennes vient en 2ème position ([20], [24], [32], [35]). Les ontologies les suivent de près [25], [27], [30]. Les graphes conceptuels [23], l'apprentissage automatique [34], les corrélations de Pearson [26] et les méthodes de regroupement des k-means [29] sont peu utilisés, un seul article présentant chacune de ces techniques. À noter que certaines propositions utilisent une combinaison de ces techniques et d'autres techniques ad hoc.

En ce qui concerne l'interopérabilité des modèles apprenant examinés, l'utilisation des standards est limitée. La plupart des modèles apprenant ne mentionnent pas leur méthode de communication ou connecteur de plateforme, sauf pour le cas des ontologies pour la représentation des connaissances [25], [30], et pour xAPI comme protocole de communication [30], [33]. Mis à part les plateformes ad-hoc, edX a été utilisé deux fois [22], [24], Moodle, Coursera et Claroline étant mentionnés une fois chacun. Dans tous les cas, la dimension d'interopérabilité constitue un défi que la plupart des modèles apprenant évitent ou contournent via une solution ad hoc.

En outre, l'approche face au traitement des données parcimonieuses envisagée était généralement mal définie ; le problème du démarrage à froid était abordé via un 'questionnaire de départ', un 'enregistrement' ou une 'saisie de données externes'. De plus, aucun des articles ne prenait en considération le problème de données parcimonieuses.

Nous avons constaté que le contexte d'ATLV n'est pas encore pris en compte de manière explicite par la plupart des concepteurs de modèles apprenant : cinq publications abordent la question de manière très générale. Cependant, une publication [33] s'est distinguée du reste en fournissant des détails sur la mise en œuvre technique afin de remplir cette dimension (OpenID). Par ailleurs, un OLM n'est pas reconnu comme partie intégrante d'un contexte d'ATLV. [20], [22]–[24], [33] ont favorisé les OLM négociables et totalement ouverts. Ainsi, malheureusement, l'ATLV n'est pas une priorité pour les concepteurs de modèles apprenants, dont les propositions mettent l'accent sur l'application d'une nouvelle technique (machine learning) ou sur un moyen de diffusion de contenu spécifique (la vidéo pour l'apprentissage mobile).

Parmi ces 17 publications, sept [20], [22]–[24], [30], [33], [35] satisfont la dimension d'ATLV. Cinq de ces sept publications ont également pris en compte la dimension I. Néanmoins, seules quatre propositions de modèle apprenant finalement retenues ([23], [24], [30], [33]) fournissent les méthodes explicites de représentation des connaissances et de mise à jour du modèle apprenant nécessaires dans un contexte d'éducation et de formation tout au long de la vie. Nous pouvons en déduire que ces publications fournissent suffisamment d'éléments probants (dimensions I, D, K et ATLV) pour affirmer que leur proposition de LM est le choix le plus approprié pour un MOOC dans un con-

texte d'ATLV. Nous pouvons ainsi affirmer que la réponse à notre question de recherche (voir Section 3.2) est représentée dans les quatre modèles apprenants issus des quatre publications sélectionnées, dont les caractéristiques sont détaillées dans le Tableau 3, avec les plateformes utilisées ('?' indiquant une caractéristique non abordée).

Tableau 3. Modèles apprenant les plus appropriés pour un MOOC soutenant l'ATLV.

Caractéristique / Modèle apprenant	STyLE-OLM, [23]	SansNom-MOCTAB, [24]	SansNom-ODALA, [30]	AUM (AeLF User Model), [33]	
C1	Web Ontology Language	xAPI	OWL	xAPI	
Plateformes	Onto-AIMS, PORML, SAIC	edX	Ad-hoc	?	
C2	« géré »	« questionnaire de positionnement et accès au profil LinkedIn »	« Génération de profil initiale et résultats du test de styles d'apprentissage »	Indices d'un questionnaire de positionnement	
C3	?	?	?	?	
C4	Graphes conceptuels	con-	Modèle apprenant bayésien	Onto_TDM	LOM
C5	Graphes conceptuels	con-	Modèle apprenant bayésien	Formulas	Règles pédagogiques
C6	Ouvert	Négotiable		Édition sur Information générale, style d'apprentissage et préférences	?
C7	?	Dynamique	États cognitifs		« croissance dynamique de la connaissance de l'apprenant »
C8	Centrée formation des adultes	Abordé	?		OpenID

5 Conclusion et perspectives

Cette revue de la littérature aborde les caractéristiques les plus pertinentes pour un modèle apprenant pour des MOOC dans un contexte d'ATLV : sur un ensemble de 442 publications, 17 articles ont été examinés, leurs caractéristiques ont été mises en évidence, agrégées et comparées, pour aboutir à quatre finalistes.

Cette étude nous a conduit à considérer huit caractéristiques comme des points clés à prendre en compte lors du choix d'un modèle apprenant pour un MOOC dans un contexte d'ATLV. Nous avons synthétisé ces huit caractéristiques en quatre dimensions, à savoir l'interopérabilité (I), le traitement des données parcimonieuses (D), la représentation des connaissances (K) et la prise en compte de l'ATLV (ATLV). Les quatre finalistes de cette étude [23], [24], [30], [33] ont rempli la plupart, mais pas la

totalité, de nos critères de comparaison. Nous avons conclu que leurs propositions de modèle apprenant étaient les plus appropriées pour un MOOC dans un contexte d'ATLV.

Notre prochaine étape de recherche consiste à mettre en place les quatre modèles apprenant finalistes dans le MOOC « Gestion de Projet »³ afin de comparer leurs résultats. Nous sommes convaincus que des acteurs autres que les concepteurs/fournisseurs de MOOC et des modèles apprenant, les ingénieurs pédagogiques et les chercheurs, peuvent tirer profit de cette étude pour les aider à évaluer les caractéristiques des modèles apprenant pour MOOC dans un contexte d'ATLV.

Remerciements

Ce projet a été réalisé avec le soutien financier de l'État français dans le cadre du Programme « Investissements d'avenir » (I-SITE ULNE / ANR-16-IDEX-0004 ULNE) géré par l'Agence Nationale de la Recherche française (ANR).

Références

1. A. M. F. Yousef, M. A. Chatti, U. Schroeder, M. Wosnitza, et H. Jakobs, « MOOCs - A Review of the State-of-the-Art », in *Proceedings of the 6th International Conference on Computer Supported Education*, Barcelona, Spain, 2014, p. 9-20.
2. F. Clerc, M. Lefevre, N. Guin, et J.-C. Marty, « Mise en place de la personnalisation dans le cadre des MOOCs », in *7ème Conférence sur les Environnements Informatiques pour l'Apprentissage Humain - EIAH'2015*, Agadir, Morocco, juin 2015, p. 291-300, Consulté le: janv. 19, 2021. [En ligne]. Disponible sur: <https://hal.archives-ouvertes.fr/hal-01177839>.
3. K. Jordan, « Initial trends in enrolment and completion of massive open online courses », *IRRODL*, vol. 15, n° 1, janv. 2014, doi: 10.19173/irrodl.v15i1.1651.
4. M. Lefèvre, N. Guin, J.-C. Marty, et F. Clerc, « Supporting Teaching Teams in Personalizing MOOCs Course Paths », in *Adaptive and Adaptable Learning*, Cham, 2016, p. 605-609, doi: 10.1007/978-3-319-45153-4_73.
5. L. Giannandrea et M. Sansoni, « A literature review on intelligent tutoring systems and on student profiling », *Learning & Teaching with Media & Technology*, vol. 287, p. 287-294, 2013.
6. J.-M. Gilliot, N. El Mawas, et S. Garlatti, « Towards Personal infrastructure to manage long term open learner models », présenté à 24th ACM Conference on User Modeling, Adaptation and Personalisation (UMAP), Halifax, Canada, juill. 2016, Consulté le: janv. 28, 2021. [En ligne]. Disponible sur: <http://ceur-ws.org/Vol-1618/PALE11.pdf>.
7. S. Jean-Daubias, « Ingénierie des profils d'apprenants », Habilitation à Diriger des Recherches, Université Claude Bernard - Lyon I, Lyon, FR, 2011.
8. P. Brusilovsky, « Adaptive and Intelligent Technologies for Web-based Education », in *C. Rollinger and C. Peylo (Eds.), Künstliche Intelligenz 4, Special Issue on Intelligent Systems and Teleteaching*, 1999, vol. 13, p. 19-25.
9. J.-M. Gilliot, « VERS UN ENVIRONNEMENT DE GESTION PERSONNELLE ET COLLECTIVE DES DONNÉES D'APPRENTISSAGE AU SERVICE DU POUVOIR D'AGIR DES APPRENANTS », présenté à Séminaire CIREL Lille 1er avril 2019, Lille,

³ <https://moocgdp.gestiondeprojet.pm>

- France, mars 31, 2019, Consulté le: janv. 29, 2021. [En ligne]. Disponible sur: <https://fr.slideshare.net/jm.gilliot/sedela-2019-environnement-de-gestion-de-donnees-personnelles-dapprentissage-tout-au-long-de-la-vie>.
10. P. Sloep *et al.*, « A European research agenda for lifelong learning », *International Journal of Technology Enhanced Learning*, vol. 3, n° 2, p. 204-228, janv. 2011, doi: 10.1504/IJTEL.2011.039403.
 11. J.-M. Gilliot, N. El Mawas, S. Garlatti, et E. Cousin, « Développer le pouvoir d'apprendre tout au long de la vie », présenté à Actes de l'atelier Personnalisation et adaptation dans les environnements d'apprentissage : un regard interdisciplinaire. Atelier des ORPHEE-RDV, Font-Romeu, 2017.
 12. A. Abyaa, M. Khalidi Idrissi, et S. Bennani, « Learner modelling: systematic review of the literature from the last 5 years », *Education Tech Research Dev*, vol. 67, n° 5, p. 1105-1143, oct. 2019, doi: 10.1007/s11423-018-09644-1.
 13. S. Bull et J. Kay, « Open Learner Models », in *Advances in Intelligent Tutoring Systems*, R. Nkambou, J. Bourdeau, et R. Mizoguchi, Éd. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2010, p. 301-322.
 14. S. Tanimoto, « Dimensions of Transparency in Open Learner Models », in *12th International Conference on Artificial Intelligence in Education*, Amsterdam, the Netherlands, 2005, p. 100-106.
 15. [S. Bull, T. J. Jackson, et M. J. Lancaster, « Students' Interest in Their Misconceptions in First-Year Electrical Circuits and Mathematics Courses », *International Journal of Electrical Engineering & Education*, vol. 47, n° 3, p. 307-318, juill. 2010, doi: 10.7227/IJEEE.47.3.6.
 16. S. Ramírez Luelmo, N. El Mawas, et J. Heutte, « A literature review on Learner Models for MOOC to support Lifelong Learning », in *Conference on Computer Supported Education (CSEdu)*, Prague, Czech Republic, mai 2020, vol. 1, p. 527-539.
 17. M. Lefèvre, « Dossier « IA & Éducation » », *Bulletin de l'AfIA*, n° 108, 2020.
 18. B. Kitchenham et S. Charters, « Guidelines for performing systematic literature reviews in software engineering », Keele University & University of Durham, Technical 2.3, juill. 2007.
 19. V. Vagale et L. Niedrite, « Learner Model's Utilization in the e-Learning Environments », *Databases and Information Systems Baltic DB&IS'2012*, p. 162-174, 2012.
 20. S. Bulathwela, M. Perez-Ortiz, E. Yilmaz, et J. Shawe-Taylor, « TrueLearn: A Family of Bayesian Algorithms to Match Lifelong Learners to Open Educational Resources », *Proceedings of AAAI Conference on Artificial Intelligence 2020*, vol. 34, n° 01, p. 565-573, nov. 2019.
 21. C. R. Calle-Archila et O. M. Drews, « Student-Based Gamification Framework for Online Courses », in *Advances in Computing*, vol. 735, A. Solano et H. Ordoñez, Éd. Cham: Springer International Publishing, 2017, p. 401-414.
 22. R. Cook, J. Kay, et B. Kummerfeld, « MOOCIm: User Modelling for MOOCs », in *User Modeling, Adaptation and Personalization*, vol. 9146, F. Ricci, K. Bontcheva, O. Conlan, et S. Lawless, Éd. Cham: Springer International Publishing, 2015, p. 80-91.
 23. V. Dimitrova et P. Brna, « From Interactive Open Learner Modelling to Intelligent Mentoring: STYLE-OLM and Beyond », *Int J Artif Intell Educ*, vol. 26, n° 1, p. 332-349, mars 2016, doi: 10.1007/s40593-015-0087-3.
 24. N. El Mawas, J.-M. Gilliot, S. Garlatti, R. Euler, et S. Pascual, « As One Size Doesn't Fit All, Personalized Massive Open Online Courses Are Required », in *Computer Supported Education*, Cham, 2019, vol. 1022, p. 470-488, doi: 10.1007/978-3-030-21151-6_22.

25. M. Harrathi, N. Touzani, et R. Braham, « A Hybrid Knowledge-Based Approach for Recommending Massive Learning Activities », in *2017 IEEE/ACS 14th International Conference on Computer Systems and Applications (AICCSA)*, Hammamet, oct. 2017, p. 49-54, doi: 10.1109/AICCSA.2017.150.
26. X. He, P. Liu, et W. Zhang, « Design and Implementation of a Unified Mooc Recommendation System for Social Work Major: Experiences and Lessons », in *2017 IEEE International Conference on Computational Science and Engineering (CSE) and IEEE International Conference on Embedded and Ubiquitous Computing (EUC)*, Guangzhou, China, juill. 2017, p. 219-223, doi: 10.1109/CSE-EUC.2017.46.
27. O. Iatrellis, A. Kameas, et P. Fitsilis, « EDUC8 ontology: semantic modeling of multi-facet learning pathways », *Educ Inf Technol*, vol. 24, n° 4, p. 2371-2390, juill. 2019, doi: 10.1007/s10639-019-09877-4.
28. A. Karahoca, I. Yengin, et D. Karahoca, « Cognitive dialog games as cognitive assistants: Tracking and adapting knowledge and interactions in student's dialogs », *International Journal of Cognitive Research in Science, Engineering and Education*, vol. 6, n° 1, p. 45, 2018.
29. Y. Li, Y. Zheng, J. Kang, et H. Bao, « Designing a Learning Recommender System by Incorporating Resource Association Analysis and Social Interaction Computing », in *State-of-the-Art and Future Directions of Smart Learning*, Y. Li, M. Chang, M. Kravcik, E. Popescu, R. Huang, Kinshuk, et N.-S. Chen, Éd. Singapore: Springer Singapore, 2016, p. 137-143.
30. H. Lynda et F. Bouarab-Dahmani, « Gradual Learners' Assessment in Massive Open Online Courses Based on ODALA Approach: », *Journal of Information Technology Research*, vol. 12, n° 3, p. 21-43, juill. 2019, doi: 10.4018/JITR.2019070102.
31. W. Maalej, P. Pernelle, C. Ben Amar, T. Carron, et E. Kredens, « Modeling Skills in a Learner-Centred Approach Within MOOCs », in *Advances in Web-Based Learning – ICWL 2016*, vol. 10013, D. K. W. Chiu, I. Marenzi, U. Nanni, M. Spaniol, et M. Temperini, Éd. Cham: Springer International Publishing, 2016, p. 102-111.
32. M. Maravanyika, N. Dlodlo, et N. Jere, « An adaptive recommender-system based framework for personalised teaching and learning on e-learning platforms », in *2017 IST-Africa Week Conference (IST-Africa)*, Windhoek, mai 2017, p. 1-9, doi: 10.23919/ISTAFRICA.2017.8102297.
33. A. Qazdar, C. Cherkaoui, B. Er-Raha, et D. Mammass, « AeLF: Mixing Adaptive Learning System with Learning Management System », *IJCA*, vol. 119, n° 15, p. 1-8, juin 2015.
34. G. Sun, T. Cui, W. Guo, G. Beydoun, D. Xu, et J. Shen, « Micro Learning Adaptation in MOOC: A Software as a Service and a Personalized Learner Model », *Advances in Web-Based Learning -- ICWL 2015*, vol. 9412, p. 174-184, 2015.
35. A. Tato, R. Nkambou, J. Brisson, et S. Robert, « Predicting Learner's Deductive Reasoning Skills Using a Bayesian Network », in *Artificial Intelligence in Education*, vol. 10331, E. André, R. Baker, X. Hu, Ma. M. T. Rodrigo, et B. du Boulay, Éd. Cham: Springer International Publishing, 2017, p. 381-392.
36. M. Tmimi, M. Benslimane, M. Berrada, et K. Ouazzani, « A Proposed Conception of the Learner Model for Adaptive Hypermedia », *International Journal of Applied Engineering Research*, vol. 12, n° 24, p. 9, 2017.

Annexe

Le tableau récapitulatif des Modèles apprenant pour MOOC pour soutenir l'ATLV se trouve à l'adresse : <https://nextcloud.univ-lille.fr/index.php/s/4Zow3sNHqxc9czn>