UNIVERSITÉ LAVAL

Amélioration de l'expérience d'apprentissage dans un système hypermédia adaptatif éducatif grâce aux données extraites et inférées à partir des réseaux sociaux

Thèse

Kenza Sakout Andaloussi

Doctorat en informatique
Philosophiæ doctor (Ph. D.)

Québec, Canada

© Kenza Sakout Andaloussi, 2019

Amélioration de l'expérience d'apprentissage dans un système hypermédia adaptatif éducatif grâce aux données extraites et inférées à partir des réseaux sociaux

Thèse

Kenza Sakout Andaloussi

Sous la direction de :

Laurence Capus

Résumé

Avec l'émergence des formations en ligne accessibles pour tous, la personnalisation de l'apprentissage devient de plus en plus cruciale et présente de nouveaux défis aux chercheurs du domaine. Il est actuellement nécessaire de tenir compte de l'hétérogénéité du public cible et lui présenter des contenus éducatifs adaptés à ses besoins et sa façon d'apprendre afin de lui permettre de profiter au maximum de ces formations et éviter le décrochage. Ce travail de recherche s'inscrit dans le cadre des travaux sur la personnalisation de l'apprentissage à travers les systèmes hypermédias adaptatifs utilisés en éducation (SHAE). Ces systèmes ont la vocation de personnaliser le processus d'apprentissage selon des critères bien spécifiques, tels que les pré-requis ou plus souvent les styles d'apprentissage, en générant un chemin d'apprentissage adéquat. Les SHAE se basent généralement sur trois modèles principaux à savoir le modèle apprenant, le modèle du domaine et le modèle d'adaptation. Bien que la personnalisation du processus d'apprentissage offerte par les SHAE actuels soit avantageuse pour les apprenants, elle présente encore certaines limites. D'un côté, juste le fait de personnaliser l'apprentissage augmente les chances que le contenu présenté à l'apprenant lui soit utile et sera ainsi mieux compris. Mais d'un autre côté, la personnalisation dans les SHAE existants se contente des critères niveau de connaissances et style d'apprentissage, et elle s'applique seulement à certains aspects qui n'ont pas évolué depuis leur création, à savoir le contenu, la présentation et la navigation. Ceci remet en question la pertinence des objets d'apprentissage attribués aux apprenants et la motivation de ces derniers à faire usage des SHAE sachant que ceux-ci se basent essentiellement sur les questionnaires pour la constitution de leur modèle apprenant. Suite à une étude empirique d'une cinquantaine de SHAE existants, révélant leurs atouts et limites, certains objectifs de recherche ont été identifiés afin d'améliorer l'expérience d'apprentissage à travers ces systèmes. Ces objectifs visent à établir un modèle de SHAE capable de (i) déterminer les données du modèle apprenant de façon implicite à partir des réseaux sociaux tout en répondant aux standards associés à ce modèle afin de construire le modèle apprenant; (ii) favoriser la collaboration entre les différents apprenants qui seraient mieux motivés à apprendre en collaborant; (iii) personnaliser, de façon automatique, de nouveaux aspects à savoir l'approche pédagogique, la collaboration et le feedback selon les traits de personnalité de l'apprenant en plus des trois volets existants. Un modèle de SHAE a été proposé pour répondre à ces objectifs. Ce modèle permet d'extraire les données personnelles de l'utilisateur à partir de ses réseaux sociaux et de prédire ses traits de personnalité selon son interaction avec ces réseaux. Par la suite, il est possible d'adapter les objets d'apprentissage, sur la base d'un système de recommandation, à ces traits de personnalité en plus du style d'apprentissage et du niveau de connaissances des apprenants. L'adaptation aux traits de personnalité de l'apprenant selon le modèle Big Five a permis de personnaliser de nouveaux aspects tels l'approche pédagogique, le type de collaboration et le feedback. Un prototype, "ColadaptLearn", conçu à partir de ce modèle et expérimenté avec un ensemble d'étudiants a

permis de valider les choix du prototype pour les objets d'apprentissage, selon les règles préétablies, en les confrontant aux choix faits par les étudiants. Ces données ont été utilisées pour développer un réseau bayésien permettant de prédire les objets d'apprentissage adéquats aux futurs apprenants. Les résultats de l'expérimentation ont montré qu'il y a une bonne concordance entre les choix du prototype et ceux des apprenants, en plus d'une satisfaction de ces derniers par rapport aux feedbacks reçus, ce qui appuie le rajout des nouveaux aspects proposés. Comme suite à cette thèse, il est envisageable d'appliquer le modèle proposé dans des environnements d'apprentissage plus larges de types cours en ligne ouverts et massifs, jeu sérieux ou même des formations mobiles, ce qui contribuerait à mieux valider les propos amenés. Il est aussi possible d'utiliser des techniques d'apprentissage automatique autres que les réseaux bayésiens pour la prédiction des objets d'apprentissage adaptés. Finalement, il serait intéressant d'explorer d'autres sources de données qui pourraient fournir plus d'informations sur l'apprenant de façon implicite tels ses centres d'intérêt ou ses émotions auxquels un SHAE pourrait s'adapter.

Abstract

With the growth of online learning accessible to all, learning personalization is becoming increasingly crucial and presents new challenges for researchers. It is currently essential to take into account the heterogeneity of the target audience and adapt educational content to their needs and learning style in such a way that they are able to fully benefit from these learning forms and prevent them from dropping out. This research work addresses learning personalization through adaptive educational hypermedia systems (AEHS). These systems are designed to customize the learning process according to specific criteria, such as prerequisites or, more often, learning styles, by generating a suitable learning path. AEHS are generally based on three main models: the learning model, the domain model and the adaptation model. Although the learning process customization offered by current AEHS is beneficial to learners, it still has some limitations. On one hand, just the fact of personalizing learning increases the likelihood that the content presented to the learner will be useful and thus better understood. But on the other hand, customization in existing AEHS is limited to the criteria knowledge level and learning style and applies only to certain aspects which have not evolved since their creation, namely content, presentation and navigation. This questions the relevance of the learning objects assigned to learners and their motivation to use such AEHS, knowing that they rely essentially on questionnaires to build their learner model. After conducting an empirical study of 50 existing AEHS, revealing their strengths and limitations, some research objectives were identified to improve the learning experience through such systems. These objectives aim to establish an AEHS model which is able to (i) implicitly identify the learning model data on the basis of social networks while meeting the associated standards; (ii) promote collaboration between different learners who would be better motivated to learn while collaborating; (iii) automatically customize new aspects such as the teaching approach, collaboration and feedback according to learners' personality traits in addition to the three existing ones. An AEHS model has been proposed to meet these objectives. This model makes it possible to extract the user's personal data from his social networks and to predict his personality traits depending on his interaction with these networks. Thereafter, it is possible to adapt the learning objects, on the basis of a recommendation system, to these personality traits in addition to the criteria learning style and knowledge level. Adapting to the learner's personality traits according to the Big Five model enabled the customization of new aspects such as the pedagogical approach, the collaboration type and the feedback. A prototype, "ColadaptLearn", based on this model and experimented with a group of students, validated the prototype's choices for learning objects while confronting them to the students' choices. These data were then used to build a Bayesian network to predict the appropriate learning objects for future learners. The experimental results showed that there is a good match between the prototype choices and those of learners, in addition to learners' satisfaction regarding the feedback received, which supports the addition of the proposed new aspects. As a follow-up to this thesis, it is possible to apply the proposed model in a larger

learning environment such as massive open online courses (MOOC), serious games or mobile learning, which would help to validate the proposals made. It is also possible to use other automatic learning techniques than Bayesian networks to predict suitable learning objects. Finally, it would be interesting to explore other data sources that could implicitly provide more information about the learner, such as his or her interests or emotions that an SHAE could adapt to.

Table des matières

Résumé ii
Abstract iv
Table des matières vi
Liste des figures viii
Liste des tableaux x
Remerciements xi
Introduction 1
Chapitre 1: État de l'art 7
1.1. Les systèmes hypermédias adaptatifs utilisés en éducation (SHAE) 7
1.1.1. Principes généraux 8
1.1.2. Modélisation de l'apprenant 15
1.1.3. Modélisation du domaine 34
1.1.4. L'adaptation des systèmes hypermédias 40
1.2. Analyse de SHAE existants 48
1.2.1. Analyse de la modélisation de l'apprenant 48
1.2.2. Analyse de la modélisation du domaine 59
1.2.3. Analyse des méthodes et techniques d'adaptation utilisées 62
Chapitre 2 : Problématique, objectifs et méthodologie de recherche 66
2.1. Problématique 66
2.2. Objectifs de recherche 67
2.3. Méthodologie de recherche 69
2.4 Une nouvelle approche d'adaptation basée sur les réseaux sociaux 69
2.4.1. Extraction des données apprenant à partir des réseaux sociaux 71
2.4.2. Détection des traits de personnalité à partir des réseaux sociaux 72
2.4.3. Les traits de personnalité et leur effet sur l'apprentissage 73
2.4.4. Adaptation d'un SHAE aux traits de personnalité 74
2.4.5. Scénarisation de l'apprentissage dans le cadre de la nouvelle approche 76
Chapitre 3 : Proposition d'un modèle de SHAE basé sur les réseaux sociaux 78
3.1. Modélisation de l'apprenant 78
3.1.1. Données du modèle apprenant 78
3.1.2. Acquisition des données du modèle apprenant 79
3.1.3. Gestion du modèle apprenant 80
3.2. Modélisation du domaine 81

3.2.1. Objets d'apprentissage et métadonnées 81
3.2.2. Structuration des concepts du domaine 84
3.2.3. Exploitation des objets d'apprentissage 85
3.3. Modélisation pédagogique 86
3.3.1. La pédagogie différenciée 87
3.3.2. Les aspects de différenciation 87
3.3.3. Les règles de différenciation 88
3.4. Modélisation de l'adaptation 89
3.4.1. Adaptation du contenu 90
3.4.2. Adaptation de la présentation 90
3.4.3. Adaptation de la navigation 90
3.4.4. Adaptation du feedback 91
3.4.5. Modèle d'attribution objet/profil apprenant 93
Chapitre 4 : Conception et validation du modèle de SHAE proposé 102
4.1. Conception du prototype "Coladaptlearn" 102
4.1.1. Architecture générale du prototype "Coladaptlearn" 102
4.1.2. Les acteurs impliqués dans le SHAE en question 104
4.1.3. Présentation du prototype 106
4.2. Expérimentation 112
4.2.1. Déroulement de l'expérimentation 113
4.4.2. Résultats de l'expérimentation 114
4.4.3. Analyse des résultats 119
Chapitre 5 : Discussion 129
5.1. Atteinte des objectifs 129
5.2. Avantages et limites 131
5.3. Perspectives 132
Conclusion 133
Bibliographie 136
Annexe A : Liste des systèmes hypermédias étudiés 160
Annexe B: Algorithme 1: l'algorithme pour la méthode "Calculer OAscore ()" qui calcule le score total d'un objet d'apprentissage 162

Liste des figures

1. Les principales questions à se poser lors de l'adaptation d'un système 10
2. Le modèle Dexter 11
3. Le modèle AHAM 12
4. Le modèle de Munich 13
5. Le modèle de LAOS 14
6. Correspondances entre IEEE PAPI et les catégories d'IMS LIP.....19
7. Liens entre stratégies d'enseignement et styles d'apprentissage 27
8. Méthodes et techniques d'adaptation du contenu 42
9. Méthodes et techniques d'adaptation de la navigation 44
10. Méthodes et techniques d'adaptation de la présentation 46
11. Techniques d'adaptation des systèmes hypermédias adaptatifs 47
12. Analyse des types de données utilisées dans les SHAE étudiés 49
13. Utilisation des différents modèles de styles d'apprentissage dans les SHAE étudiés 53
14. Répartition des SHAE utilisant le modèle de F & S par an 54
15. Analyse des types d'acquisition de données utilisées dans les SHAE étudiés 57
16. Taux d'utilisation des différents types de modèles apprenant dans les SHAE étudiés 58
17. Types des modèles de domaine utilisés dans les SHAE étudiés 60
18. Types d'adaptation adoptés par les SHAE étudiés 62
19. Scénario d'apprentissage dans le cadre de la nouvelle approche 75
20. Classification des données du modèle apprenant selon la norme IMS LIP 78
21. Éléments LOM 81
22. Pyramide des objets pédagogiques 83
23. Exemples de types de relations entre les concepts d'un domaine 84
24. Modèle d'agrégation de SCORM 85
25. Versions proposées des objets d'apprentissage 86
26. Le réseau bayésien d'adaptation des objets d'apprentissage au profil apprenant 98
27. Architecture du SHAE proposé 102
28. Diagramme des cas d'utilisation apprenant et système 104
29. Modèle MVT pour le Framework Django 106
30. Page affichant les résultats de prédiction des traits de personnalité et les résultats du test F & S.....109

31. Page administration pour les données d'un objet d'apprentissage 110
32. Recommandation des objets d'apprentissage dans la page Cours 111
33. Répartition des combinaisons de styles d'apprentissage 117
34. Fréquence des traits de personnalité 118
35. Correspondance entre les objets estimés et ceux recommandés par le système 119
36. Distribution des objets d'apprentissage choisis par les étudiants 119
37. Types de feedback reçus par les étudiants 126

Liste des tableaux

1. Les caractéristiques communes dans la modélisation de l'apprenant ……17
2. Caractéristiques des styles d'apprentissage selon le modèle de Felder & Silverman ……..23
3. Combinaison de trois catégories de données ……..50
4. Combinaison de deux catégories de données ……51
5. Liste des principaux travaux sur la prédiction des traits de personnalité ……71
6. Corrélation entre les traits de personnalité et les caractéristiques d'apprentissage ……..74
7. Liste des descripteurs indispensables pour l'adaptation des ressources ……..……..82
8. Règles reliant les caractéristiques de l'apprenant aux attributs LOM des objets d'apprentissage …..87
9. Assertions de soutien émotionnel sélectionnées ……..……..……..……..90
10. Recommandations de soutien émotionnel en terme de traits de personnalité et de performance ….91
11. Valeurs de l'élément LOM "Type de ressource pédagogique" en relation avec les dimensions F & S et la dimension collaborative ……..……..……..……..……..93
12. Les versions d'objets d'apprentissage de la section "Introduction" ……..……..113
13. Comparaison entre les objets d'apprentissage recommandés et ceux estimés ……..114
14. Comparaison entre les objets d'apprentissage recommandés et ceux choisis par les étudiants ….116
15. Distribution des versions d'objets d'apprentissage par rapport aux traits de personnalité ……120
16. Distribution des versions d'objets d'apprentissage par rapport aux styles d'apprentissage ……...121
17. Distribution des versions d'objets d'apprentissage par rapport aux niveaux de connaissances ……122
18. Comparaison entre les objets d'apprentissage estimés par le calcul et ceux recommandés par le système ……..……..……..……..……..……..123
19. Analyse du feedback reçu par les étudiants en comparaison avec celui estimé……..……125

Remerciements

Je souhaite remercier toutes les personnes qui m'ont aidé de près ou de loin pendant l'élaboration de ma thèse et en premier lieu ma directrice de thèse, Dr. Laurence Capus, pour son intérêt et son soutien, sa grande disponibilité et ses nombreux conseils durant la rédaction de ma thèse. J'ai beaucoup appris à ses côtés grâce à ses qualités pédagogiques et scientifiques, sa maîtrise du domaine et sa méthodologie, je lui adresse ma gratitude pour tout cela. Son énergie et sa confiance ont été des éléments moteurs pour moi. J'ai pris un grand plaisir à travailler avec elle et j'ai gagné en autonomie. J'adresse de chaleureux remerciements à mon co-encadrant de thèse, Dr. Ismail Berrada, professeur en informatique à l'université Sidi Mohamed Ben Abdellah, pour son attention sur mes travaux, pour ses conseils avisés et son écoute qui ont été prépondérants pour la bonne réussite de cette thèse.

Je voudrais remercier les rapporteurs de cette thèse Dr. Esma Aimeur, Professeure au département d'informatique et de recherche opérationnelle à l'Universités de Montréal, et Dr. Sabrina Priego Professeure au département de langues, linguistique et traduction à l'université laval, pour l'intérêt qu'elles ont porté à mon travail et pour le temps qu'elles ont pris pour l'examiner.

Au terme de ce parcours, je remercie enfin celles et ceux qui me sont chers et que j'ai quelque peu délaissés ces derniers mois pour achever cette thèse. Leurs attention et encouragements m'ont accompagné tout au long de ces années. Je suis redevable à mes parents, pour leur soutien moral et matériel ainsi que leur confiance en moi qui m'a poussé à aller de l'avant et ne pas lâcher.

Enfin, j'ai une pensée particulière à mes chers frères, mon mari, mes enfants ainsi que mes amis pour leur patience et leur soutien au cours de ces années d'études sans lesquels je n'en serais pas là aujourd'hui.

Introduction

D'hier à aujourd'hui, les méthodes d'enseignement-apprentissage ont évolué, celles-ci ne sont plus réduites au traditionnel monologue enseignant qui transmet ses savoirs ou au cours magistral administré de façon unique à tous les apprenants. L'accent est de plus en plus mis sur l'apprenant qui est actuellement placé comme élément central du processus d'apprentissage. Ainsi, plusieurs recherches sur les approches pédagogiques en éducation ont été menées depuis l'an 2000. Les résultats de ces recherches (Prud'homme et al., 2015; Przesmycki, 2004) affirment que tous les élèves apprennent mieux lorsque l'enseignement, les ressources et le milieu d'apprentissage correspondent bien à leurs points forts, leurs intérêts, leurs besoins et leur niveau de connaissances. D'où la conclusion que la personnalisation de l'apprentissage est l'un des axes principaux qui doit être pris en compte si l'on veut voir les résultats des élèves s'améliorer (Ministère de l'Éducation de l'Ontario, 2013).

Dans un contexte où les nouvelles technologies de l'information et de la communication envahissent nos vies, se doter d'une technologie permettant la personnalisation des stratégies d'apprentissage est l'une des clés essentielles d'activation de la motivation des apprenants. C'est dans cet esprit que se sont développés les systèmes d'apprentissage adaptatifs, dont font partie les systèmes hypermédias adaptatifs éducatifs (SHAE). L'objectif principal de ces systèmes est de permettre le plus possible aux apprenants d'évoluer à leur rythme et de se voir proposer les contenus les plus adaptés à leur style d'apprentissage, à leur niveau de compétence actuel ou à leurs besoins de formation par exemple.

Plusieurs chercheurs se sont intéressés aux aspects de l'apprenant et comment ils peuvent influencer le processus d'apprentissage. Certains se sont centrés sur les pré-requis tels Jonassen & Grabowski (1993) et ont affirmé que ceux-ci ont une influence importante sur la réussite ou l'échec des apprenants. D'autres se sont penchés sur les caractéristiques personnelles tels le style d'apprentissage par exemple Jahanbakhch (2012), les traits de personnalité tel Komarraju et al. (2011) ou la motivation tel Kyndt et al. (2011). Parmi ces aspects, le style d'apprentissage a été le plus appliqué dans les SHAE, pourtant nous estimons que les autres aspects sont aussi importants et méritent d'être incorporés dans les systèmes futurs.

Ayant comme finalité d'assurer une meilleure personnalisation des processus d'apprentissage en ligne, notre motivation est de cerner au mieux les besoins et aspects de l'apprenant afin de lui proposer le contenu pédagogique le plus adapté à son profil et ainsi améliorer son expérience d'apprentissage en ligne, ce qui contribuerait à restreindre le taux d'abandon des formations en ligne. C'est aussi un moyen d'influencer positivement la motivation des apprenants, l'un des facteurs les plus déterminants de leur réussite.

Problématique et objectifs de recherche

Notre projet de thèse s'inscrit dans les travaux de recherche sur la personnalisation de l'apprentissage dans les SHAE. La problématique que nous posons est que les SHAE ne présentent pas toujours le contenu le plus adapté aux réels besoins des apprenants. De plus, ces besoins ne sont pas tous détectés automatiquement, ce qui implique un manque de motivation chez les apprenants et un taux d'abandon élevé des formations en ligne (Park & Choi, 2009).

Cette problématique a découlé d'une analyse détaillée d'une cinquantaine de SHAE existants qui nous a permis de faire ressortir les trois problèmes principaux suivants:

- Pour le modèle apprenant, nous avons constaté que la majorité des SHAE se basaient sur l'acquisition mixte des données de l'apprenant, où certaines données étaient remplies via les questionnaires alors que d'autres étaient acquises de façon implicite suite à l'interaction avec le système. Le premier problème qui surgit est qu'en procédant avec les questionnaires, on risque de lasser les apprenants et les décourager à utiliser le système. Le deuxième problème concerne la quantité de données à considérer puisqu'elle varie d'un système à un autre. Finalement, la plupart des SHAE étudiés n'assuraient pas l'interopérabilité et la réalisabilité du modèle apprenant.
- Au niveau du modèle du domaine, nous avons noté que les technologies associées aux objets d'apprentissage constituaient le premier choix pour la modélisation des connaissances. Mais le problème détecté est que les objets d'apprentissage sont difficiles à créer, vu qu'il faut toujours avoir recours à des experts du domaine. De plus, les métadonnées reliées aux objets d'apprentissage ne prennent pas en compte les objets d'apprentissage collaboratifs. Toutefois, il a été prouvé que ce type d'objets permet d'optimiser l'apprentissage chez les personnes et améliorer leurs résultats (Kim & Lee, 2014).
- Quant au modèle de l'adaptation, nous avons rapporté qu'à peine quelques systèmes, parmi les SHAE étudiés, ont adapté les trois aspects contenu, navigation et présentation simultanément. De plus aucun autre aspect n'a été appliqué. Pourtant, il est judicieux d'affirmer qu'on peut gagner en performance d'un SHAE en l'adaptant à plus d'aspects, dans le sens où l'enseignement est plus efficace s'il est mieux personnalisé (Huo et al., 2018).

Dans le but de répondre aux problèmes soulevés, nous nous sommes fixée les objectifs suivants: d'abord concevoir une nouvelle architecture de SHAE se basant sur les réseaux sociaux pour l'initialisation des données du modèle apprenant selon les standards de ce modèle. Ensuite, établir un modèle du domaine favorisant la collaboration entre les différents apprenants. Enfin, développer un modèle d'adaptation permettant de personnaliser de façon automatique de nouveaux aspects à savoir l'approche pédagogique, la

collaboration et le feedback selon les traits de personnalité de l'apprenant. Ainsi, en satisfaisant ces objectifs, nous avons pu limiter le recours aux questionnaires en s'appuyant sur les réseaux sociaux de sorte à enrichir les données du modèle apprenant et renforcer la motivation des apprenants à utiliser le système. De plus, nous avons assuré la réutilisabilité du modèle apprenant en se conformant aux standards appropriés. Nous avons favorisé la collaboration entre les différents apprenants qui apprennent mieux en collaborant avec les autres. Nous avons également amélioré le modèle d'adaptation en lui rajoutant d'autres aspects.

Méthodologie

La méthodologie de recherche poursuivie dans cette thèse repose tout d'abord sur une démarche empirique caractérisée par une revue de la littérature rigoureuse. Cette revue de littérature a été divisée en deux parties, la première partie consistait à décrire la théorie autour des SHAE, leur historique, leur architecture et leurs principaux modèles. La deuxième partie a été consacrée à une analyse détaillée de 50 SHAE existants afin de détecter leurs atouts et leurs faiblesses. Par la suite nous avons proposé une approche itérative de conception d'un nouveau modèle de SHAE se basant sur les réseaux sociaux comme solution aux problèmes détectés. Pour valider la conception décrite, nous avons développé un prototype de SHAE. Ce prototype nous a servi également pour une étude expérimentale dont le but était de vérifier si les choix d'objets d'apprentissage suggérés par le prototype étaient conformes avec ceux des utilisateurs et ainsi mesurer leur taux de satisfaction. L'expérimentation du prototype a fait l'objet d'une exemption de l'obligation d'obtenir une approbation éthique au Comité d'éthique de la recherche avec des êtres humains de l'Université Laval (CÉRUL).

Résultats obtenus

Les résultats obtenus à l'issue de cette thèse se divisent en deux volets. Le premier volet consiste dans le résultat de l'étude théorique de SHAE actuels qui nous a permis de révéler les modèles essentiels constituant ce type de systèmes et les limites de ces modèles. Ainsi, nous sommes parvenue à proposer une architecture améliorée des SHAE se basant sur les réseaux sociaux. Cette architecture se caractérise par des modèles plus riches en données et aspects. En effet, en ce qui concerne le modèle apprenant, nous avons opté pour un modèle structuré avec la spécification IMS Learner Information Package (IMS-LIP), étant donnée sa capacité à faciliter l'import et l'export des collections de données entre les systèmes éducatifs. Nous avons également défini les données qui pouvaient être extraites des réseaux sociaux sans recours aux questionnaires. Pour le modèle du domaine, nous avons suggéré un nouvel étiquetage des métadonnées Learning Object Metadata (LOM) dans le but de considérer les objets d'apprentissage collaboratifs.

Finalement, en ce qui se rapporte au modèle de l'adaptation, que nous avons choisi de diviser en modèle pédagogique et modèle d'adaptation, nous avons formulé de nouvelles règles d'adaptation aux traits de personnalité de l'apprenant dans le modèle pédagogique. De plus, nous avons doté le modèle d'adaptation d'un système de recommandation des objets d'apprentissage capable d'appliquer les règles définies et d'en prédire des nouvelles.

Le deuxième volet des résultats est relié aux réalisations logicielles qui ont servi à la validation de nos approches théoriques ainsi que leur expérimentation. Ainsi, en développant le prototype "Coladaptlearn", nous avons montré la faisabilité de l'extraction de données à partir des réseaux sociaux pour la modélisation de l'apprenant. Ces données comportaient des données personnelles extraites directement suite à la connexion des utilisateurs via leur réseau social et des données détectées automatiquement à partir de leurs mentions 'j'aime' à savoir les traits de personnalité. Aussi grâce au prototype, nous avons affirmé la possibilité de l'adaptation d'un SHAE à ces traits de personnalité en plus du style d'apprentissage et du niveau de connaissances. Par la suite, l'expérimentation du prototype avec un ensemble d'étudiants nous a permis de valider les choix du système pour les objets d'apprentissage, d'une part, en les comparant avec ceux estimés par le calcul et d'autre part en les confrontant aux choix faits par les étudiants. Les résultats de la première analyse a révélé une concordance de 98 % entre les choix du système et les calculs. En parallèle, les résultats de la deuxième analyse affichaient une adéquation de 58 % entre les choix du système et ceux des étudiants. Ceci nous a permis d'appuyer la méthode filtrage basé sur le contenu adoptée pour notre système et aussi d'avoir une base de données pour le filtrage collaboratif. Grâce à ces données, nous avons pu prédire les bonnes versions d'objets d'apprentissage pour plusieurs profils testés. Pourtant le taux d'échec est d'au moins 12 %, ce qui pourrait être amélioré par une base de données plus large. Finalement, les feedbacks reçus par les étudiants ont été perçus positivement d'après leurs commentaires.

Contributions

Les travaux menés dans ce projet de thèse ont mené aux contributions suivantes :

- une étude empirique révélant l'impact des styles d'apprentissage et des traits de personnalité de l'apprenant en particulier sur le processus d'apprentissage en ligne et leurs conséquences sur la conception des SHAE;

- l'enrichissement du modèle apprenant par des données extraites des réseaux sociaux tout en répondant au standard IMS LIP pour garantir la réutilisabilité de ce modèle;

- une nouvelle architecture d'un SHAE basée sur les réseaux sociaux pour l'initialisation de son modèle apprenant;

- un prototype de SHAE qui s'adapte au style d'apprentissage selon le modèle de Felder & Silverman, aux traits de personnalité selon le modèle Big Five et aux connaissances antérieures de l'apprenant;

- un nouvel étiquetage des ressources pédagogiques selon la norme LOM qui permet de considérer les objets d'apprentissage collaboratifs;

- la dotation du modèle d'adaptation de nouveaux aspects tels l'approche pédagogique, la collaboration et le feedback pour combler les mécanismes d'adaptation actuels à savoir: le contenu, la présentation et la navigation.

Plan du document

Ce manuscrit est structuré en cinq chapitres en plus de l'introduction et la conclusion.

Le chapitre 1: État de l'art porte sur un état de l'art détaillé des différents concepts mis en œuvre dans ce travail de recherche. Ceci inclut la définition des concepts autour des SHAE et leurs différents modèles ainsi qu'une analyse comparative de 50 SHAE existants mettant en évidence leurs forces et leurs faiblesses.

Le chapitre 2: Problématique, objectifs et méthodologie de recherche est dédié à l'énoncé de la problématique soulevée, des objectifs de recherche et de la méthodologie adoptée. Par la suite il est question de présenter la nouvelle approche d'adaptation des SHAE basée sur les réseaux sociaux, nous y précisons les types de données qui peuvent être extraites des réseaux sociaux. Nous montrons en particulier comment les traits de personnalité des apprenants peuvent être détectés à partir de ces réseaux et leur effet sur l'apprentissage et ainsi la façon dont un SHAE peut s'y adapter. Nous terminons le chapitre par un scénario d'apprentissage dans le cadre de cette approche.

Le chapitre 3: Proposition d'un Modèle de SHAE basé sur les réseaux sociaux est consacré à la modélisation du SHAE basé sur l'approche définie au chapitre précédent. Nous y détaillons les différents modèles nécessaires pour le développement d'un tel SHAE.

Le chapitre 4: Conception et validation du modèle sert à définir l'architecture logicielle du prototype développé ainsi que les outils de développement déployés, les fonctionnalités et les caractéristiques d'adaptation. La deuxième partie de ce chapitre est vouée à la validation de nos propos via une expérimentation suivie d'une analyse des résultats obtenus.

Le chapitre 5: Discussion présente une discussion sur l'atteinte des objectifs de recherche définis au début de la thèse, les avantages et les limites des résultats obtenus ainsi que des perspectives de recherche qui peuvent faire suite à nos travaux dans le futur.

Finalement, nous concluons cette thèse en fournissant un aperçu global sur les différents travaux réalisés lors de cette recherche avec un regard critique sur les résultats obtenus et le travail qui pourrait s'ensuivre pour les améliorer.

Chapitre 1: État de l'art

Depuis les années soixante, plusieurs générations de systèmes ont été développées dans le cadre d'environnements informatiques d'apprentissage. Les premières générations se contentaient de proposer des séries d'activités aux apprenants sans aucune adaptabilité à leurs caractéristiques individuelles. Ces systèmes étaient difficiles à créer puisque leurs concepteurs devaient prévoir tous les chemins d'apprentissage ainsi que les feedbacks appropriés aux apprenants. Par la suite, grâce aux avancées de l'intelligence artificielle, on a commencé à concevoir des systèmes plus autonomes capables de personnaliser l'apprentissage aux différents aspects et besoins des apprenants. Aussi avec l'essor du Web 2.0, les possibilités de personnalisation de la formation en ligne se sont élargies et ont donné naissance aux systèmes hypermédias adaptatifs utilisés en éducation (Brusilovsky et al., 1993). Ce type de systèmes nous a particulièrement intéressé puisqu'il s'annonce prometteur en terme de personnalisation des parcours d'apprentissage à travers les riches ressources pédagogiques disponibles. C'est un domaine de recherche qui a suscité l'intérêt de plusieurs chercheurs et il est en constante évolution vu qu'il fait appel aux connaissances de plusieurs autres domaines. Ceux-ci incluent entre autres les systèmes adaptatifs, les hypermédias adaptatifs, la modélisation des utilisateurs, la psychologie pédagogique ou encore les systèmes de gestion de l'apprentissage.

Le premier objectif de ce chapitre est de délimiter la théorie autour des systèmes hypermédias adaptatifs utilisés en éducation afin de mieux comprendre leur fonctionnement. Le deuxième objectif est d'aller chercher par la suite les moyens à les améliorer en procédant à une analyse détaillée des systèmes existants.

Ainsi, dans un premier temps, nous abordons les systèmes hypermédias adaptatifs utilisés en éducation du point de vue des notions et approches qui les définissent, ainsi que de leur constitution architecturale. Dans un deuxième temps, nous présentons une analyse comparative d'un bon nombre de systèmes développés depuis les années 2000. Les résultats de cette analyse comparative nous ont permis de mettre en évidence les points à améliorer afin de rendre l'expérience d'apprentissage via ces systèmes plus agréable et plus fructueuse. Enfin nous terminons ce chapitre par une conclusion.

1.1. Les systèmes hypermédias adaptatifs utilisés en éducation (SHAE)

Dans cette section, nous passons en revue les différents aspects des systèmes hypermédias adaptatifs en éducation, et ce dans le but de mieux cerner leurs composantes principales, leurs façons d'adapter l'apprentissage aux apprenants ainsi que leurs caractéristiques. Après la définition des principes généraux

régissant les systèmes hypermédias adaptatifs en général, nous présentons les principales modélisations utilisées dans les SHAE, soient la modélisation de l'apprenant et la modélisation du domaine, avant de nous intéresser en détail aux méthodes et techniques de l'adaptation des SHAE.

1.1.1. Principes généraux

Avant de définir un système hypermédia, il importe de savoir ce qu'est un hypermédia. Brièvement un hypermédia est une extension du terme multimédia, c'est un réseau de nœuds d'informations interconnectés. Chaque nœud est un média (un texte, une vidéo, un son ou une composition des trois). Les notions d'hypermédia et d'hypertexte ont été introduites la première fois par Nelson (1965). Par la suite, le premier système hypermédia, Aspen Movie Map, a été inventé en 1978 par Andrew Lipman afin de permettre à ses utilisateurs de faire des tours virtuels de la ville d'Aspen au Colorado.

L'hypermédia est devenu une forme de présentation des documents électroniques sur le Web. Pourtant, cette ressource importante d'informations a continué d'être mal exploitée. En effet, lors de la navigation, un utilisateur n'a pas un accès facile au bon document au bon moment. Ainsi il se perd facilement dans l'hyperespace, puisqu'en général, la philosophie du «one size fits all» est appliquée, c'est-à-dire que le même document est affiché à tous les utilisateurs, alors qu'ils n'ont pas tous les mêmes besoins, intérêts et connaissances (Brusilovsky & Maybury, 2002).

Certains auteurs comme Hammond (1989) ont mis en évidence les limites des systèmes hypermédias classiques notamment en termes de désorientation et de surcharge cognitive. À cet égard, les hypermédias adaptatifs s'inscrivaient dans une approche d'amélioration des systèmes hypermédias classiques, où ils servaient d'outils d'accès à l'information conditionnés par l'utilisateur. Par exemple, grâce à un système hypermédia adaptatif, un apprenant pouvait recevoir une présentation adaptée à ses connaissances sur un sujet en particulier et suivant ses préférences. Brusilowsky (1996) définit les hypermédias adaptatifs comme des systèmes d'hypertexte ou d'hypermédia qui représentent les traits de l'utilisateur dans le modèle utilisateur, et adaptent certains aspects visibles du système à ce modèle.

Dans la littérature, il y a eu également une distinction entre les systèmes hypermédias personnalisables, appelés adaptables, et les systèmes adaptatifs. En effet dans les deux cas, l'accent est mis sur l'utilisateur mais c'est la manière d'adaptation qui diffère. Dans un système hypermédia adaptable, c'est l'utilisateur qui configure le système en modifiant quelques paramètres afin de l'adapter à ses besoins. Par contre pour un système hypermédia adaptatif, le système s'adapte de façon autonome au modèle de l'utilisateur (Koch, 2000).

Or, lorsque le système suit le comportement de l'utilisateur, l'enregistre dans un modèle de l'utilisateur et adapte le système dynamiquement à l'état actuel de ce modèle, donc prend en compte instantanément toutes les nouvelles données, on l'appelle un système hypermédia dynamique (Delestre, 2000). Ainsi les systèmes hypermédias sont apparus successivement dans un cadre d'amélioration: tout d'abord les hypermédias dits classiques, puis les hypermédias adaptatifs et enfin les hypermédias adaptatifs dynamiques.

Les systèmes hypermédias adaptatifs ont été appliqués à plusieurs domaines, notamment on retrouve : les systèmes de e-learning, les systèmes d'information en ligne, les systèmes d'aide en ligne, les systèmes de recherche d'information, les systèmes d'information institutionnels, les systèmes de gestion des connaissances, les systèmes de recommandations commerciaux, etc. Néanmoins, les SHAE sont les plus communs.

En général, le noyau de l'adaptation des systèmes hypermédias est défini en posant et en répondant à six grandes questions:

- Que pouvons-nous adapter? (Quoi?)
- À quoi pouvons-nous nous adapter? (À Quoi?)
- Pourquoi avons-nous besoin d'adaptation? (Pourquoi?)
- Où pouvons-nous appliquer l'adaptation? (Où?)
- Quand pouvons-nous appliquer l'adaptation? (Quand?)
- Comment pouvons-nous nous adapter? (Comment?)

Ce type de classification a été initialement introduit par Brusilovsky (1996), puis repris par Knutov et al. (2009) qui l'ont schématisé par la figure 1.

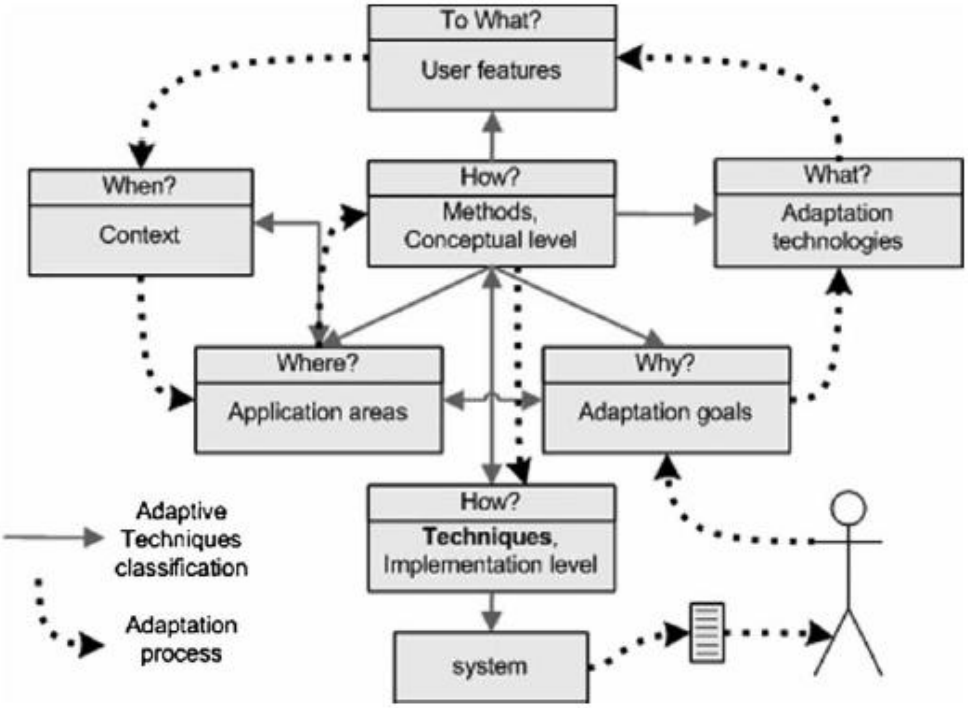

Figure 1 : Les principales questions à se poser lors de l'adaptation d'un système (tirée de Knutov et al., 2009)

La figure 1 montre l'ordre dans lequel on doit se poser les questions et y répondre lorsqu'on veut créer un système hypermédia adaptatif. Ainsi, le processus d'adaptation est généralement lancé par l'utilisateur indiquant le but de l'adaptation, c'est donc la réponse au " Pourquoi? ". Puis, le processus traite les questions " Quoi? " qui est représentée par le modèle du domaine et " À quoi? " qui décrit le modèle de l'utilisateur. Les questions " Quand? " et " Où? ", dans ce processus, fournissent des définitions au contexte et au domaine d'application. Enfin, la question, " Comment? " décrit les méthodes et les techniques d'adaptation (Knutov et al., 2009).

Nous pouvons ainsi conclure que l'architecture globale d'un système hypermédia adaptatif comprend au moins trois parties essentielles: le modèle de l'utilisateur, le modèle du domaine et le modèle d'interaction ou d'adaptation (Benyon, 1993; De Bra, 2004). C'est ce que nous repérons dans les différents modèles d'architecture des systèmes hypermédias adaptatifs qui ont été mis en œuvre, dont nous présenterons les principaux par ordre chronologique d'apparition:

- Le modèle de Dexter (Halasz & Schwartz, 1994) subdivise tout système hypermédia en trois couches (figure 2) : la composante interne où le contenu est représenté comme des éléments indépendants, la couche de stockage où on décrit les liaisons des éléments hypertextes d'un système et la couche exécution qui représente le fonctionnement du système.

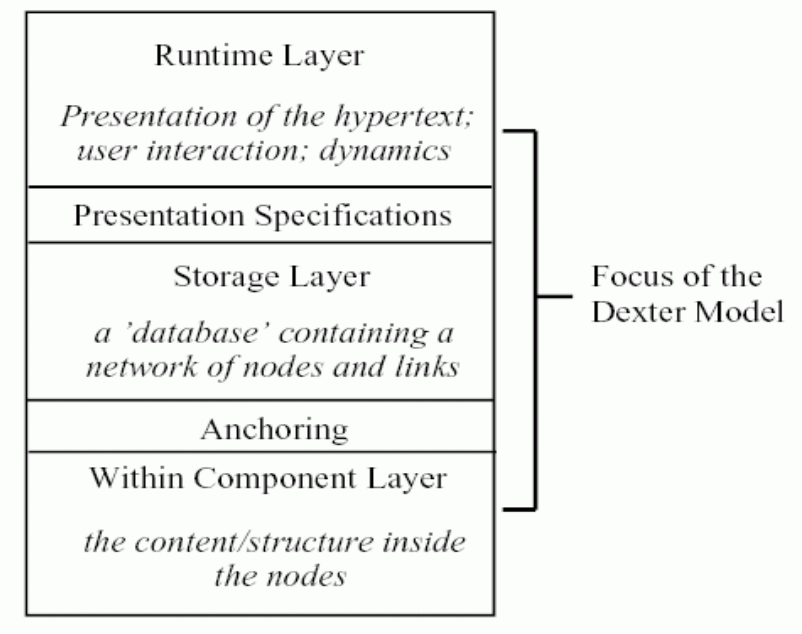

Figure 2 : Le modèle Dexter (tirée de Halasz & Schwartz, 1994)

- Le modèle AHAM (Adaptive Hypermedia Application Model) (De Bra et al., 1999) fut le premier modèle de référence, basé sur le modèle de Dexter, pour la création d'hypermédias adaptatifs dans le domaine du e-learning. Ce modèle a été implémenté dans le système générique AHA! (De Bra & Calvi, 1998), il divise explicitement la couche de stockage d'un système en trois modèles comme le montre la figure 3, à savoir le modèle du domaine, le modèle utilisateur et le modèle d'adaptation. Le modèle du domaine décrit de quelle manière les constituants du domaine d'application sont structurés, que ce soit au niveau conceptuel, au niveau des fragments de ressources d'information ou au niveau des pages à présenter à l'utilisateur. Le modèle utilisateur quant à lui représente les connaissances de l'utilisateur relatives au domaine d'application. Enfin, le modèle d'adaptation rassemble les règles d'adaptation de contenus et de liens en se basant sur le modèle utilisateur et le modèle du domaine. Il sert également à mettre à jour le modèle de l'utilisateur suivant son interaction avec le système.

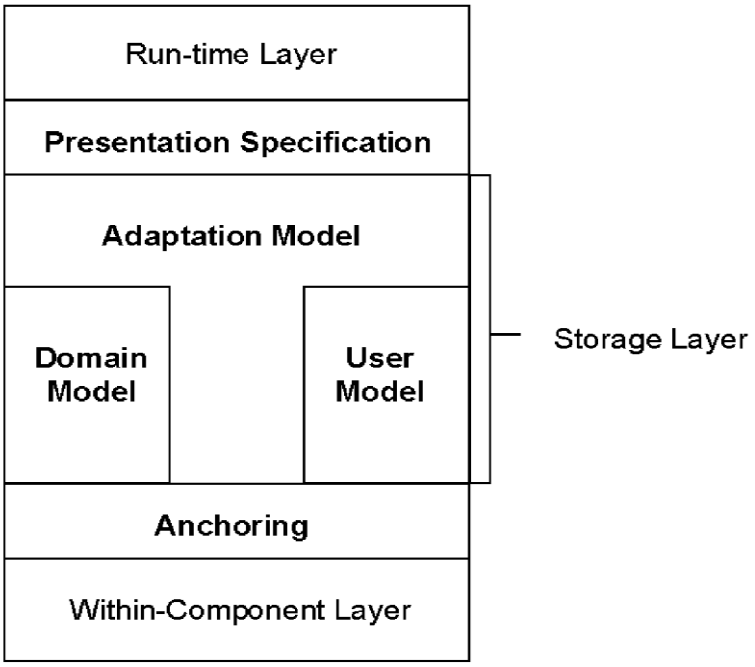

Figure 3 : Le modèle AHAM (tirée de De Bra et al., 1999)

- le modèle de référence de Munich (Koch & Wirsing, 2002), mis à jour en 2006, également basé sur le modèle Dexter, représente une formalisation standard et précise en proposant un modèle abstrait pour la conception de systèmes hypermédias adaptatifs. Ce modèle est décrit par le biais de deux formalismes : UML (Unified Modeling Language), afin de représenter graphiquement les éléments nécessaires aux systèmes adaptatifs, et OCL (Object Constraint Language) pour définir formellement les contraintes posées sur les différents éléments du modèle. L'architecture proposée par ce modèle (figure 4) est comparable à celle d'AHAM avec quelques différences près, par exemple, dans le modèle utilisateur, deux types d'attributs sont pris en compte : les attributs qui sont dépendants du domaine et ceux qui sont indépendants du domaine. Pour le modèle du domaine, ses composants ne sont pas reliés seulement par des relations de navigation, mais aussi par d'autres relations conceptuelles telles que «part de», «pré-requis de» et «variante de». Finalement, en ce qui concerne le modèle d'adaptation, il inclut un adaptateur de contenu, un adaptateur de liens et un adaptateur de présentation.

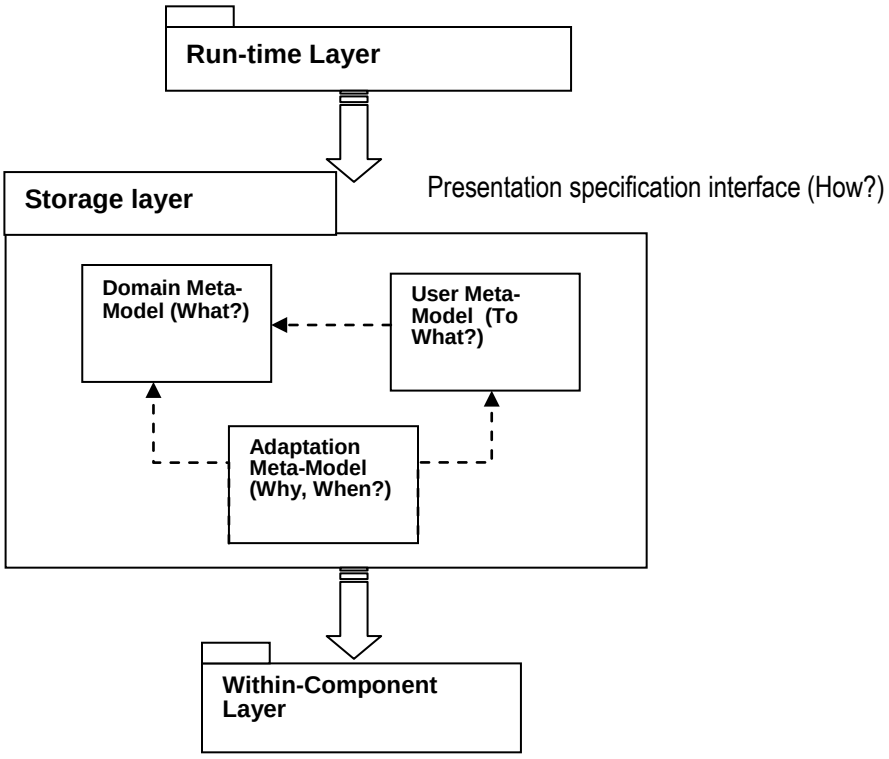

Figure 4 : Le modèle de Munich (tirée de Koch & Wirsing, 2002)

- Le modèle LAOS (Cristea & de Mooij, 2003) est un modèle pour la création de systèmes hypermédia adaptatifs dans le domaine du e-learning. Son architecture divise les systèmes hypermédia adaptatifs en cinq couches comme le montre la figure 5 : un modèle du domaine (DM), un modèle de buts et contraintes (GM), un modèle utilisateur (UM), un modèle d'adaptation (AM) et un modèle de présentation (PM).

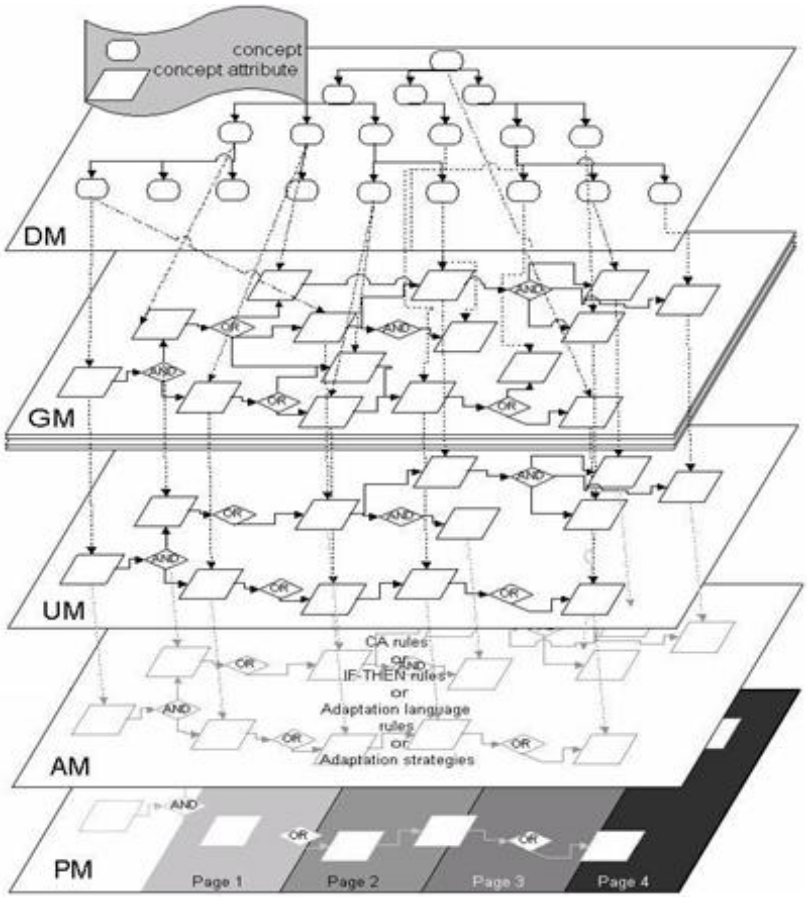

Figure 5 : Le modèle de LAOS (tirée de Cristea & de Mooij, 2003)

Ainsi, le modèle de domaine (DM) est composé d'un graphe de concepts et des relations auxquels sont associés des attributs. Ce modèle représente les ressources et leurs caractéristiques pour l'apprentissage. Le modèle de buts et de contraintes (GM) filtre, rassemble et restructure les concepts du modèle de domaine en fonction des objectifs d'instruction. L'ensemble de ces concepts est reproduit sous forme d'un graphe de nœuds reliés par des arcs qui peuvent être des relations du type AND ou du type OR. Le modèle utilisateur (UM) décrit les données relatives à l'utilisateur dans un graphe de concepts basé sur le modèle d'objectifs et de contraintes (GM). À chaque nœud du graphe sont attachés différents attributs comme le niveau de connaissances de l'apprenant, son âge, ses préférences, etc. Le modèle d'adaptation (AM) assure l'interprétation réelle du modèle d'objectifs et de contraintes (GM), il définit la façon dont le contenu est adapté aux besoins des utilisateurs. Enfin, le modèle de présentation (PM) prend en compte les propriétés physiques et l'environnement de présentation pour la génération d'un certain type de présentation à l'écran associé à un concept donné du modèle du domaine répondant aux objectifs et contraintes du GM.

Il n'y a pas encore de consensus quant à l'architecture idéale des systèmes hypermédia adaptatifs, néanmoins, il est admis que l'architecture de tels systèmes repose généralement sur trois modèles standards à savoir le modèle de l'utilisateur, le modèle du domaine et le modèle d'adaptation (Frasincar & Houben, 2002). Par ailleurs, dans le domaine de l'éducation, les différentes parties des systèmes hypermédias éducatifs ont pris différentes nominations, selon Delestre (2000) ces systèmes sont composés d'un modèle du domaine, d'un modèle de l'élève, d'une base de données pédagogiques et d'un générateur de cours. D'après Piombo et al. (2003), les composantes sont : un modèle de l'élève, un modèle de contenus et une stratégie d'adaptation.

Dans ce document, nous adoptons les nominations suivantes, qui à notre avis sont les plus utilisées ou les plus standards dans les SHAE, à savoir : le modèle de l'apprenant, le modèle du domaine et le modèle d'adaptation. Nous allons faire le point dans les sections suivantes sur les différents standards permettant de mettre en place ces modèles. Tout d'abord nous détaillons les aspects relatifs à la modélisation de l'apprenant, ensuite ceux concernant la modélisation du domaine et finalement ceux qui se rattachent à la modélisation de l'adaptation.

1.1.2. Modélisation de l'apprenant

Il est considéré que la modélisation de l'apprenant est la base de l'adaptation d'un SHAE. C'est l'un des facteurs clés qui influent sur les décisions pédagogiques de tels systèmes, puisqu'un modèle apprenant permet la compréhension et l'identification des besoins de chaque apprenant (Pourret et al., 2008). La modélisation de l'apprenant peut être définie comme le processus de collecte d'informations pertinentes afin d'en déduire son état cognitif actuel, et les représenter de manière à être accessibles et utiles au système pour qu'il puisse s'y adapter (Thomson & Mitrovic, 2009).

Dans un système hypermédia générique, selon Höök (1996) un modèle utilisateur est une connaissance codée de façon explicite ou implicite concernant l'utilisateur, qui est utilisée par le système dans le but de favoriser son interaction. En éducation, le modèle utilisateur (appelé modèle apprenant) a connu des améliorations au fil du temps. Il devient de plus en plus pertinent, ainsi lorsque l'apprenant atteint les objectifs d'un cours par exemple, le système doit être capable de se réadapter à ses connaissances actuelles (Brusilovsky, 2002). Le modèle apprenant est essentiel pour l'adaptation d'un SHAE, il permet entre autres de personnaliser la navigation de l'apprenant selon ses besoins, de présenter les matériels pédagogiques selon son niveau de connaissances ou selon sa préférence personnelle, de planifier l'enseignement d'après ses

connaissances, ses caractéristiques psychologiques ou ses préférences, de sélectionner les stratégies pédagogiques selon son profil psychologique et ses objectifs ou encore d'adapter les tests en fonction de sa performance (Kabassi & Virvou, 2003).

Afin de construire un modèle apprenant, il faut considérer les informations et données qui doivent être recueillies sur l'apprenant, que nous présenterons dans la section données du modèle. Ensuite, nous détaillerons comment les informations sur l'apprenant sont acquises et mises à jour à la section acquisition du modèle. Finalement, nous exposerons les approches utilisées dans la construction du modèle apprenant dans la section type du modèle.

1.1.2.1. Les données du modèle

La première étape cruciale lors de la construction d'un modèle apprenant est la réponse à la question : quelles informations et données doivent être recueillies sur l'apprenant? Selon Yang et al. (2010) pour assurer une adaptation efficace du SHAE, le modèle apprenant doit tenir compte de deux types de caractéristiques : celles qui sont indépendantes du domaine et celles qui dépendent du domaine. En outre, les données indépendantes du domaine (DID) sont relativement statiques (Siadaty et al., 2012). Ceux-ci incluent des *données génériques* sur l'apprenant tels que le courriel, l'âge, la langue maternelle, les diplômes obtenus, etc., et des *données psychologiques* comme le style d'apprentissage, les capacités cognitives, etc. En général, les DID sont déterminées avant le processus d'apprentissage, dans la plupart des cas à l'aide de questionnaires, et restent inchangées tout au long de la session d'apprentissage. On exclut les cas où l'utilisateur décide de modifier certaines de ses données ou le concepteur choisit de mettre à jour dynamiquement certaines données tel le style d'apprentissage d'un apprenant en fonction de son évolution dans le système. Tandis que les données dépendantes du domaine (DDD) sont dynamiques et mises à jour automatiquement par le système.

Par conséquent, le défi d'un concepteur de SHAE consiste à définir les DDD que nous avons classifiées en trois catégories :

• **l'état de l'apprenant par rapport au domaine**, en ce qui a trait à ses objectifs d'apprentissage, ses intérêts et son plan de formation. En effet, ses objectifs ou objectifs intermédiaires peuvent être modifiés en fonction de l'évolution du processus d'apprentissage ;

• **les connaissances de l'apprenant**, incluant les connaissances acquises par l'apprenant, ses résultats d'évaluation ou encore ses idées fausses sur le domaine. Ces données seront mises à jour au fur et à mesure de son interaction avec le système ;

• **L'interaction entre le système et l'apprenant**, où sont enregistrés l'historique complet de la navigation de l'apprenant, sa durée de connexion, ses capacités et les données relatives à son environnement d'apprentissage.

Certaines DDD sont généralement mesurées au moyen de questionnaires et de tests que l'apprenant doit effectuer au cours de son processus d'apprentissage. En outre, d'autres DDD sont obtenues grâce à l'observation des actions de l'apprenant, d'autres encore sont inférées à partir des premières données reçues.

Le nombre et le type de données utilisés dans le modèle apprenant dépendent fortement de la finalité de chaque système. Certaines sont pertinentes pour un type déterminé de modèle apprenant et pas pour d'autres (Brusilovsky, 2001). Par conséquent, pour chaque SHAE, il sera nécessaire de définir quelles sont les données pertinentes sur l'utilisateur à considérer. Dans le tableau 1, nous présentons les données les plus fréquentes dans les modèles apprenant.

Tableau 1 : Les caractéristiques communes dans la modélisation de l'apprenant

Données	**Profil**	**Caractéristiques**	**Exemples**
Données indépendantes du domaine	profil générique	Informations personnelles	Nom, courriel, mot de passe, etc.
		Données démographiques	Age, sexe, langue maternelle, etc.
		Background académique	Scientifique, littéraire, économique, etc.
		Qualifications	Diplômes, certificats, etc.
		Connaissances antérieures	Connaissances de l'apprenant, déclaratives ou procédurales, traduites en concepts avec indication qualitative, quantitative ou probabiliste
		Déficiences : visuelle ou autre	Utilisation de lunettes, appareil auditif, etc.
		Domaine d'application	Localisation de l'apprenant, etc.
		Caractéristiques par héritage	Création de stéréotypes qui permettent de classer l'utilisateur
	profil psychologique	Style d'apprentissage	Définition du style d'apprentissage
		Disponibilité	Nombre d'heures prévues pour l'utilisation du système
		Capacités cognitives	Aptitudes cognitives et métacognitives
		Traces de la personnalité	Profil psychologique (introverti, extraverti, actif, etc.)

Données	Profil	Caractéristiques	Exemples
Données dépendantes du domaine	État de l'apprenant par rapport au domaine	Objectifs	Questionnaires qui permettent de déterminer quels objectifs mènent l'apprenant à utiliser le système
		Planning	Plan de la formation par exemple
		Intérêts	Définition des intérêts de l'utilisateur dans le but d'adapter la navigation et le contenu
	Interaction entre le système et l'apprenant	Durée de connexion au système	Longue période de connexion, courte ou moyenne
		Aptitudes	Définition de la capacité de l'apprenant à utiliser le système
		Contexte du modèle	Données relatives à l'environnement de l'utilisateur (résolution de l'écran, etc.)
		Description complète de la navigation	Enregistrement des traces des actions et accès à chacune des pages visitées par l'utilisateur
	Connaissances de l'apprenant	Connaissances acquises	Connaissances assimilées par l'utilisateur traduites en concepts
		Erreurs et idées fausses	Les idées fausses que l'apprenant peut avoir sur le domaine
		Résultats de l'évaluation	Données de tous tests et exercices effectués par l'utilisateur

Au cours des dernières années, on a tenté de normaliser le modèle apprenant (Chatti et al., 2005; Mirri et al., 2011). Ainsi, un nombre de normes ont vu le jour, deux d'entre elles sont les plus importantes : l'IEEE Personal and Private Information (PAPI)[1] et l'IMS Learner information Package (LIP)[2]. Comme le montre la figure 6, la norme LIP contient plus de catégories de données sur un utilisateur que PAPI, de sorte à ce que toutes les caractéristiques du PAPI puissent être exprimées par LIP.

[1] Disponible sur la page: http://standards.ieee.org/findstds/standard/1484.11.1-2004.html
[2] Disponible sur la page: http://www.imsglobal.org/profiles/index.html.

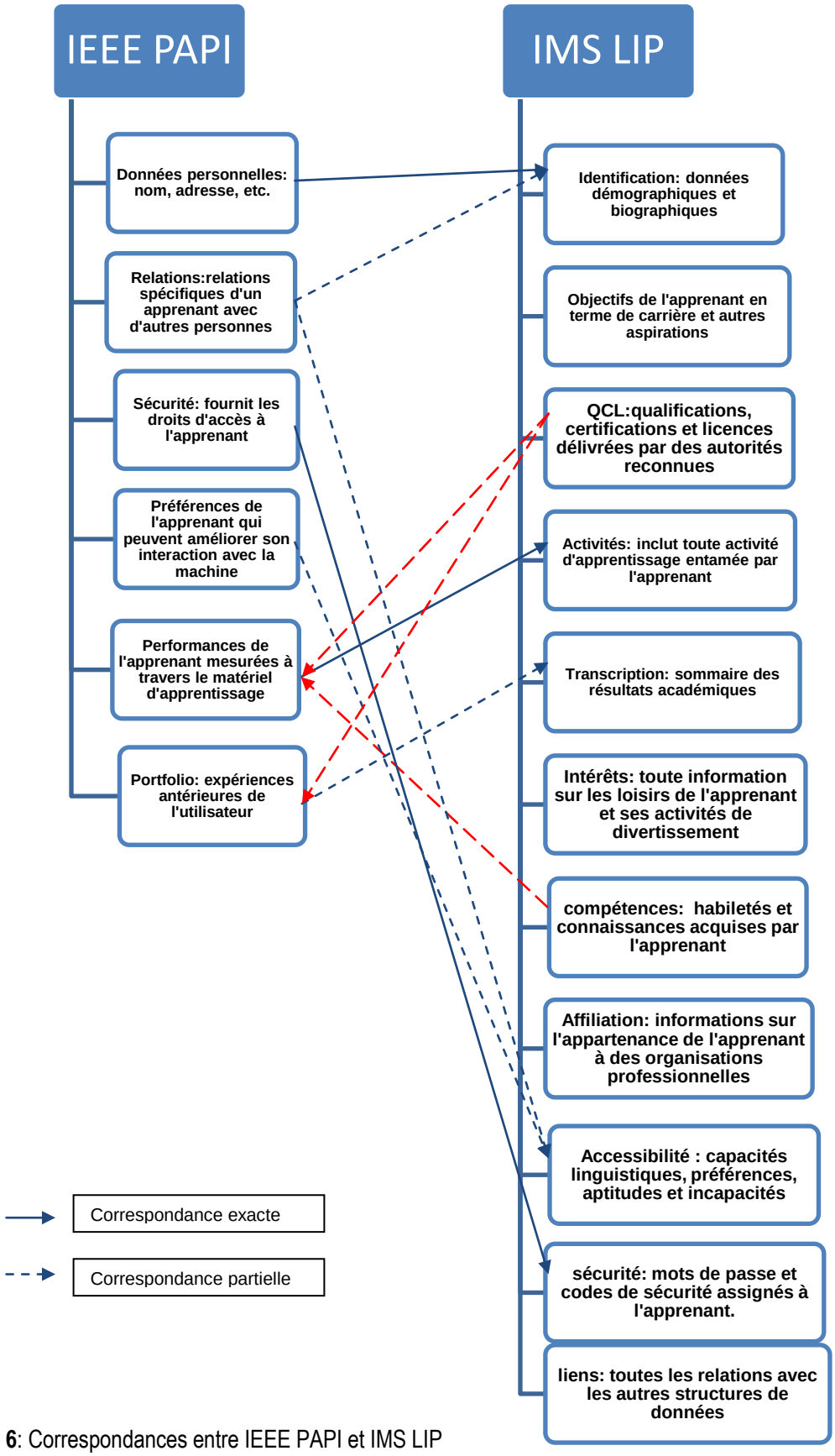

Figure 6: Correspondances entre IEEE PAPI et IMS LIP (traduite de Chatti et al., 2005)

Le but de ces normes est de définir un format d'échange standard pour les métadonnées de l'apprenant et de rendre ces informations disponibles de manière flexible permettant le stockage, la manipulation, l'accès et la recherche. Nous pensons que les deux normes ont un seul inconvénient qui est de ne pas inclure le style d'apprentissage et le style cognitif de l'apprenant, ce qui pourrait être une amélioration des deux normes dans l'avenir.

Dans la section qui suit, nous passons en revue les différentes définitions qui ont été données au style d'apprentissage, puisque c'est la donnée la plus fréquente dans les SHAE, et exposons ensuite les modèles de styles d'apprentissage les plus utilisés.

1.1.2.2. Les styles d'apprentissage utilisés en SHAE

Par un simple parcours de la littérature, on s'aperçoit rapidement de la pluralité et la diversité des définitions et modèles des styles d'apprentissage. En effet, selon le dictionnaire, le style, c'est la « manière personnelle d'agir et de se comporter» (le ROBERT, 2008). Si on applique cette définition au style d'apprentissage d'un individu, ce serait son mode personnel de saisie et de traitement de l'information ou sa façon privilégiée d'entamer et de résoudre un problème.

Le concept de style d'apprentissage a été utilisé pour la première fois dans les années 1960. Il a été défini par Dunn et Dunn (1978) comme une façon d'apprendre unique à chaque individu qui est fondée sur ses points forts et ses préférences. Par la suite, Keefe (1985, p.138) l'a caractérisé par « l'ensemble des facteurs cognitifs, affectifs et physiologiques qui agissent à titre d'indicateurs relativement stables de la manière dont l'apprenant perçoit son environnement d'apprentissage, interagit avec cet environnement et y répond ».

D'autres auteurs, tels que Curry (1990) ou Reinart (1976) par exemple, considèrent que le style d'apprentissage correspond à une sorte de programme intérieur qui gère le comportement de la personne.

Il est considéré que si on peut déterminer efficacement le style d'apprentissage d'un apprenant et que l'environnement d'apprentissage est conçu selon ce style, les résultats académiques peuvent bien être améliorés (Santo, 2008). En effet, connaître le style d'apprentissage d'un apprenant permet la personnalisation du processus de l'enseignement afin qu'il lui soit le plus approprié. C'est un avantage aussi pour l'apprenant d'être conscient de son style, il saura ainsi ses points forts et faibles et aura tendance à

choisir l'environnement d'apprentissage qui lui est convenable où il apprendra mieux et de façon permanente (Kazu, 2009).

Jusqu'à date, pas moins de 71 modèles de styles d'apprentissage ont été développés. Ces différents modèles ont été regroupés en quatre typologies selon Curry (1983) :

- Les modèles de style d'apprentissage, qui s'appliquent aux préférences particulières pour les conditions pédagogiques d'enseignement et d'apprentissage, sont les moins stables, car ces préférences peuvent varier chez l'apprenant d'un moment à l'autre.
- Les modèles de style d'apprentissage, qui s'intéressent à la manière dont l'apprenant traite l'information, lors d'un nouvel apprentissage en termes de moyens privilégiés, tel le modèle de KOLB (1984), sont plus ou moins stables.
- Les modèles de style d'apprentissage, qui s'occupent des traits cognitifs de la personnalité de l'apprenant, sont les modèles les plus stables donc rarement modifiables, par exemple le modèle de Myers & Briggs Type Indicator (Myers et al., 1998).
- Les derniers modèles rajoutés par la suite sont relatifs à l'interaction sociale des apprenants les uns avec les autres. Ce type de modèle est le mieux représenté par le modèle de Grasha & Reichmann (1975).

Nous nous sommes particulièrement intéressée ici aux modèles de styles d'apprentissage les plus utilisés dans les environnements d'apprentissage assistés par ordinateur. Nous avons répertorié cinq modèles principaux et quatre autres, moins utilisés, que nous avons rassemblés dans la section autres modèles.

Le modèle de Kolb

La théorie de l'apprentissage expérientiel, de David KOLB (1984), repose sur quatre styles d'apprentissage :

- l'accommodateur ou le concret-actif, qui est méthodique et pragmatique, il apprend essentiellement par manipulation et expérimentation ;
- le divergent ou le concret-réfléchi, qui a la vocation d'être sociable et sentimental, il a un sens élevé de l'observation, une grande imagination et des intérêts divers ;
- le convergent ou l'abstrait-actif, qui est plus à l'aise avec des exercices à vocation technique que sociale, il met en application les concepts et les théories ;
- l'assimilateur ou le réfléchi-abstrait, qui traite l'information de façon ordonnée et logique, il met plus de réflexion sur les idées et les théories mais moins de pratique.

Afin d'identifier les différents styles chez l'apprenant, KOLB a construit un questionnaire qu'il a nommé *le Learning Style Inventory*, un instrument qu'il perfectionna au cours des années 80 (Kolb, 1985).

Pour ce modèle, l'auteur a étudié les stratégies d'enseignement qui favorisent l'apprentissage chez chaque style. La figure 7 schématise l'appropriation stratégie d'enseignement au style d'apprentissage.

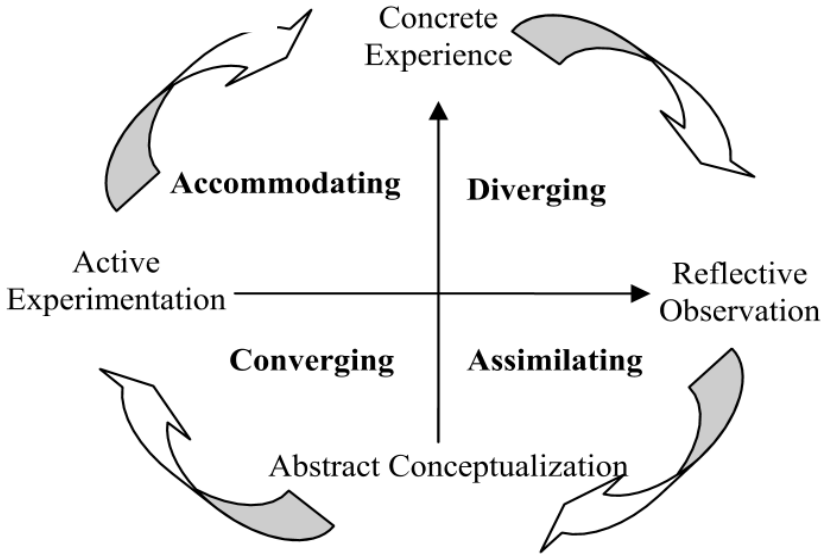

Figure 7 : Liens entre stratégies d'enseignement et styles d'apprentissage (tirée de KOLB, 1984).

Ainsi, les stratégies d'enseignement appropriées à chaque style sont :

- pour l'accommodateur, la découverte indépendante ;
- pour l'assimilateur, le cours magistral suivi d'une démonstration ;
- pour le convergent, l'interaction professeur/apprenant, résolutions de problèmes, applications de concepts, etc. ;
- pour le divergent, le cours magistral affiné sur des points très précis d'un système ou concept, suivi d'une activité d'exploration.

Le modèle de Honey et Mumford

Honey et Mumford (1986, 1992) se sont inspirés du modèle de KOLB et se sont donc intéressés à la manière dont l'apprenant traite l'information. Ils ont ainsi développé *le Learning Styles Questionnaire*, un outil qui permet d'évaluer quatre styles d'apprentissage :

- Le style actif se caractérise par le choix d'apprendre à partir d'expériences inédites et de situations-problèmes.

- Le style réfléchi se démarque par l'observation et l'étude des nouveaux concepts selon différents points de vue. L'apprenant de ce style est plus à l'aise avec des activités exigeant la réflexion, l'analyse et la déduction.
- Le style théoricien se distingue par la volonté d'associer tout modèle ou théorie à un cadre conceptuel logique. L'apprenant de ce style assimile mieux à partir d'activités théoriques, où il est envisageable de former des modèles.
- Le style pragmatique se caractérise par l'application pratique d'idées, de théories et de procédures. Il favorise les activités présentant des liens entre les connaissances et la vie réelle.

Le modèle de Felder et Silverman

Le modèle Felder et Silverman (1988) a été initialement explicité dans un contexte d'ingénierie scientifique et s'inspire du modèle de Kolb. Il fait donc partie des modèles qui classifient les apprenants selon les moyens pertinents qu'ils utilisent pour percevoir l'information et traiter cette information. C'est le modèle le plus utilisé dans les environnements d'apprentissage assistés par ordinateur. Il a également été appliqué dans une vaste gamme de disciplines. Ce modèle décrit les différentes façons d'apprendre chez les apprenants selon quatre axes :

- la participation de l'apprenant (actif / réflectif) ;
- la perception des apprenants (analyseur / intuitif) ;
- le format préféré de l'apprenant (visuel / verbal) ;
- la présentation du contenu (séquentiel/global).

La combinaison des quatre axes permet de décrire 16 styles d'apprenants différents. Le tableau 2 résume des caractéristiques de chaque style et des activités qui pourraient l'aider afin de mieux apprendre. Les différents styles d'apprenants peuvent être détectés grâce à *l'Index of Learning Style Questionnaire,* un questionnaire de 44 questions développé par Felder et Soloman (1997)[3].

[3] Repris en 2006, disponible sur le site : https://www.engr.ncsu.edu/learningstyles/ilsWeb.html

Tableau 2 : Caractéristiques des styles d'apprentissage selon le modèle de Felder et Silverman (1988)

Style	Caractéristiques de l'apprenant de ce style	Type d'activités qui peuvent aider l'apprenant de ce style.
Actif/ réflectif	• L'apprenant actif a tendance à appliquer les informations et en discuter, il apprécie le travail en équipe. • L'apprenant réflectif opte plus pour la réflexion silencieuse à l'information et préfère travailler seul.	• Initier les apprenants actifs à travailler en petits groupes, discuter de sujets ou problèmes, poser des questions et expliquer les uns aux autres. • Amener les étudiants réflectifs à faire des résumés de lecture ou notes de cours et discuter des applications possibles du contenu.
Analyseur/ intuitif	• L'analyseur retient plus les faits avec leurs détails, il penche vers tout ce qui est pratique et préfère travailler avec des méthodes bien définies, par contre déteste les surprises. • L'apprenant intuitif opte pour la découverte des éventualités et des nouveautés, il comprend aisément les nouveaux concepts et les abstractions, en revanche il n'aime pas les travaux routiniers et ceux qui nécessitent beaucoup de mémorisation.	• Rapporter toujours le contenu du cours à ses applications dans le monde réel, travailler avec des exemples clairs et essayer le plus souvent de passer à la pratique des nouveaux concepts. • Rajouter des commentaires aux notes de cours qui expliquent mieux les théories; inciter les étudiants intuitifs à faire plusieurs lectures sur des sujets spéciaux et les rappeler lors des épreuves de lire attentivement les questions avant d'y répondre à la hâte.
Visuel/ verbal	• Similaire au modèle de VARK, l'apprenant visuel mémorise bien tout ce qu'il voit comme image, diagramme, démonstration, vidéo, etc. • L'apprenant verbal retient le maximum d'informations de toute explication orale ou écrite. Il est à l'aise avec les cours magistraux.	• Enrichir le contenu du cours avec des outils visuels, rendre accessible aux apprenants les vidéos et enregistrements des cours et se servir de schémas conceptuels pour clarifier un contenu. • Encourager les apprenants verbaux à rédiger des résumés de la matière enseignée en leurs propres mots et les expliquer aux autres dans le cadre d'un travail en groupe.
Séquentiel/ global	• Le séquentiel préfère apprendre de façon ordonnée et logique, c'est l'équivalent de ''l'assimilateur'' du modèle de Kolb. • L'apprenant global comprend une matière comme au hasard sans faire de liens au départ. Dès qu'il saisit l'idée générale, il peut résoudre des problèmes complexes sans pouvoir forcément expliquer comment.	• Arranger les cours de façon séquentielle, demander à l'apprenant de relier les concepts nouveaux à ceux déjà assimilés afin de suivre leur évolution; • Commencer toujours par un aperçu général de la matière enseignée et rappeler les apprenants globaux de faire des liens entre ce qu'ils savent déjà et ce qui est nouveau pour eux, enfin l'appliquer à d'autres sujets.

Le modèle de VARK

Le modèle VARK de Fleming (1995) est l'un des modèles de styles d'apprentissage courts et simples, basé sur la personnalité de l'apprenant. Il comprend quatre styles qu'on peut détecter chez l'apprenant grâce au questionnaire de VARK[4]. Les quatre styles d'apprenants sont :

- les apprenants visuels, qui apprennent mieux avec du matériel visuel tels les graphiques, les démonstrations, les diaporamas ou les vidéos;
- les apprenants auditifs, qui comprennent mieux une matière lorsqu'ils l'écoutent de vive voix, ils aiment bien en discuter avec les autres et échanger les idées;
- les apprenants préférant lire-écrire, qui assimilent bien un contenu en le lisant et l'écrivant, ils ont une bonne mémoire de ce qu'ils lisent et prennent toujours des notes des cours auxquels ils assistent et ont tendance à noter toute instruction;
- les apprenants kinesthésiques/tactiles, qui apprennent mieux avec la pratique, ils sont actifs et aiment écouter de la musique en étudiant. Lorsqu'ils sont devant un contenu écrit, ils préfèrent le pré-visualiser et ensuite surligner ce qu'ils jugent important.

Le modèle basé sur le MYERS-BRIGGS TYPE INDICATOR (MBTI)

C'est un modèle qui évalue les traits psychologiques d'un apprenant suivant une méthode proposée par Myers et Briggs (1962) en poursuivant les travaux initiés par Jung (1910). Ce modèle est très riche en matière de documentation et a beaucoup apporté sur le plan professionnel et le développement personnel. Il se base sur un indicateur MBTI sous forme de questionnaires qui sert à identifier 16 grands types de personnalité à partir de deux préférences possibles sur chacune des quatre dimensions :

- L'orientation de l'énergie : Extraversion (E) / Introversion (I). L'extraversion désigne les personnes qui tirent leur énergie du monde extérieur donc ceux qui sont actifs, expressifs et sociables. L'introversion par contre identifie ceux qui sont dynamisés de l'intérieur, ils sont plutôt discrets et réservés.

- Le recueil d'information : Sensation (S) / Intuition (N). On dit qu'une personne est sensitive si elle se base sur l'expérience réelle, les données et les faits, si elle tend plus vers l'observation et la pratique, alors qu'une personne est dite intuitive si elle a beaucoup d'imagination, un sens du global et se fie à son instinct.

- La prise de décision : Pensée (T) / Sentiment (F). Cet indicateur évalue si la personne prend ses décisions en utilisant la pensée c'est-à-dire un raisonnement logique basé sur des règles et des principes

[4]Traduit en français par J. Barette(2014), disponible sur : http://vark-learn.com/

tout en restant objectif, ou bien si la personne utilise le sentiment ou en d'autres termes ses valeurs personnelles pour évaluer toute situation ou renseignement.

- Le mode d'action : Jugement (J) / Perception (P). Ceux qui agissent selon leur jugement sont caractérisés par le contrôle et la maitrise de leur vie, ils aiment tout planifier et ordonner d'une façon formelle, tandis que les perceptifs sont ouverts aux changements, donc plutôt flexibles et décontractés.

À part son utilisation en éducation pour connaître le mode d'apprentissage des étudiants de 16 ans et plus, le MBTI est utilisé pour l'orientation professionnelle, l'accompagnement individuel, les relations interpersonnelles, ou encore les cultures d'entreprise (Coe, 1992; Sach & Sharp, 2010).

Les autres modèles

D'autres modèles de styles d'apprentissage ont été utilisés mais rarement dans les environnements d'apprentissage assistés par ordinateur, comme le modèle cognitif de Witkin et Goodenough (1981) où on a spécifié deux styles soit dépendant ou indépendant du champ d'apprentissage. Dans le premier style, la façon de percevoir le champ d'apprentissage est plutôt globale et ne prête pas beaucoup d'importance aux détails. Par contre, les apprenants du second style ont un esprit analytique pour les détails spécifiques.

En outre, dans le contexte de l'interaction sociale chez les apprenants, nous retrouvons le modèle de Grasha et Reichmann (1975), qui analyse les attitudes des élèves et la façon dont ils abordent l'apprentissage vis-à-vis de leurs pairs. Les six styles d'apprentissage proposés par ce modèle sont : l'évitant, le participatif, le compétitif, le collaboratif, le dépendant et l'indépendant. L'échelle Grasha-Reichmann (1975) sert à définir lequel de ces styles est dominant chez l'apprenant.

Il y a également le modèle de Keefe et Monk (1986) qui se base sur 23 variables regroupées en trois volets par Leblanc et al (2000) :

- les habiletés cognitives : habileté analytique, habileté spatiale, habileté de discrimination, habileté de catégorisation, habileté de traitement séquentiel, habileté de mémorisation ;
- les réponses perceptives : visuelles, auditives et émotives ;
- les préférences pour l'étude et l'enseignement : persévérance au travail, désir d'exprimer son opinion, préférence verbale-spatiale, préférence pour la manipulation, préférence pour travailler à un temps précis de la journée, préférences ayant trait au regroupement, à l'arrangement spatial, à la mobilité, au type d'environnement sonore, à la luminosité et à la température.

Ces différentes variables sont mesurées avec le questionnaire lié au modèle nommé *le Learning Style Profile.*

Le modèle de Dunn et Dunn (1978) se base sur 21 variables divisés en cinq grandes catégories : environnementales, affectives, sociologiques, physiologiques et psychologiques et fait appel à l'outil de mesure intitulé *le Learning Styles Inventory.*

Les intelligences multiples de Gardner (1983) est un modèle cognitif, selon lequel il y a sept types d'intelligences reliés à sept compartiments de notre cerveau. Les formes de ces intelligences, leur force relative ainsi que la manière et l'aisance avec laquelle on peut les transformer diffèrent d'une personne à l'autre. Ces sept intelligences sont : l'intelligence linguistique, l'intelligence logico-mathématique, l'intelligence spatiale, l'intelligence musicale, l'intelligence corporelle-kinesthésique, l'intelligence interpersonnelle et l'intelligence intra-personnelle.

Le modèle de Popescu (2008) est un modèle de style d'apprentissage unifié qui intégre les caractéristiques de plusieurs modèles proposés dans la littérature. Ce modèle englobe les critères suivants :

- le mode de perception : visuel vs verbal ;
- la façon de traiter l'information : concepts abstraits vs exemples pratiques; atomistique vs holistique; expérimentation active vs observation réfléchie, attentif aux détails vs global ;
- la dépendance au champ vs l'indépendance au champ d'application ;
- le raisonnement : déductif vs inductif ;
- l'organisation de l'information : synthèse vs analyse ;
- la motivation : intrinsèque vs. extrinsèque; profonde vs en surface; résistante vs. stratégique ;
- la persistance : haute vs basse ;
- la stimulation : concentration sur une tâche à la fois vs alternance de plusieurs tâches et sujets ;
- l'aspect social : travail individuel vs le travail d'équipe ; introversion vs. extraversion ; concurrentiel vs collaboratif ;
- la coordination : affectivité vs pensée.

Conclusion

Les recherches sur les styles d'apprentissage ont été mises au point au départ afin d'améliorer les stratégies pédagogiques de l'apprentissage en présentiel dans une perspective de pédagogie éducative centrée sur l'apprenant. Ils ont alors suscité d'autres recherches sur les stratégies d'enseignement comme nous l'avons vu avec le modèle de KOLB (1984). D'autres auteurs comme Dunn et Griggs (2003) affirment la nécessité de l'adaptation aux styles d'apprentissage. Ils estiment que les enseignants devraient adapter les conditions et

l'environnement d'apprentissage aux préférences des apprenants, tout en évitant, autant que possible, les activités pour lesquelles ils présentent le moins d'intérêt. De même Coffield et al. (2004) soulignent que les étudiants peuvent devenir plus efficaces dans leur apprentissage s'ils sont conscients de leurs principales qualités. D'où l'importance d'adapter les SHAE au style d'apprentissage.

1.1.2.3. Le type d'acquisition du modèle

L'acquisition pertinente d'informations sur les apprenants peut être faite par des méthodes automatiques (Webb et al, 2001) ou bien par un questionnement direct de l'apprenant (Marinilli et al, 1999). Ainsi le mode d'acquisition peut prendre trois formes : *acquisition explicite*, *acquisition implicite* ou *acquisition mixte*.

L'acquisition explicite

Elle consiste à demander explicitement à l'apprenant ses préférences en début de l'activité, en le sollicitant, par exemple, à répondre à un questionnaire. C'est le moyen le plus simple où on représente les préférences de l'apprenant, issues de leurs réponses, sous la forme d'un vecteur de mots-clefs pondérés (Marinilli et al, 1999).

L'acquisition implicite

Elle consiste à observer l'apprenant lors de son utilisation du système. Le modèle est inféré à partir des traces de navigation (Broisin & Vidal, 2007). Ces auteurs préconisent que la meilleure façon de découvrir les caractéristiques de l'apprenant pour renseigner son modèle est de le faire par l'intermédiaire de fichiers de logs qui sont créés tout au long de la session. Ces fichiers peuvent contenir par exemple les attributs caractérisant les actions de l'apprenant, tels que le temps de la connexion, les concepts visités, le type du raisonnement, etc. Des techniques de fouilles de données sont également utilisées.

L'acquisition mixte

L'acquisition mixte combine à la fois une phase d'initialisation explicite pour bâtir un premier modèle de l'apprenant et une phase implicite de mise à jour du modèle en observant les interactions de l'apprenant avec le système (Sancho et al., 2005).

1.1.2.4. Le type du modèle

Plusieurs types de modèles apprenant ont été rapportés dans la littérature. Certains définissent la structure du modèle apprenant, comme les cinq premiers modèles que nous citons, alors que d'autres référent à la façon

de gérer le modèle apprenant, ce qui se traduit, par exemple, dans les cinq derniers modèles. Cette répartition est bien détaillée dans la taxonomie proposée par Medina-Medina et Garcia-Cabrera (2016).

Le modèle Overlay

Le modèle Overlay, traduit par modèle par recouvrement ou modèle d'expertise partielle dans certains articles, est le plus connu et le plus utilisé (Delestre, 2000). Il est apparu dans les premiers systèmes hypermédias éducatifs depuis son invention par Stansfield et al. (1976). Dans ce modèle, la connaissance de l'apprenant est considérée comme étant un sous ensemble de la connaissance d'un expert du domaine. Ainsi l'objectif est de faire un recouvrement parfait des connaissances de l'expert par l'apprenant. En général, le domaine des connaissances étudié est décomposé en un ensemble de règles, de faits, de concepts ou autres éléments à étudier qui seront facilement mesurables, c'est-à-dire pour chaque séquence pédagogique, on mesure la réussite ou l'échec de l'apprenant. La valeur associée à chaque élément du modèle peut être de différents types et avoir différentes significations.

En effet, De Bra (1996) a utilisé des variables binaires telles «acquis – non acquis» pour représenter les deux états possibles de chaque élément. Brusilovsky et Millán (2007) ont distingué plusieurs niveaux de connaissances en utilisant une valeur qualitative : « Bon, Moyen ou Mauvais ». Tandis que Mustafa et Sharif (2011) se sont servis de valeurs numériques pour représenter le niveau de connaissances de chaque concept. Tant que le seuil de réussite n'est pas atteint, le système propose des séquences pédagogiques sur le même concept.

Le modèle différentiel

C'est une variante du modèle Overlay qui est plus flexible (Burton et al, 1978). Dans ce modèle, on représente les connaissances de l'apprenant comme un sous-ensemble d'un niveau de connaissances demandé qui lui-même constitue une partie des connaissances de l'expert. Ainsi on focalise sur le niveau de connaissances de l'apprenant uniquement pour les concepts visés jugés pertinents à l'apprentissage. De ce fait, la difficulté de ce modèle réside dans la définition des séquences pédagogiques réellement nécessaires pour l'atteinte d'un certain objectif d'apprentissage et des objectifs significatifs pour chaque apprenant dans un domaine spécifique.

Le modèle des erreurs (buggy model)

Le modèle des erreurs ou aussi appelé modèle de perturbation est une extension du modèle Overlay, dans lequel la connaissance de l'apprenant est représentée comme un sous-ensemble de la connaissance de

l'expert complété avec un modèle des erreurs ou idées fausses chez l'apprenant (Mayo & Mitrovic, 2000). On suppose que le comportement erroné de l'utilisateur est causé par l'application systématique d'une perturbation à la place de la règle correcte. Ainsi, le système, après une analyse empirique des erreurs de l'apprenant, sera capable de mieux réagir pour combler ses lacunes.

Le modèle basé sur les stéréotypes

Le modèle basé sur les stéréotypes consiste à classer les apprenants parmi un ensemble de stéréotypes prédéfinis, cette notion découle des travaux de Rich (1999). Le principe est d'utiliser ces stéréotypes comme guide pour le choix d'une séquence pédagogique. Plus précisément, un stéréotype contient les connaissances communes au sujet d'un groupe d'utilisateurs. Tout nouvel utilisateur sera affecté à un stéréotype donné tant que ses caractéristiques correspondent à celles appropriées à ce stéréotype. Les caractéristiques les plus utilisées par les chercheurs sont le style d'apprentissage, le niveau de connaissances, le but d'apprentissage et les habiletés cognitives. La modélisation avec des stéréotypes est souvent une solution au problème d'initialisation du modèle apprenant en l'attribuant à l'un des stéréotypes (Tsiriga & Virvou, 2002).

Le modèle historique

Ce modèle enregistre certaines informations sur les visites de l'apprenant des pages individuelles telles que le nombre de visites ou le temps passé sur chaque page et se sert de ces informations pour adapter le système (Houben et al., 2009). Ce type de modèle était utilisé dans les premiers systèmes hypermédias adaptatifs, les plus modernes ont tendance à l'ignorer ou à l'utiliser comme une source secondaire d'adaptation.

Le modèle basé sur les techniques d'apprentissage automatique (TAA)

La modélisation de l'apprenant implique un processus d'observation de ses actions et de ses comportements, processus qui devrait être automatisé par le système afin de mieux s'adapter aux besoins de l'apprenant. C'est dans cette optique que les SHAE se sont servies des TAA pour répondre à ce besoin. En effet les TAA sont concernées par la formation de modèles à partir d'observations et ont été largement étudiées pour l'induction automatisée (Webb et al., 1997). Les observations du comportement de l'apprenant peuvent fournir des exemples de formation qu'un système basé sur les TAA peut utiliser pour induire un modèle de prédiction des actions futures (Webb et al., 2001).

Les TAA les plus communes et les plus utilisées par les SHAE sont :

- Les réseaux de neurones qui tentent d'imiter le mécanisme d'apprentissage du cerveau humain, apparus suite aux travaux de McCulloch & Pitts (1959), sont capables d'apprendre en mettant en œuvre le principe d'induction ou d'apprentissage par l'expérience. Ces réseaux sont composés de couches de neurones. Ces

neurones sont appelés des nœuds qui, à leur tour, sont reliés par des liens pondérés. La plupart des réseaux de neurones comptent au moins trois couches à savoir une couche d'entrée, une couche cachée et une couche de sortie. La couche d'entrée recueille les données des capteurs externes du réseau puis répercute l'information sur la couche suivante qui est elle-même connectée à une autre couche, et ainsi de suite jusqu'à la couche de sortie. D'une couche à l'autre, tous les nœuds de première couche sont reliés à tous les nœuds de la couche suivante. Les liens entre les nœuds sont souvent appelées "synapses". Chaque synapse possède un coefficient synaptique. Les valeurs de sorties des nœuds de la couche précédente sont ainsi multipliées par ce coefficient puis additionnées aux nœuds de la couche suivante. Chaque couche a une fonction de sortie ou d'activation du niveau supérieur qui permet de générer la sortie. Le choix de cette fonction est judicieux et joue un rôle important dans la constitution du réseau (Rivals & Personnaz, 2003).

- Les machines à vecteurs de support (en anglais Support Vector Machine, SVM) sont un ensemble de techniques destinées à résoudre des problèmes de classement (Clustering) et de régression. Les SVM ont été développés dans les années 1990 à partir des considérations théoriques de Vapnik (Vapnik & Cortes, 1995) sur le développement d'une théorie statistique de l'apprentissage : la théorie de Vapnik-Chervonenkis. Les SVM ont rapidement été adoptés dans les applications de l'apprentissage en ligne, vu leur efficacité pour les données de grandes dimensions même dans le cas où le nombre de dimensions est supérieur au nombre d'échantillons, le faible nombre d'hyper paramètres, leur bonne mémoire, leur versatilité puisque la fonction de décision qui leur est appropriée peut prendre différentes formes en plus de leurs garanties théoriques. Le lecteur peut avoir plus d'informations sur ce type de technique en consultant les références : Keerthi et al. (2006) ou Laskov et al. (2006).

- Les algorithmes génétiques, qui sont de plus en plus utilisés dans les SHAE, constituent en fait une technique de recherche et d'optimisation basée sur les principes de la génétique et de la sélection naturelle (Haupt & Haupt, 2004). Un algorithme génétique typique commence par une première série de solutions aléatoires à un problème donné, appelée une population, où chaque individu de la population est appelée chromosome. Un chromosome est une série de gènes qui représente une solution au problème et les gènes constituent les éléments individuels de la solution. Chaque chromosome est évalué par son degré d'habileté tel que calculé par la fonction objective du problème. Les chromosomes évoluent par itérations successives, appelées générations. Les nouveaux chromosomes sont formés en utilisant trois opérateurs génétiques primaires : la sélection, l'accouplement et la mutation, et constituent ainsi une nouvelle génération de population. Ce processus se poursuit pour atteindre la solution optimale. Ce type d'algorithme est utilisé dans le modèle apprenant pour représenter l'état de ses connaissances.

Le modèle basé sur la prédiction

Dans ces types de modèles, on tient compte de l'incertain pour la génération d'inférences. Les techniques les plus utilisées dans ce type de modèle sont les réseaux bayésiens et la logique floue. Les réseaux bayésiens restent les plus efficaces pour la modélisation de l'apprenant. En général, un réseau bayésien est un graphe orienté acyclique dans lequel les nœuds représentent les variables et les arcs symbolisent les dépendances probabilistes ou les relations causales entre ces variables (Pearl, 1988). En ce qui concerne la modélisation de l'apprenant, les nœuds du réseau bayésien représentent les différentes caractéristiques d'un apprenant comme ses connaissances, ses idées fausses, ses émotions, son style d'apprentissage, sa motivation, ses objectifs, etc. Les réseaux bayésiens ont attiré l'attention de plusieurs chercheurs étant donné leur pouvoir de représentation graphique intuitive, ainsi que le fait qu'ils offrent un formalisme bien défini qui facilite les calculs de probabilités (Desmarais & Baker, 2012). En outre, la présence de bibliothèques bayésiennes robustes (comme SMILE) facilement intégrables dans des modèles existants ou nouveaux, encourage l'adoption de cette technologie dans les modèles apprenants (Millán et al., 2010). Le lecteur peut avoir plus de détails concernant les réseaux bayésiens et leurs types en consultant par exemple les références : Mayo et Mitrovic (2001) ou Almond et al. (2007).

Par ailleurs, la logique floue ou «Fuzzy Logic» initialement introduite par Zadeh (1965), s'appuie sur la théorie mathématique des ensembles flous qui permet d'exprimer le degré d'appartenance à un ensemble. Elle permet de gérer l'incertitude dans les problèmes où les données sont imprécises et incomplètes comme le raisonnement humain (Drigas et al., 2009). Les techniques de la logique floue peuvent améliorer la performance des SHAE, puisque, selon Shakouri & Menhaj (2008), un algorithme basé sur la prise de décision floue permet de sélectionner le modèle optimal compte tenu d'un ensemble de critères et spécifications du modèle. De plus, comme l'ont montré Chrysafiadi & Virou (2010), l'intégration de la logique floue dans le modèle apprenant d'un SHAE peut accroître la satisfaction et la performance des apprenants, améliorer l'adaptabilité du système et l'aider à prendre des décisions plus fiables. Bref c'est une façon plus naturelle de représenter les caractéristiques de l'apprenant.

Le modèle basé sur les ontologies

Les ontologies ont été largement utilisées pour la représentation des connaissances sur le Web (Sosnovsky & Dicheva, 2010), du fait qu'elles supportent la représentation de plusieurs concepts et propriétés abstraites de manière à les rendre facilement réutilisables. Ceci a suscité l'intérêt chez certains auteurs et a amené Bittner et al. (2005), par exemple, à analyser les façons dont les ontologies peuvent aider à la modélisation des apprenants et parmi les avantages qu'ils ont nommé nous citons : la sémantique formelle, la réutilisation facile, la disponibilité d'outils de conception efficaces, et la sérialisation automatique dans un format compatible avec

les moteurs d'inférence logique populaires. En outre, selon Gu et al. (2004), les ontologies facilitent la construction de connaissances lisibles et compréhensibles par la machine, ainsi les modèles apprenants peuvent fournir de meilleures applications.

Le modèle basé sur les contraintes

Le modèle basé sur les contraintes est fondé sur la théorie d'Ohlsson d'apprentissage à partir des erreurs (Ohlsson, 1996), qui stipule que l'apprenant commet souvent des erreurs lors de l'exécution d'une tâche, même quand il a acquis le savoir de comment l'exécuter. C'est ainsi que l'auteur différencie entre les connaissances procédurales et les connaissances déclaratives. Dans ce type de modèle, les contraintes sont utilisées pour représenter à la fois le domaine d'apprentissage et les connaissances de l'apprenant. Les connaissances du domaine sont symbolisées comme un ensemble de contraintes et le modèle apprenant comme l'ensemble des contraintes qui ont été violées. Lorsque des contraintes sont violées par l'apprenant, une erreur est déclenchée et le modèle utilise un processus de correspondance pour rechercher le modèle du domaine qui répond à telles actions erronées.

Le modèle basé sur les théories cognitives (TC)

Les théories cognitives tentent d'expliquer le comportement humain au cours du processus d'apprentissage par l'appréhension des fonctionnements de la pensée et de la compréhension chez l'humain. Plusieurs TC ont été utilisées dans la modélisation des apprenants telles la théorie de raisonnement humain probable (Human Plausible Reasoning Theory), la théorie de prise de décision multi-attributs (Multiple Attribute Decision Making), la théorie d'Ortony et al. (1988) (OCC) et la théorie de contrôle de valeur (Control-Value theory). Nous citons, en particulier, la théorie de raisonnement humain probable (Collins & Michalski, 1989) qui est une théorie indépendante du domaine basée à l'origine sur un corpus de toutes les réponses des gens aux questions qui leur sont posées. Sur cette base, la théorie consiste à catégoriser les inférences probables en termes d'un modèle de fréquence de la récurrence de chaque inférence et de ses transformations.

Chacune des approches citées ci-dessus peut être utilisée seule ou combinée avec une ou plusieurs autres approches, menant à la construction d'un modèle apprenant appelé **le modèle hybride**, tout dépend des besoins du système et de ses objectifs.

Conclusion

Tout au long de cette section, nous avons essayé de rassembler au maximum les efforts déployés par les chercheurs afin de donner une structure au modèle apprenant. Nous avons débuté par lister les données qui se retrouvent dans les modèles apprenant ainsi que les normes qui les régissent. Par la suite, nous nous

sommes intéressée aux techniques d'initialisation et de mise à jour des données du modèle. À la fin de cette section nous avons énuméré les types de modèles les plus retrouvés dans les SHAE. Dans la section qui suit nous traiterons une composante aussi importante que le modèle apprenant dans un SHAE. Il s'agit du modèle du domaine.

1.1.3. Modélisation du domaine

Le modèle du domaine est une composante essentielle de tout SHAE, vu que le principe d'adaptation consiste à chercher des contenus pédagogiques, dans un domaine donné, qui soient convenables ou adaptés aux préférences d'un utilisateur particulier. Ainsi un modèle du domaine est composé d'un ensemble de contenus pédagogiques inter-reliés, se rattachant à un domaine particulier, qui représentent chacun un fragment élémentaire de connaissances pour ce domaine. Ces contenus pédagogiques ont pris différentes nominations selon le concept traité (des ressources numériques, des objectifs d'apprentissage, des objets pédagogiques, etc.). Pourtant la nomination la plus récente et la plus utilisée par les concepteurs de systèmes d'apprentissage en ligne est celle d'objets d'apprentissage ou objets pédagogiques. Ces derniers sont indexés en utilisant des normes et des standards de métadonnées éducatifs comme LOM et SCORM que nous détaillerons plus loin dans ce chapitre. Ils sont assemblés à partir de "grains" pédagogiques puis associés pour constituer des parcours individuels de formation avec une présentation de type hypermédia.

Nous présentons dans cette section une brève définition des objets d'apprentissage, leurs standards ainsi que les technologies émergentes qui leur sont associées notamment les métadonnées, le Web sémantique et les ontologies. Ces technologies en plus d'autres constituent les types de modèle du domaine dont se servent les concepteurs de SHAE.

1.1.3.1. Objets d'apprentissage

La variété des travaux menés dans le domaine des SHAE ont donné naissance à une terminologie riche qui mérite d'être détaillée dans notre étude. Dans cette section, nous détaillerons la notion d'objets d'apprentissage, les métadonnées qui les décrivent et leur rôle dans la modélisation du domaine ainsi que les standards qui leur sont reliés.

Définition

Plusieurs définitions ont été attribuées au terme d'objet d'apprentissage. Une des premières définitions est celle fournie par l'IEEE (Learning Technology Standard Committee) en 2002, selon cet institut un objet d'apprentissage est une entité numérique ou non, qui peut-être utilisée, réutilisée ou référencée dans une activité de formation assistée par ordinateur. Ensuite, Polsani (2003) a caractérisé l'objet d'apprentissage comme une unité d'un contenu pédagogique indépendante et autonome, qui est prédisposée à être réutilisée dans de multiples contextes pédagogiques. Le centre Wisconsin de ressources en ligne (WISC, 2009) a focalisé sur la taille d'un objet d'apprentissage, et le voit comme une petite unité pédagogique dont la durée est comprise entre 2 et 15 minutes. Alors que d'autres auteurs, comme Downes (2003) et Verbert (2008) ont préféré préciser les caractéristiques d'un objet d'apprentissage. Pour ces deux auteurs un objet d'apprentissage devrait être:

- interopérable : pouvant être utilisé dans des environnements technologiques différents ;
- réutilisable : pouvant être incorporé à différents contextes, utilisé et réutilisé dans différents contenus pédagogiques ;
- accessible : être indexé en utilisant la métadonnée de description, afin de le retrouver facilement ;
- modulaire : avoir une grande capacité d'être combiné avec plusieurs ressources;
- durable : rester intact à travers les différents changements technologiques ou mises à jour des logiciels ;
- numérique : être distribué à travers Internet ;
- autonome : une entité indépendante qui peut être utilisée indépendamment des autres objets pédagogiques.

Toutes les propriétés d'objets d'apprentissage mentionnées précédemment sont essentielles et interdépendantes. L'accessibilité d'un objet d'apprentissage dépend des métadonnées qui le décrivent et de l'entrepôt dans lequel il est stocké. Alors que l'interopérabilité et la réutilisabilité sont les principaux objectifs des travaux de standardisation des contenus pédagogiques en ligne.

Métadonnées d'objets d'apprentissage

Les métadonnées d'un objet d'apprentissage (en anglais *Leaming Object Metadata*) servent à décrire ce dernier selon un format commun. Ce format inclut en général le type du contenu, le titre, la langue, un résumé, son auteur, sa date de création, la façon dont sont ordonnées les pages, la difficulté, etc. (Arnaud, 2002). Les métadonnées sont stockées dans des bases de données et sont liées aux objets qu'elles décrivent. Ainsi leur but principal est d'indexer les objets d'apprentissage et les enregistrer dans des entrepôts pour qu'ils puissent être extraits facilement et réutilisés dans différents contenus.

Selon Niso (2004), les métadonnées permettent la recherche des ressources, leur organisation selon des critères bien définis afin d'optimiser la recherche, l'identification numérique grâce à des numéros donnés pour chaque objet qui facilite de trouver son emplacement et finalement l'archivage et la sauvegarde qui assurent la survie et l'accessibilité des ressources dans le futur. En outre, les métadonnées n'auraient pas pu remplir leur rôle sans l'existence de standards stables qui les régissent.

Standards

Plusieurs travaux ont été réalisés dans le but de définir des standards qui constituent un référentiel pour les utilisateurs de ressources électroniques. Ces travaux ont donné lieu à différents standards dont les plus connus et les plus utilisés sont LOM, SCORM et IMS LD :

- LOM (*Learning Object Metadata*) est un standard, conçu en 2002, par le comité LTSC (*Learning Technology Standards Commitee*) de l'IEEE *(Institute of Electrical and Electronics Engineers).* Il permet de décrire la syntaxe et la sémantique d'étude de métadonnées d'objets d'apprentissage selon un schéma de données conceptuel. Les éléments permettant la description de tout objet sont :

- la catégorie générale, pour regrouper les informations indépendantes du contexte d'utilisation (titre, langue, description, etc.) ;
- la catégorie du cycle de la vie, qui décrit l'historique et l'état actuel d'un objet d'apprentissage ;
- la catégorie de la métadonnée, rassemble les données détaillant la fiche descriptive du métadonnée elle-même ;
- la catégorie technique, pour les caractéristiques techniques d'un objet d'apprentissage (format, taille, localisation, etc.) ;
- la catégorie éducationnelle, pour les caractéristiques pédagogiques (type de l'objet, contexte d'utilisation, etc.) ;
- la catégorie des droits, qui spécifie les conditions d'utilisation d'un objet d'apprentissage (coûts, droits d'auteur, etc.) ;
- la catégorie des relations, décrit, s'il y a lieu, les relations entre les objets d'apprentissage ;
- la catégorie des annotations, pour des commentaires sur l'utilisation pédagogique d'un objet d'apprentissage ;
- la catégorie de classification, délimite la localisation d'un objet d'apprentissage dans un système de classification particulier.

- SCORM (en anglais : *Sharable Content Object Reference Model*) (Adlnet, 2006) est une suite de normes techniques qui a été déployée afin de remédier au problème de l'exploitation des ressources dans

des systèmes informatiques. Il enrichit le standard LOM avec un modèle d'agrégation qui contient trois niveaux d'abstraction :

- Une ressource numérique élémentaire (*asset*) constitue la brique élémentaire. Il peut s'agir d'un document (image, son, page Web) ou d'un ensemble d'informations pouvant être délivrées vers un client Web (document Flash, code Javascript, applet Java, etc.).
- Un objet de contenu partageable (*Sharable Content Object* 'SCO') est un ensemble cohérent de ressources numériques élémentaires. Il représente le plus bas niveau de granularité pouvant faire l'objet d'un suivi.
- Un agrégat de contenu (Content Aggregation) est un ensemble de ressources pédagogiques structurées de façon cohérente au sein d'une entité de plus haut niveau, telle qu'un cours, un chapitre, un module, etc.

Pour chaque niveau, SCORM définit un sous ensemble de métadonnées issues du LOM.

- IMS-LD (*Instructional Management Systems learning Design*) (IMS, 2003) est un standard de modélisation d'unités d'apprentissage. Il met l'accent sur les activités liées aux objets d'apprentissage qui ont un objectif pédagogique et sont associés à un rôle. Chaque rôle doit réaliser un certain nombre d'activités pour achever le processus d'apprentissage. De plus, tous les rôles doivent être synchronisés à la fin de chaque acte avant de traiter l'acte suivant. Dans IMS LD, les activités caractérisées par des objectifs et des pré-requis possèdent une structure spécifique, utilisent des ressources et produisent des résultats. Ces résultats peuvent être réinjectés dans d'autres activités. Le modèle IMS-LD permet de spécifier le déroulement d'une unité d'apprentissage, il utilise le LOM pour la description des métadonnées relatives aux ressources et reconnaît les objets d'apprentissage comme une partie des environnements d'apprentissages.

Dépôts d'objets d'apprentissage

Les objets d'apprentissage sont stockés dans des bases de données nommées dépôts d'objets d'apprentissage. Il existe jusqu'à date 51 dépôts francophones et anglophones selon THOTCURSUS[5]. Certains de ces dépôts contiennent les objets d'apprentissage et leurs métadonnées, ils sont dits centralisés. Tandis que d'autres contiennent seulement des métadonnées qui font référence aux objets d'apprentissage stockés dans d'autres serveurs connectés les uns aux autres, ils sont dit distribués. De plus les dépôts d'objets d'apprentissage existants sont soit spécialisés dans un seul domaine, soit ils contiennent des ressources multidisciplinaires.

[5] http://cursus.edu/institutions-formations-ressources/formation/13493/repertoire-des-depots-objets-apprentissage-51/#.WAa8S_krLX4 (consultée le 20 Octobre 2016)

En voici quelques exemples :

- ✓ ARIADNE (Association of Remote Instructional Authoring and Distribution Networks for Europe), est un dépôt européen, multi-langues et qui contient plus de 800 000 ressources variées. C'est un dépôt du type distribué d'objets d'apprentissage et leurs métadonnées (Duval et al., 2000). Il utilise le standard LOM pour la description des objets d'apprentissage.
- ✓ MERLOT (Multimedia Educational Resource for Learning and Online Teaching) est un dépôt centralisé qui contient plus de 26 000 ressources rattachées à 26 institutions d'enseignement supérieur américaines et canadiennes. Merlot applique son propre format de métadonnées pour décrire les objets d'apprentissage (Cafolla, 2006).
- ✓ EdNA (Education Network Australia Online) est un dépôt centralisé d'objets d'apprentissage australien qui englobe 230 000 objets (Masson et al., 2000). Il se sert d'un format de métadonnées fondé sur le standard Dublin Core Metadata Element Set (DCMES).

1.1.3.2. Web sémantique

Le Web sémantique est une manière de définir ou de publier des données sur le Web de telle sorte que les ordinateurs puissent en comprendre le sens et les traiter d'une manière significative. Berners-Lee et al. (2001), fondateurs du concept, définissent le Web sémantique comme étant une extension du Web qui vise à enrichir les ressources disponibles sur la toile, avec des descriptions sémantiques de leur contenu avec comme but de les rendre exploitables par des programmes informatiques, agents logiciels ou machines. Ainsi, le Web sémantique permet de répondre aux problématiques liées à l'identification sémantique des objets d'apprentissage, des liens qui existent entre eux, etc.

Le Web sémantique constitue une bonne initiative au domaine de l'éducation. Cette fusion a donné naissance à un nouveau volet du Web sémantique appelé Web sémantique éducatif. Ce volet consiste, essentiellement, à ajouter une nouvelle couche sémantique pour les ressources d'apprentissage afin de faciliter leurs récupérations et leurs réutilisations.

À l'aide de la technique de formalisation des connaissances, le Web sémantique facilite les calculs et les raisonnements des machines sur ces données tout en offrant des garanties sur leur validité. Cette formalisation de connaissances repose sur un certain nombre de consensus portant, par exemple, sur les langages de représentation ou les ontologies utilisées.

Le World Wide Web Consortium (W3C) a proposé plusieurs formalismes de langages qui sont basés sur des spécifications du langage de balisage XML. Les plus connus sont les langages RDF, RDFS et OWL. RDF est le premier langage permettant de représenter des connaissances sur le Web afin de pouvoir les classifier et les manipuler. RDFS décrit les hiérarchies des concepts et des relations entre concepts. Le langage OWL, quant à lui permet une plus grande capacité d'interprétation du contenu Web et de raisonnement que RDF et RDFS. Ceci est dû essentiellement au vocabulaire qui est plus large et à la vraie sémantique formelle (W3C, 2004).

1.1.3.3. Ontologies

Plusieurs définitions ont été données au terme «ontologie» qui est devenu fréquent dans le domaine de l'intelligence artificielle au début des années 90. Selon Gruber (1993, p.199-200), une ontologie est «une représentation formelle, explicite, référençable et consensuelle de l'ensemble des concepts partagés d'un domaine en termes de classes d'appartenance et de propriétés caractéristiques». Alors que Brost (1997) définit une ontologie comme étant une spécification formelle d'une conceptualisation partagée d'un domaine de connaissance.

L'utilité des ontologies ne réside pas simplement dans le fait que celles-ci permettent de représenter les concepts d'un domaine par des objets et des relations, mais elles permettent d'organiser ces concepts et ces relations de façon hiérarchique tout en rajoutant des règles qui les contraignent. Les ontologies permettent de jouer le rôle intelligent entre les données, leur sémantique, et leur compréhension par les programmes, les agents logiciels ou les machines. Les ontologies représentent la technologie fondamentale pour le Web sémantique et la gestion des connaissances formalisées.

1.1.3.4. Autres

En dehors des modèles de domaine basés sur les objets d'apprentissage, il existe des formes plus simples pour représenter les connaissances comme un set d'éléments indépendants généralement appelé un *modèle set* ou *modèle vectoriel* (Brusilovsky, 2003).

Certains auteurs distinguent deux types de domaine, le domaine fermé et le domaine ouvert. La modélisation du domaine fermé est communément assurée par les concepteurs du système ou par les personnes en charge de la maintenance du système. Le modèle du domaine est alors matérialisé sous forme d'une base de

données (base de données de produits) ou de ressources qui décrivent le contenu du domaine (ontologies, réseaux sémantiques, etc.).

Quant au domaine ouvert, on y interdit toute modélisation manuelle d'une part à cause de la gigantesque masse d'informations à modéliser et d'autre part à cause de la dynamique de cette masse d'informations. Dans la majorité des travaux du domaine (Gauch et al., 2007 ; Micarelli et al., 2007 ; Montaner et al., 2003), on retrouve les techniques d'indexation classiques issues du domaine de la recherche d'information. En dehors de la représentation vectorielle pondérée, on trouve les principales techniques de classification automatique de textes telles que les machines à vecteurs de support, la méthode des k plus proches voisins, les réseaux bayésiens, les arbres de décision et les réseaux de neurones artificiels.

1.1.4. L'adaptation des systèmes hypermédias

L'adaptation dans les systèmes hypermédias est souvent exprimée à l'aide de règles de la forme condition-action ou évènement-condition-action ou encore des règles de logique de premier ordre (De Bra et al., 1998). Il existe des langages qui aident dans l'écriture des règles comme LAG (Cristea & Verschoor, 2004) ou GAL (Sluijs et al., 2009) et offrent des constructions permettant d'exprimer directement certaines techniques d'adaptation. Pourtant, il revient au concepteur du système de coder toute la logique de l'adaptation. Nous allons donc voir les différentes méthodes et techniques utilisées dans les systèmes hypermédias adaptatifs existants.

Brusilovsky (1996) avait défini deux niveaux d'adaptation des systèmes hypermédias qui sont le contenu de leurs pages et les liens à partir de ces pages. Ces éléments d'adaptation correspondaient à la structure initiale des SHAE constituée de nœuds et de liens. Par la suite, Knutov et al. (2009) ont rajouté une troisième dimension qui est l'adaptation de la présentation. Celle-ci fait référence à l'adaptation des caractéristiques de la mise en page de l'interface de l'apprenant.

Pour chacun des trois niveaux d'adaptation, plusieurs méthodes et techniques ont été adoptées par les SHAE. Les méthodes désignent la manière d'envisager l'adaptation et les techniques correspondent aux moyens mis en œuvre pour implémenter une méthode, ils peuvent être caractérisées par une approche ou un algorithme spécifique. En d'autres termes, les méthodes sont l'abstraction des techniques adaptatives. Une méthode peut être implémentée grâce à différentes techniques, et inversement, une technique peut être utilisée pour mettre en œuvre plusieurs méthodes utilisant la même représentation de connaissances. Nous tenterons de distinguer les méthodes et les techniques utilisées dans les SHAE pour chaque niveau d'adaptation. Nous

débuterons par l'adaptation du contenu et de la navigation en nous référant aux principes exposés par (Brusilovsky, 1996) et enchainerons avec l'adaptation de la présentation.

1.1.4.1. Adaptation du contenu

L'objectif de ce type d'adaptation est d'adapter le contenu des pages de l'hypermédia en fonction des caractéristiques, des intérêts et des buts de l'apprenant (Cabada et al., 2011). Ainsi, les apprenants qui accèdent à une même page, alors qu'ils ont des profils différents, visualiseront des pages différentes grâce à plusieurs méthodes et techniques dont nous citons les principales.

Méthodes d'adaptation du contenu

Les méthodes d'adaptation du contenu comprennent généralement soit l'ajout, la suppression ou la comparaison d'explications ou bien le remplacement par des variantes d'explications aussi bien que le tri d'informations, comme suit :

- Les explications supplémentaires : cette méthode consiste à dissimuler à l'utilisateur quelques parties d'information au sujet d'un concept particulier qui ne sont pas pertinentes par rapport à son niveau de connaissances.
- Les explications pré-requises et les explications comparatives : l'idée est qu'avant l'explication d'un concept, le système expose d'abord tous les concepts qui lui sont "pré-requis". Ces concepts doivent être détectés chez l'utilisateur comme non suffisamment connus et être nécessaires à la compréhension du concept cible. La seconde méthode, les explications comparatives, est basée sur les liens de similarité entre les concepts. Si un concept similaire au concept présenté, est déclaré connu par l'utilisateur, le système établira alors une explication comparative qui fera apparaître les similarités et les différences entre le concept actuel et le concept lié.
- Les variantes d'explications : grâce auxquelles le système enregistre différentes variantes pour quelques parties du contenu de la page hypermédia et affiche à l'utilisateur la variante qui correspond le mieux à son profil.
- Le tri d'informations au sujet d'un concept donné : il consiste à trier les fragments d'information et placer ceux qui sont plus compatibles au profil et aux connaissances de l'utilisateur en premier.

Techniques d'adaptation du contenu

Les techniques d'adaptation du contenu peuvent être considérées comme des moyens de mise en œuvre des méthodes décrites ci-dessus. Elles s'appliquent généralement sur les données de type texte mais peuvent être étendues aux contenus multimédias :

- Insertion/suppression de fragments : cette technique permet de proposer des fragments d'informations supplémentaires ou d'en cacher d'autres. Grâce au modèle apprenant et ses relations aux données du domaine, le système décide quels fragments d'informations devraient être présentés à l'apprenant et lesquels devraient être cachés.
- Modification/filtrage de fragments : le système filtre les fragments d'informations afin d'éliminer ceux qui ne sont pas importants et modifie leur emplacement selon les préférences de l'utilisateur.
- Pages variantes : cette technique simple consiste à créer plusieurs versions de pages avec des contenus adaptés à chaque niveau d'utilisateur. Ainsi au moment de l'affichage, la page que visualisera un utilisateur débutant par exemple sera différente de celle que visualisera un utilisateur dont le niveau est plus avancé.
- Approche basée sur les schémas (*frame based*) : cette technique réside dans la représentation des concepts sous forme de structures de schémas. Chaque schéma contient plusieurs variantes du même concept, ainsi une base de règles est nécessaire pour déterminer les éléments du schéma qui doivent être classés, affichés ou cachés pour un utilisateur donné.

Nous avons tenté d'établir les liens entre les méthodes et les techniques d'adaptation de contenu comme le montre la figure 8.

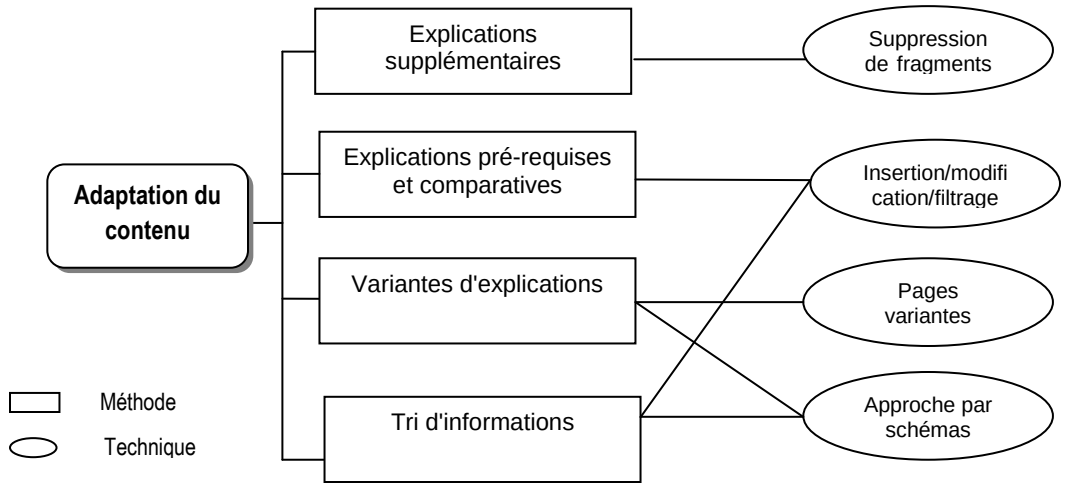

Figure 8 : Méthodes et techniques d'adaptation du contenu

Nous concluons, comme mentionné précédemment, qu'une méthode d'adaptation peut être implémentée par plusieurs techniques et vice versa.

1.1.4.2. Adaptation de la navigation

L'adaptation de la navigation a comme finalité de guider les utilisateurs dans leur choix des liens hypermédias, de façon à ce que la présentation des liens soit adaptée aux caractéristiques et buts de chaque utilisateur. L'adaptation de la navigation s'applique aux liens contextuels qu'on retrouve dans les documents comme des liens hypertextes ainsi que les liens non-contextuels qui prennent la forme de boutons, de menus ou d'index ou également de cartes de sites ou de listes de signets historiques (Cristea & De Bra, 2006). Nous détaillerons plus, dans ce qui suit, les méthodes et techniques qui servent à adapter la navigation dans les SHAE.

Méthodes d'adaptation de la navigation

Les méthodes d'adaptation de navigation consistent majoritairement à orienter l'utilisateur, globalement ou localement, et lui offrir une vue personnalisée des liens pertinents à son apprentissage afin qu'il ne se perde pas dans l'hyperespace. Ainsi, les principales méthodes sont comme suit :

- Le guidage global a pour objectif de soutenir l'utilisateur afin de trouver le plus court chemin vers l'objectif informationnel global désiré avec le moindre effort.
- Le guidage local a comme but de faciliter la navigation de l'utilisateur d'une page à l'autre, en lui suggérant les liens les plus pertinents à suivre à partir de la page courante.
- Le support d'orientation globale aide l'utilisateur à comprendre la structure de tout l'hyperespace et sa position à l'intérieur de celui-ci. Les méthodes envisagées sont les points de repère visibles, les cartes globales, l'annotation des liens ou encore les visites guidées, etc.
- Le support d'orientation locale a comme finalité d'aider l'utilisateur à appréhender les différentes éventualités de navigation à partir de sa position actuelle. L'orientation se fait de deux façons différentes soit en utilisant l'annotation des liens, soit en limitant l'accès aux liens non pertinents afin de diminuer la surcharge cognitive.
- La gestion des vues personnalisées constitue une façon personnalisée de réduire l'accès quotidien d'un utilisateur à l'hyperespace. Une vue est en fait une organisation des liens pertinents qui répondent au besoin quotidien d'un apprenant.

L'implémentation des méthodes décrites ci-dessus repose sur plusieurs techniques que nous citerons ci-après.

Techniques d'adaptation de la navigation

L'objectif des techniques d'adaptation de la navigation est d'aider l'utilisateur à se repérer dans l'hyperespace ou à l'obliger à utiliser certains liens plutôt que d'autres. Différentes techniques ont été développées au fil des

années, entre autres, le guidage direct, l'ordonnancement des liens, le masquage des liens, l'annotation des liens ou encore les cartes adaptatives.

- Le guidage direct est une technique basée sur l'ajout d'un lien hypertexte, nommé «suivant» ou «prochain», dirigeant l'utilisateur vers la «meilleure» page pour lui. Cette page est choisie par le système en fonction des objectifs et/ou compétences de l'utilisateur. En fait, pour être réellement efficace, cette technique est souvent utilisée conjointement avec au moins une des autres techniques qui suivent.
- L'ordonnancement des liens est, comme son nom l'indique, une technique qui propose d'afficher les liens hypertextes suivant un ordre définissant l'intérêt ou l'importance des pages cibles. Cette technique ne peut pas être utilisée dans tous les cas.
- Le masquage des liens consiste à supprimer les liens hypertextes dont les pages cibles sont soit en inadéquation avec le modèle de l'utilisateur, soit en inadéquation avec les objectifs de l'utilisateur. Elle s'applique de plus sur tous les types de liens, contextuels ou non, avec des activateurs très divers : texte, bouton, icône, image, etc.
- L'annotation des liens part du principe que l'utilisateur doit savoir où il va avant d'activer un lien. Il faut donc adjoindre à chaque lien des explications sur la page cible ou alors définir une syntaxe ou un codage particulier (par exemple telle icône pour dire que c'est une aide, telle couleur pour dire qu'il s'agit d'un exemple, etc.).
- Les cartes adaptatives permettent de présenter à l'utilisateur, l'organisation de l'hyperespace, à l'aide de liens, soit sous forme textuelle ou bien sous forme graphique. La figure 9 résume les méthodes et les techniques d'adaptation de la navigation et les liens qui les régissent.

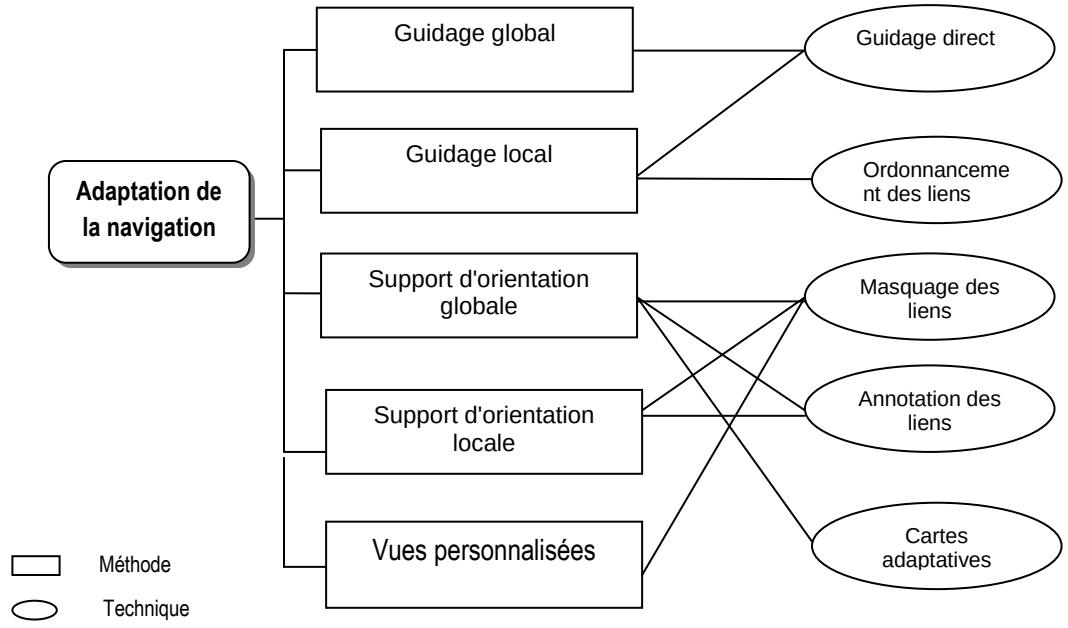

Figure 9 : Méthodes et techniques d'adaptation de la navigation

1.1.4.3. Adaptation de la présentation

L'adaptation de la présentation, comme elle a été considérée séparément du contenu par Knutov et al. (2009), concerne l'ajustement de la présentation visuelle aux préférences de l'apprenant. Elle s'applique à la mise en page du document à présenter, à ses caractéristiques graphiques, son organisation ou même sa langue d'affichage, que ce soit un document texte ou multimédia. L'adaptation de la présentation peut se produire en même temps que l'adaptation du contenu ou de la navigation. Quelques techniques d'adaptation de la présentation joignent en quelque sorte celles de l'adaptation du contenu.

Méthodes d'adaptation de la présentation

Les méthodes d'adaptation de la présentation se divisent entre méthodes d'adaptation des composants multimédias et méthodes d'adaptation de la disposition ou de la mise en page comme suit :

- Altération de médias : permettant de modifier l'information délivrée par un média sans changer de support (Dumas et al., 2000), par exemple : changer une vidéo par un résumé vidéo, réduire la taille d'une image ou d'un texte, etc.
- Substitution de médias : consistant à remplacer le support média d'une information donnée par un autre ;
- Organisation du document : comprenant l'organisation spatiale ou temporelle d'un document, que ce soit pour la taille du texte ou image, la couleur, l'ordre des fragments de contenu et leur ordonnancement temporel ou encore l'orientation du texte, etc. ;
- Adaptation de la langue : qui a comme finalité d'adapter le texte à la langue préférée de l'apprenant, cela peut dépendre aussi du contexte.

Techniques d'adaptation de la présentation

Les techniques d'adaptation de la présentation, comme le montre la figure 10, comprennent deux techniques d'adaptation du contenu à savoir la sélection/modification de fragments et les pages variantes en plus des trois techniques suivantes :

- zoom/mise à l'échelle : sert à agrandir ou rétrécir la taille d'un texte ou d'une image ou à afficher juste le résumé d'un fragment d'informations ;
- mise en forme : comprend les techniques de partitionnement d'un texte, de réarrangement et de montage ;
- extensibilité : permet d'élargir des fragments de texte ou les rétrécir. L'apprenant peut alors décider lequel des espaces sera étendu et lequel il voudrait rétrécir.

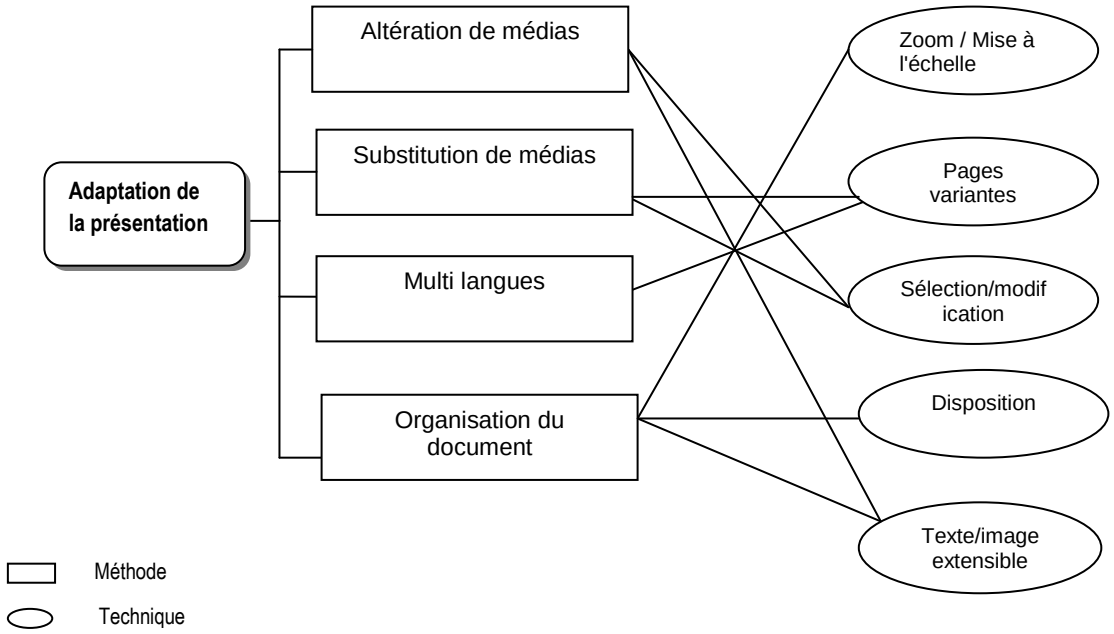

Figure 10 : Méthodes et techniques d'adaptation de la présentation

En guise de résumé de cette partie, nous avons rassemblé toutes les techniques d'adaptation dans un seul schéma à la figure 11. Cela nous facilitera la tâche aussi lors de l'analyse de plusieurs SHAE existants, que nous aborderons à la prochaine section.

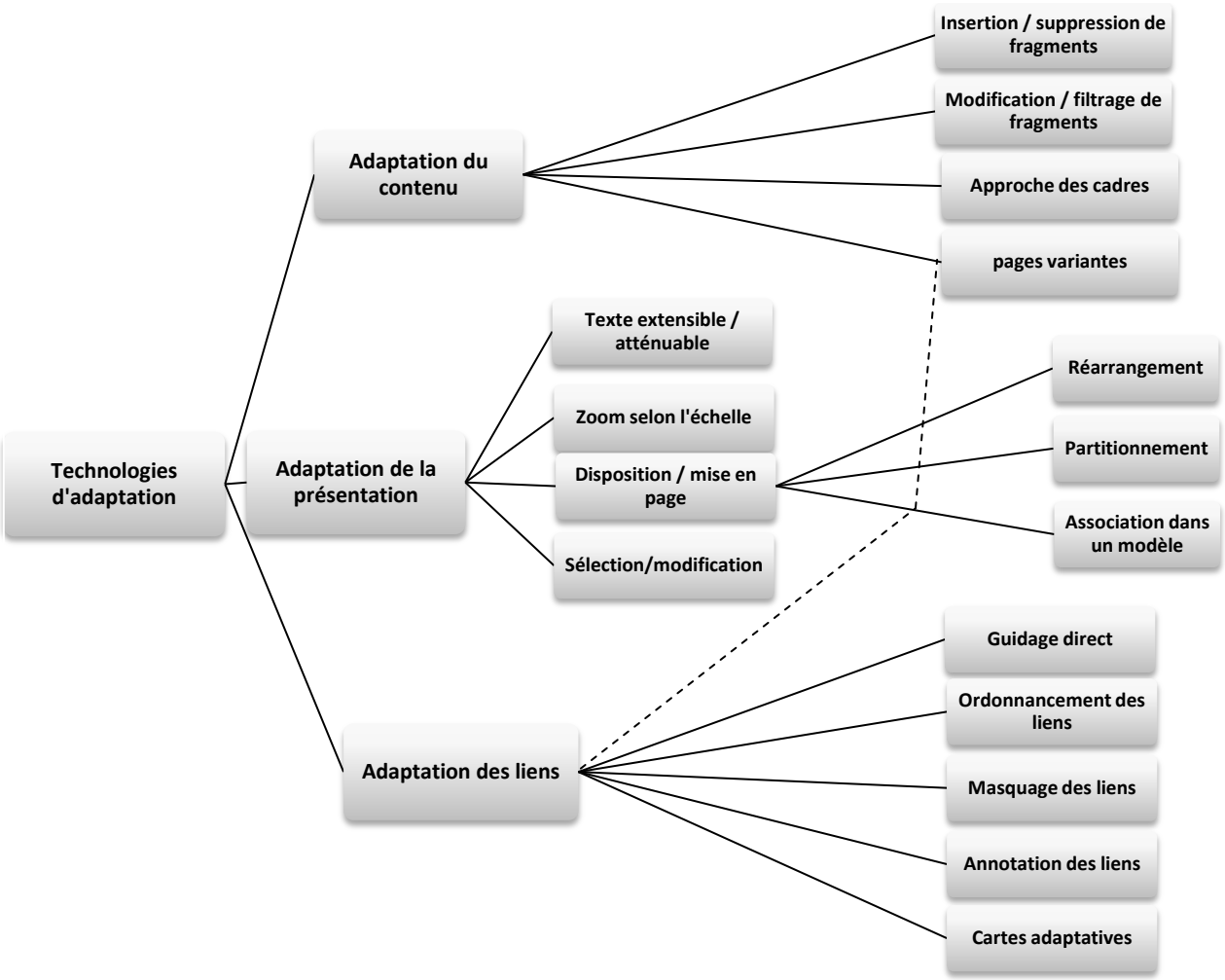

Figure 11 : Techniques d'adaptation des systèmes hypermédias adaptatifs

1.2. Analyse de SHAE existants

Notre étude comparative de SHAE a été réalisée avec 50 systèmes développés entre l'année 2000 et 2015 et ayant fait l'objet de publication dans les bases de données en ligne suivantes : Google Scholar, Science Direct, IEEE Xplore, ACM Portal, JSTOR, EBSCO host Web, ProQuest Dissertations and Theses, SpringerLink, Wiley online Library, Emerald Library et Web of Science. Les principaux termes utilisés dans notre stratégie de recherche sont les suivants : "systèmes hypermédias adaptatifs/adaptables", "e-learning adaptatif/adaptable", "e-learning personnalisé", "apprentissage individualisé" et "hypermédia adaptatif intégrant le style d'apprentissage". Les systèmes analysés ont été sélectionnés selon deux critères. Premièrement, chaque système devait inclure le style d'apprentissage dans son modèle apprenant. Deuxièmement, chaque système devait contenir au moins les trois principaux modèles à savoir le modèle apprenant, le modèle du domaine et le modèle d'adaptation ou équivalents. La liste exhaustive des SHAE étudiés se retrouve en annexe 1.

L'analyse des SHAE sélectionnés est organisée autour de trois dimensions. Nous avons d'abord analysé la modélisation de l'apprenant dans ces systèmes, ensuite nous avons étudié les différents types de modèles de domaines, et enfin nous avons comparé les différentes techniques utilisées dans le modèle d'adaptation.

L'objectif de cette étude était donc d'évaluer en profondeur les différentes approches, méthodologies et techniques qui ont servi à la conception de SHAE. Cette évaluation nous a aidée à prendre conscience de la variété des approches technologiques les plus utilisées et des enjeux qu'encourent les concepteurs de SHAE. Les résultats de l'analyse menée nous a également éclairée sur les pistes d'amélioration des SHAE afin qu'ils répondent mieux aux besoins des apprenants.

1.2.1. Analyse de la modélisation de l'apprenant

La modélisation de l'apprenant est essentielle pour la génération de parcours individualisés. Il s'agit de décrire les propriétés de l'apprenant auxquelles le système doit s'adapter. Ces propriétés peuvent être différentes d'un apprenant à un autre, et pour un même apprenant, elles peuvent varier au cours du temps.

Nous comparerons, dans ce qui suit, les différentes techniques de modélisation c'est-à-dire comment le modèle de l'apprenant a été créé et les types de données qui ont été recueillies. Nous ferons le point sur les différents modèles de styles d'apprentissage utilisés, étant donné que c'est un critère principal d'adaptation

dans les SHAE étudiés, ainsi que les types d'acquisition des données ou comment le système a été initialisé et mis à jour. Nous enchainerons avec les types de modèles apprenant ou comment les données ont été gérées et structurées.

1.2.1.1. Types de données recueillies

Les SHAE ont comme finalité de satisfaire les besoins des apprenants et d'accroître leur niveau de compréhensibilité et de satisfaction d'une manière intuitive. Fournir à chaque apprenant l'information la plus appropriée en fonction de ses besoins et préférences, implique la compréhension et la modélisation de son comportement. Ainsi, comme nous l'avons défini à la section 2.2.1, tout SHAE a besoin de posséder les données qui déterminent les aptitudes de l'apprenant et son profil. Ces données ont été regroupées en cinq catégories à savoir : son profil générique, son profil psychologique, son état par rapport au domaine, ses connaissances antérieures et son interaction avec le système. Toutes ces données ont été retrouvées dans les SHAE sujets de notre étude de façon plus ou moins variée comme le montre la figure 12 s'appuyant sur Andaloussi et al. (2017).

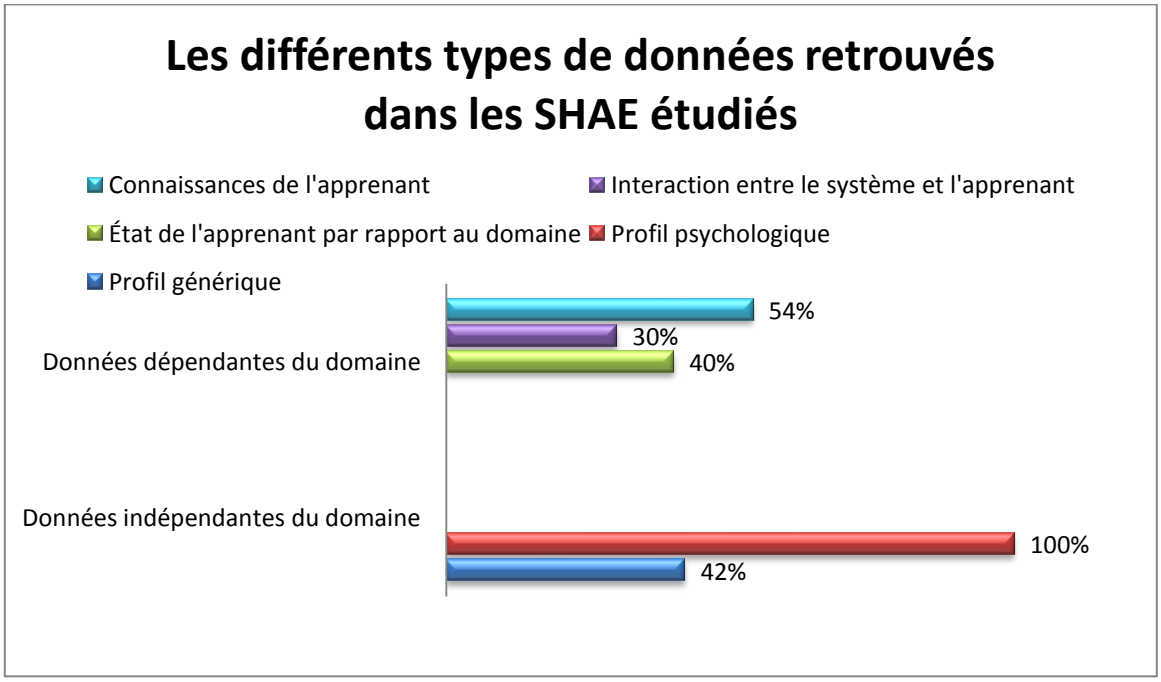

Figure 12 : Analyse des types de données utilisées dans les SHAE étudiés (traduite de Andaloussi et al., 2017)

En effet, dans la catégorie des données indépendantes du domaine, le profil psychologique est présent dans 100 % des cas. Il se traduit surtout par ses deux sous-types de données : le style d'apprentissage et les traces de personnalité. Ce pourcentage est tout à fait logique vu que le style d'apprentissage a été le critère d'adaptation de choix des systèmes étudiés, alors que les traces de personnalité n'ont été reconnues que dans les systèmes utilisant des styles d'apprentissage cognitifs. Ils représentaient 12 % de la totalité des SHAE analysés, comme nous l'avons détecté à la section précédente. Les systèmes modélisant le profil générique des apprenants constituent 42 % des cas. Les données qui s'y rapportent et qui sont souvent évoquées dans nos SHAE sont : les informations personnelles, les données démographiques, le background académique et les connaissances antérieures.

En ce qui concerne les données dépendantes du domaine, les connaissances de l'apprenant sont les plus notables avec un pourcentage de 54 %, suivis de l'état de l'apprenant par rapport au domaine avec 40 %. Les données se rattachant à ce dernier et les plus marquées dans les systèmes de notre étude sont les objectifs et les intérêts des apprenants. Finalement l'interaction entre le système et l'apprenant vient en dernier rang avec 30 %. Cette catégorie de données est transcrite dans nos SHAE par la description complète de la navigation et la durée de connexion au système.

Nous avons par la suite procédé à l'analyse des combinaisons entre les cinq types de données, effectués par les 50 SHAE étudiées, il en découle que :

- La combinaison de trois catégories de données est la plus dominante, elle se retrouve dans 26 systèmes (52 % des cas) et se répartit comme le montre le tableau 3.
- La combinaison de deux catégories de données se place au deuxième rang avec 34 % et se divise en quatre types comme le montre le tableau 4.
- La combinaison de quatre catégories de données est moins fréquente, elle se conjugue en seulement deux systèmes. Le premier ILASH (Bajraktarevic et al., 2003) combine le profil psychologique, le profil générique, l'état de l'apprenant par rapport au domaine et l'interaction entre le système et l'apprenant. Et le deuxième CeLIP (Mota, 2006) combine le profil psychologique, les connaissances, l'état de l'apprenant par rapport au domaine et l'interaction entre le système et l'apprenant.
- La combinaison de cinq catégories de données est également moins fréquente et n'est présente que dans deux systèmes à savoir MEDYNA (Behaz & Djoudi, 2006) et Portus (Klašnja-Milic´evic´ et al., 2011).

Finalement, deux systèmes se sont contentés du profil psychologique comme donnée sur l'apprenant. Le système *smart e-course recommender* (El-Bishouty et al., 2014) se basant sur le style d'apprentissage comme critère d'adaptation des cours, plus précisément le modèle de F & S et le système AMDPC (Yang et al., 2013)

utilisant deux styles d'apprentissage comme critère d'adaptation : le modèle de F & S et le style cognitif de Witkin (1971).

Tableau 3 : Combinaison de trois catégories de données

Combinaison des catégories de données	Pourcentage
le profil psychologique + les connaissances + l'état de l'apprenant par rapport au domaine	18 %
le profil psychologique + les connaissances + le profil générique	12 %
le profil psychologique + le profil générique + l'interaction entre le système et l'apprenant	12 %
le profil psychologique + les connaissances + l'interaction entre le système et l'apprenant	8 %
le profil psychologique + l'état de l'apprenant par rapport au domaine + l'interaction entre le système et l'apprenant	2 %

Tableau 4 : Combinaison de deux catégories de données

Combinaison des catégories de données	Pourcentage
le profil psychologique + les connaissances	12 %
le profil psychologique + l'état de l'apprenant par rapport au domaine	12 %
le profil psychologique + le profil générique	10 %
le profil psychologique + l'l'interaction entre le système et l'apprenant	2 %

Nous constatons que, malgré la présence de différentes données sur l'apprenant dans la mémoire du système, celui-ci n'utilise qu'un type ou deux au maximum comme critère d'adaptation. Dans notre cas, c'est souvent le profil psychologique seul ou combiné aux connaissances de l'apprenant, à son profil générique ou à son état par rapport au domaine et rarement à son interaction avec le système. Les autres données servent soit à initialiser le système, soit à vérifier les résultats.

L'utilisation des normes relatives aux données de l'apprenant s'est avéré être très rare jusqu'à date. Un seul système, ADAPTAPlan (Baldiris et al., 2008), parmi les 50 analysés, s'est servi de la norme IMS (LIP). Pourtant l'utilisation de standards aurait pu assurer l'interopérabilité du modèle apprenant. Ainsi, il pourrait être communiqué entre les systèmes éducatifs en ligne durant la vie d'un apprenant. Certains auteurs justifient le manque d'utilisation des standards par le fait d'avoir à utiliser un grand nombre d'informations, ce qui peut forcer les utilisateurs à faire un plus grand effort, et par conséquent les décourager (Llamas-Nistal et al., 2011).

En conclusion, nous considérons que le défi à relever par les concepteurs de SHAE est de choisir le maximum de données pertinentes sur l'apprenant sans pour autant surcharger l'utilisateur avec des questionnaires et le démotiver. D'un côté, plus le système connaît bien l'apprenant, plus il lui fournira la meilleure adaptation à son profil et plus il y aura une amélioration de l'apprentissage. Mais d'un autre côté, si l'utilisateur a un tas de formulaires et de questionnaires à remplir, lorsqu'il appréhende l'usage du système, il abandonnera très rapidement. C'est pourquoi nous verrons dans la section qui suit les avantages de l'acquisition implicite ou mixte des données afin de ne pas avoir à trop agacer l'utilisateur avec des interrogatoires.

Alors la question qui se pose est de savoir quelles sont les données qui nous informent plus sur le profil et les caractéristiques de l'apprenant et qui influent réellement sur la tâche d'apprentissage. En effet, l'impact des émotions et d'autres facteurs psychologiques dans l'exécution de toute tâche est évident. Dans le cas d'activités éducatives, de nombreuses études, (Efklides & Volet, 2005 et Pekrun, 2005) en particulier, en plus des articles de notre étude, ont démontré que l'inclusion d'aspects cognitifs dans le modèle apprenant peut influer sur le processus éducatif, ce qui explique l'inclusion du profil psychologique dans tous les SHAE étudiés. Alors que les connaissances, les préférences, les intérêts et l'interaction avec le système n'ont pas pris une grande place. Toutefois, nous pensons que ce sont des aspects aussi importants que les SHAE devraient adopter. Les résultats d'une étude menée par Mampadi et al. (2009) ont montré que l'adaptation aux connaissances préalables améliore les performances et les perceptions de l'apprenant, en particulier pour ceux ayant une faible connaissance préalable. Nous constatons également que l'aspect social est absent dans la considération des données sur l'apprenant dans les SHAE analysés. Pourtant il a été prouvé que les objectifs sociaux peuvent se combiner aux objectifs académiques d'une manière qui favorise la motivation et l'apprentissage (Midgley, 2014). C'est un facteur, qui à notre avis, devrait être pris en compte dans les SHAE futurs.

1.2.1.2. Les styles d'apprentissage utilisés

Les styles d'apprentissage et leur effet sur l'apprentissage est une question qui a suscité plusieurs controverses. Certains chercheurs recommandent fortement leur utilisation comme critère d'adaptation dans les systèmes d'enseignement. Ils justifient ce propos par l'amélioration de la performance des apprenants dans des conditions adaptées, qui leur facilitent l'apprentissage (Graf et al., 2009; Dagger et al., 2003; Paredes & Rodriguez 2002; Triantafillou et al., 2002; Stern & Woolf 2000). Tandis que d'autres estiment qu'il n'y a pas d'évidence que le fait de s'adapter aux styles d'apprentissage conduirait à un meilleur enseignement (Riener & Willingham , 2010).

Malgré ces contradictions nous considérons que l'implication du style d'apprentissage dans l'enseignement peut être utile. À notre avis, quand les apprenants sont conscients de leur style d'apprentissage et que le système qu'ils vont utiliser va s'adapter à leur style, ils seraient plus motivés à l'utiliser. C'est une façon également de détecter les faiblesses des apprenants et essayer d'y remédier d'une façon ou d'une autre. Nous estimons qu'il est important aussi de fournir aux apprenants une variété de stratégies d'enseignement et de les laisser choisir dans laquelle ils sont le plus à l'aise.

Alors les questions qui se posent sont : Est-ce que certains styles ont plus de valeur en termes d'efficacité et de performance pour l'apprentissage? Vaudrait-il mieux se baser sur les styles plutôt stables qui expriment des traits innés de personnalité ou bien ceux qui sont acquis donc variables avec le temps? Et pourquoi certains modèles de styles d'apprentissage sont utilisés plus que d'autres dans les SHAE?

Afin de répondre à ces questions, nous avons tout d'abord analysé les modèles de styles d'apprentissage utilisés dans les systèmes hypermédias étudiés. Le résultat de l'analyse est représenté à la figure 13.

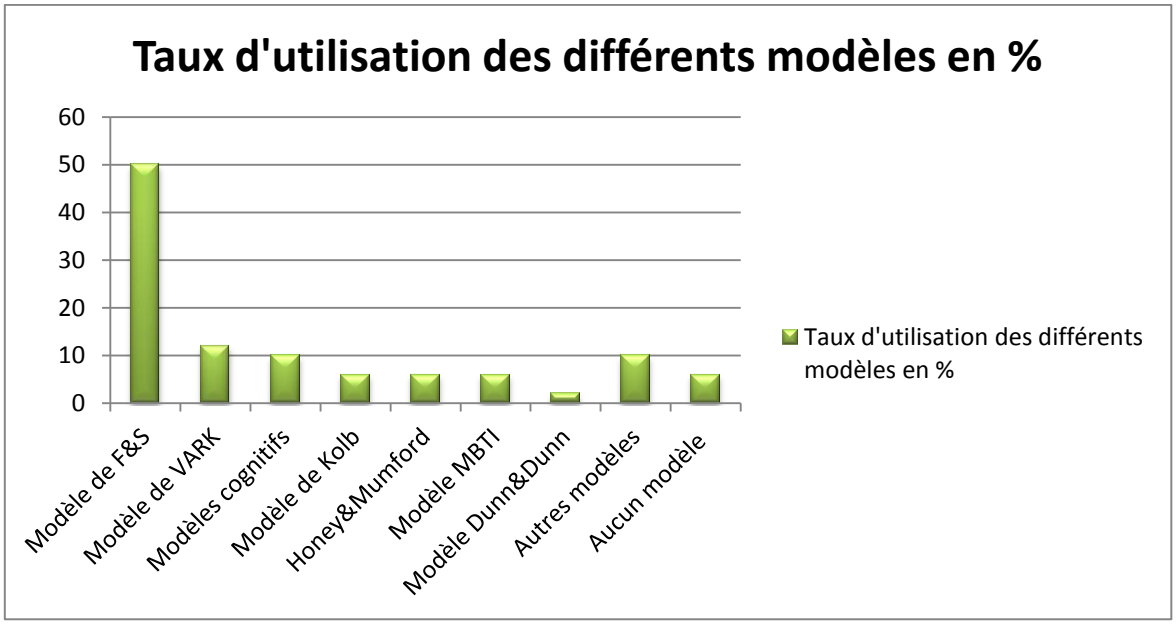

Figure 13 : Utilisation des différents modèles de styles d'apprentissage dans les SHAE étudiés (traduite de Andaloussi et al., 2017)

La figure 13 résume le taux d'utilisation des différents modèles de style d'apprentissage, définis à la section 1.1.2.2, parmi les SHAE étudiés. D'après l'analyse des 50 systèmes étudiés, il en ressort que le modèle de F & S est le plus utilisé avec une proportion de 50 %, suivi du modèle de VARK avec 12 % et des modèles

cognitifs avec 10 %. Les modèles de KOLB, Honey et Mumford et MBTI se sont partagés la même part de 6 % alors que le modèle de Dunn&Dunn n'est présent que dans 2 % des systèmes. Nous avons rassemblés les autres modèles, retrouvés une seule fois dans les systèmes, dans une seule catégorie qui représentait 10 % des cas, ces modèles sont : le modèle unifié de Popescu et al. (2007), les intelligences multiples de Gardner (1983), "The Learning Styles Profiler" (LSP; Jackson, 2002), le modèle de Keefe (1985) et "Bruner's EIS theory" (Bruner, 2003 et Roger et al., 2007). Finalement les systèmes qui n'avaient aucun modèle prédéfini, pouvant ainsi intégrer n'importe quel modèle, figuraient avec un pourcentage de 6 %. Ceux-ci sont AHA! (Stash et al., 2006) , IDEAL (Shang et al., 2001) et MOT (Stash et al., 2004).

En outre, certains des systèmes hypermédias adaptatifs étudiés combinaient deux modèles de styles d'apprentissage tels LS-PLAN (Limongelli et al., 2009), AMDPC (Yang et al., 2013) et AEHS-TLS (Mahnane et al., 2013). Ceux-ci se basaient sur le modèle de F & S et un modèle cognitif. Alors que ELP1 + ELP2 (Essalmi et al., 2010) fusionnait les modèles F & S et Honey et Mumford.

Nous nous sommes alors demandé pourquoi le modèle de F & S est le plus utilisé que ce soit dans les systèmes les plus anciens ou les plus récents comme le montre la figure 14.

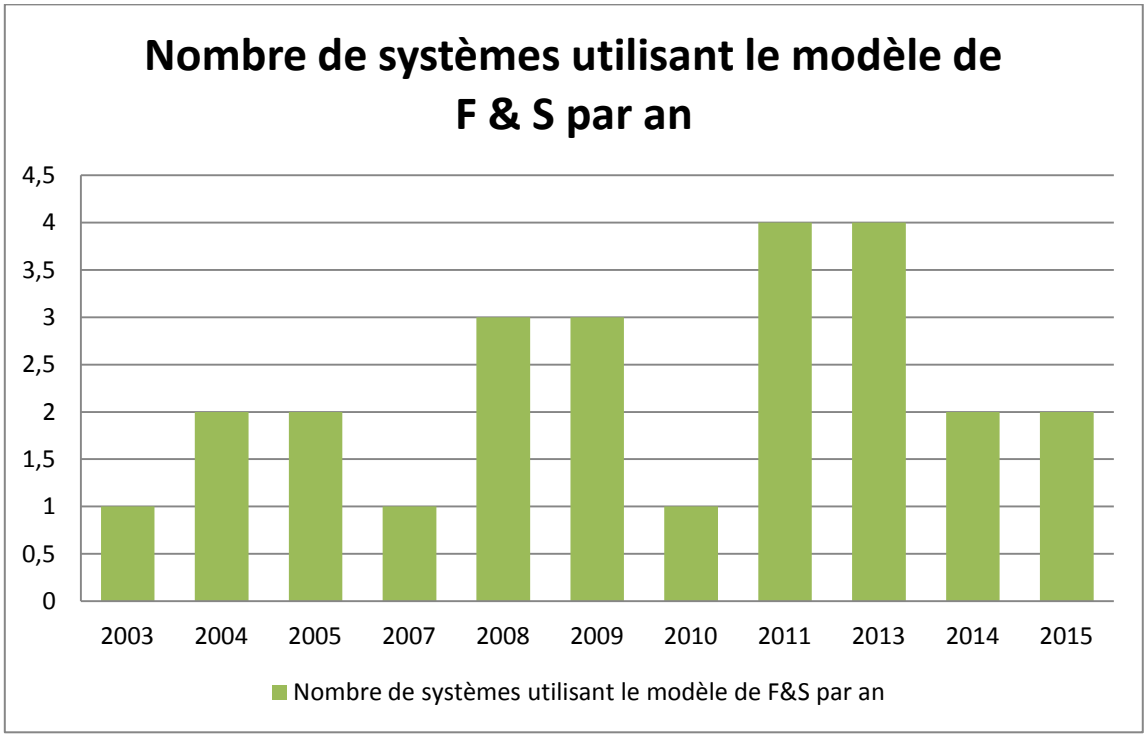

Figure 14 : Répartition des SHAE utilisant le modèle de F & S par an (traduite de Andaloussi et al., 2017)

Ainsi, l'application étendue du modèle de F & S s'explique par son classement détaillé des apprenants en plusieurs groupes, où leurs préférences sont classées selon quatre dimensions donnant ainsi lieu à 16 styles différents. Contrairement, les autres modèles n'utilisent que quelques groupes pour leur classification. En fait le modèle de F & S s'est inspiré de plusieurs autres modèles et a fusionné les traits qui y paraissaient importants comme le modèle de Kolb et de VARK. Les 16 styles du modèle résultent de la combinaison des états des quatre dimensions : la première dimension : "Actif/Réflectif" décrit comment l'apprenant traite l'information, la deuxième : "Analyseur/Intuitif" représente comment l'apprenant perçoit ou acquiert l'information, la troisième : "Visuel/Verbal" renvoie au comment l'apprenant préfère que l'information lui soit présentée et la quatrième : "Séquentiel/Global" renvoie à la façon dont l'apprenant progresse dans sa compréhension de l'information. Un exemple de style serait : Actif, Analyseur, Visuel, Séquentiel (Felder, 1996)

Un autre atout principal du modèle de F & S est qu'il est basé sur les tendances. Il affirme que les apprenants avec une forte préférence pour certains comportements peuvent aussi agir parfois différemment. De plus, selon Carver et al. (1999), "the Felder Model is most appropriate for hypermedia courseware". Kuljis & Liu (2005) confirment ce propos en procédant à une comparaison des modèles de style d'apprentissage en ce qui concerne leur application dans les systèmes d'apprentissage en ligne. Et comme résultat, ils suggèrent également le modèle de F & S comme le modèle le plus approprié.

Comme mentionné précédemment, chaque apprenant a une préférence personnelle pour chacune des quatre dimensions du modèle de F & S. Ces préférences sont exprimées par des valeurs comprises entre -11 et +11. Ce chiffre vient du fait que le questionnaire relié au modèle comporte 11 questions pour chaque dimension. En répondant à une question, par exemple reliée à la dimension actif/réflectif, avec une préférence "actif", +1 est ajouté à la valeur de la dimension alors qu'une réponse avec une préférence "réflectif" diminue la valeur de 1. Par conséquent, chaque question est résolue, soit avec une valeur de +1 (réponse a) ou -1 (réponse b) (Felder & Spurlin, 2005).

Au fait, le questionnaire rattaché au modèle F & S appelé "l'indice des styles d'apprentissage", représente un autre avantage de ce dernier, car d'une part, il fournit un mécanisme simple de classification pour l'estimation du style d'apprentissage, facile à interpréter. Et d'autre part, il a été validé par plusieurs auteurs (Felder & Spurlin, 2005; Litzinger et al., 2005; Zywno, 2003; Zwanenberg et al., 2000). Ainsi le questionnaire est connu pour sa fiabilité, sa cohérence, sa disponibilité gratuite en ligne en différentes langues, avec son barème échelonné et sa grille d'interprétation qui sont utiles pour la modélisation de l'apprenant.

Il en découle que le modèle préféré chez les auteurs combine entre des traits cognitifs plutôt stables et des habiletés acquises ou variables comme la façon d'acquérir, d'organiser et de traiter l'information, ce qui figure bien dans le modèle de F & S.

Par ailleurs, nous sommes du même avis que Chartier (2003) que le danger à éviter est de ne prendre en compte que le style d'apprentissage dans l'adaptation d'un système hypermédia éducatif. D'autres facteurs selon Sauvé (2014) sont bel et bien aussi importants que le style d'apprentissage tels l'engagement des apprenants, l'état de leurs connaissances antérieures, leur profil personnel, professionnel et technologique sans oublier leurs objectifs.

1.2.1.3. Type d'acquisition des données

En comparant le type d'acquisition des données dans les systèmes hypermédias étudiés, comme le montre la figure 15, nous constatons que le type d'acquisition mixte est le plus appliqué, dans 54 % des cas, suivi de l'acquisition explicite avec 30 % et de l'acquisition implicite avec 16 %. En effet l'approche mixte répond à la contrainte de l'acquisition d'un maximum de données sans surcharger l'utilisateur avec trop de questionnaires. Elle permet de bâtir un premier modèle avec, par exemple, des petits formulaires à remplir par l'utilisateur lors de la première connexion. Ensuite le modèle apprenant est mis à jour par le système en inférant de nouvelles valeurs en fonction du comportement de l'apprenant.

L'acquisition explicite est utilisée pour les données qui n'évoluent pas en fonction des actions de l'apprenant, et sont déterminées au début d'une session grâce aux questionnaires. Elles sont alors statiques dans la majorité du temps et ne peuvent être modifiées au cours de l'utilisation du système. Un seul système a fait l'exception à cette règle, UZWEBMAT (Özyurt et al., 2013), où l'acquisition des données est explicite mais dynamique. Ce système s'est servi du "Computerized Adaptive Testing" (CAT) (Weiss & Kingsbury, 1984) à la fin de chaque sujet. Ainsi le système s'adaptait au fur et à mesure suivant les résultats des tests administrés aux utilisateurs.

Par contre l'acquisition implicite est la moins appliquée dans les systèmes hypermédias car elle consiste à observer l'apprenant et à tracer ses activités et ses résultats afin de prédire son profil. Dans ce cas, le système devrait être initialisé par des valeurs par défaut qui peuvent parfois conduire en erreur. L'acquisition implicite et mixte rendent le modèle apprenant dynamique car l'information est fréquemment ajustée suivant l'évolution de l'apprenant.

Nous sommes du même avis que la plupart des auteurs, tels Rani et al. (2015), Mustafa & Sharif (2011), Sancho et al. (2005) que le type d'acquisition le plus approprié est le modèle mixte. Le modèle apprenant est l'image de l'apprenant à l'intérieur du système. Il doit donc être mis à jour continuellement afin de toujours refléter l'état actuel de l'apprenant, et ainsi déterminer les ajustements qui doivent être faits dans le but d'enrichir l'interaction entre le système et l'apprenant.

Les données relatives à l'apprenant sont détectés ou classés grâce à différentes techniques. Ces techniques nous ont servie à définir plusieurs types de modèles apprenant que nous verrons à la section suivante.

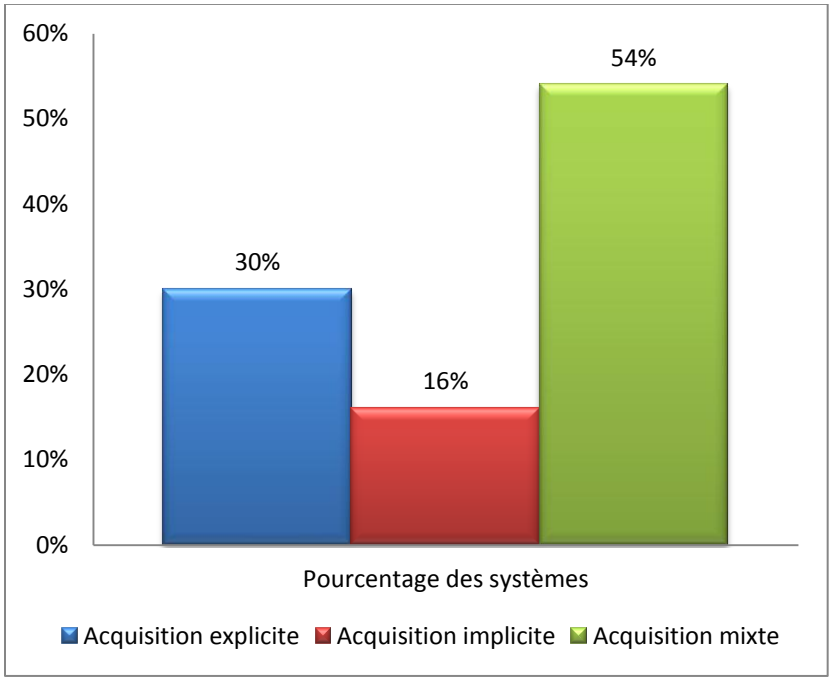

Figure 15 : Analyse des types d'acquisition de données utilisées dans les SHAE étudiés (traduite de Andaloussi et al., 2017)

1.2.1.4. Type du modèle apprenant

Bien qu'il existe différentes méthodes de construction du modèle apprenant comme nous l'avons détaillé à la section 1.1.2.4, nous n'avons retrouvés dans les systèmes étudiés que les modèles suivants: le modèle par recouvrement (*overlay*), le modèle basé sur les stéréotypes, le modèle historique, le modèle basé sur les TAA, le modèle basé sur la prédiction, le modèle basé sur les ontologies, le modèle basé sur les contraintes, le

modèle basé sur les théories cognitives et le modèle hybride, ainsi que d'autres modèles moins utilisés car souvent développés par l'auteur du système, comme le montre la figure 16.

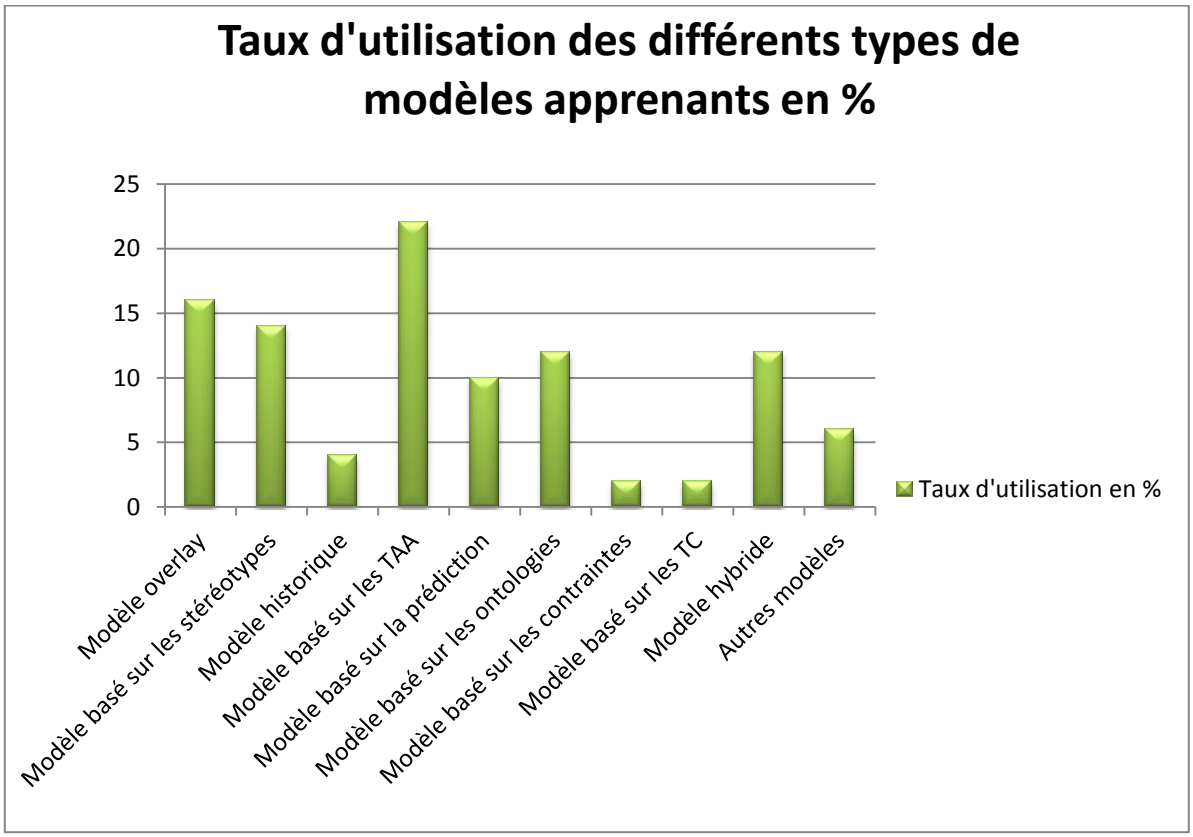

Figure 16 : Taux d'utilisation des différents types de modèles apprenant dans les SHAE étudiés (traduit de Andaloussi et al., 2017)

En effet, d'après l'analyse des SHAE de notre étude, nous constatons que le modèle le plus fréquemment utilisé est celui basé sur les TAA avec 22 %, suivi du modèle *overlay* avec 16 % et du modèle basé sur les stéréotypes avec 14 %. Le modèle basé sur les ontologies et le modèle hybride ont été présents avec le même pourcentage de 12 %, suivis par le modèle basé sur la prédiction à 10 %. Les modèles les moins utilisés sont le modèle historique à 4 % et les deux modèles qui ont partagé le même pourcentage de 2 %, soient le modèle basé sur les contraintes et celui basé sur les théories cognitives. Finalement, nous avons rassemblé les modèles qui ne sont survenus qu'une seule fois dans la catégorie autres modèles qui a représenté 6 % de l'ensemble des systèmes.

La catégorie autres modèles comprend : le modèle de Construction-Intégration de Kintsch (1998) pour la compréhension du texte. Ce modèle prend en compte les connaissances de l'apprenant comme arrière-plan afin de lui proposer un texte de cohésion approprié parmi les quatre versions de textes disponibles. Ce modèle

a été utilisé par le système Alma (Gasparinatou & Grigoriadou, 2011). Le modèle basé sur le "Computerized Adaptive Testing" (CAT) (Weiss & Kingsbury, 1984) repris et adapté par les concepteurs du système UZWEBMAT **(**Özyurt et al., 2013) sous la forme de cinq tests administrés aux utilisateurs à la fin de chacun des sujets traités par le système. Finalement, le modèle basé sur l'algorithme "Ant Colony Optimisation" (ACO) proposé par Dorigo et al. (1999) et intégré au système SACS (Wang et al., 2008). L'algorithme ACO est inspiré du comportement de recherche du plus court chemin, dont se servent les diverses espèces de fourmis. Cet algorithme est devenu assez populaire et a suscité l'intérêt de certains auteurs qui l'ont étendu vers un modèle plus sophistiqué (Cordon et al., 2000).

Nous avons répertorié six systèmes dont le type du modèle apprenant est hybride. Trois d'entre eux combinent le modèle *overlay* et les stéréotypes qui sont PALS2 (Siadaty & Taghiyareh, 2007), WHURLE (Brown et al., 2006) et DEUS (Brown et al., 2007), alors que le système ADAPTAPlan (Baldiris et al., 2008) a un modèle apprenant fusionnant les TAA et la logique floue. Le système GIAS (Castillo et al., 2009) combine les TAA et les stéréotypes et le système MASPLANG (Peña et al., 2004) le modèle *overlay* et le modèle différentiel.

Nous concluons ce propos par le fait que les TAA, les modèles basés sur la prédiction et les modèles basés sur les ontologies offrent de bons moyens pour inférer le comportement de l'apprenant dans le système et ainsi prédire le contenu qui lui sera le plus adapté. Or le modèle overlay et le modèle basé sur les stéréotypes permettent de classer les connaissances d'un apprenant et le système devrait ensuite faire la correspondance entre niveau de connaissances actuel et le contenu approprié. La modélisation du contenu fera l'objet d'une analyse lors du prochain chapitre.

1.2.2. Analyse de la modélisation du domaine

L'analyse des systèmes hypermédias étudiés a démontré que les technologies associées aux objets d'apprentissage, à savoir le Web sémantique, les métadonnées et les ontologies du Web, sont les plus utilisés. En effet, comme le montre la figure 14, le Web sémantique est présent dans 28 % des SHAE, les métadonnées d'objets d'apprentissage sont appliquées dans 26 % des cas et les ontologies du Web sémantique dans 22 % des cas. Donc au total 76 % des systèmes sont basés sur la théorie des objets d'apprentissage. Le reste des SHAE de notre étude sont divisés entre des systèmes dont la modélisation du domaine est basée sur les TAA (10 % des systèmes), et des systèmes avec des domaines subdivisés manuellement en plusieurs types (14 % des systèmes).

Les TAA incluent les réseaux de neurones et les réseaux bayésiens qui sont utilisés dans deux systèmes chacun, ainsi que la méthode des k-plus proches voisins qui est appliquée dans un seul système qu'est TRCF-LS-KL (Dwivedi & Bharadwaj, 2013). En ce qui concerne les domaines subdivisés manuellement, la subdivision est faite soit à l'intérieur du système pour le domaine concerné, où chaque type ou module concorde avec un style d'apprentissage donné. Comme exemple, nous citons MyC (Anthony et al., 2013) un système d'apprentissage du langage C, où le domaine est réparti en quatre modules selon les styles d'apprentissage de Honey & Mumford. Un autre exemple est le système AEHS-TLS (Mahnane et al., 2013) où le domaine est subdivisé en 12 types d'activités selon les styles d'apprenants adoptés. Un dernier exemple est le système Lee (Lee & Kim, 2012) qui est spécialisé dans l'apprentissage des mathématiques, domaine fermé qui a été séparé en trois types : type A pour le matériel concret, type B pour les lignes verticales et type C pour les exemples et les formules numériques. L'autre cas de figure est que le système utilise une théorie préétablie pour la séparation du domaine, comme dans iWeaver (Wolf, 2007) qui utilise la théorie de Merill (1994), *Component Display Theory* (CDT). Cette théorie comprend quatre formes primaires de présentation : les règles, les cas (exemples concrets), la pratique et le rappel.

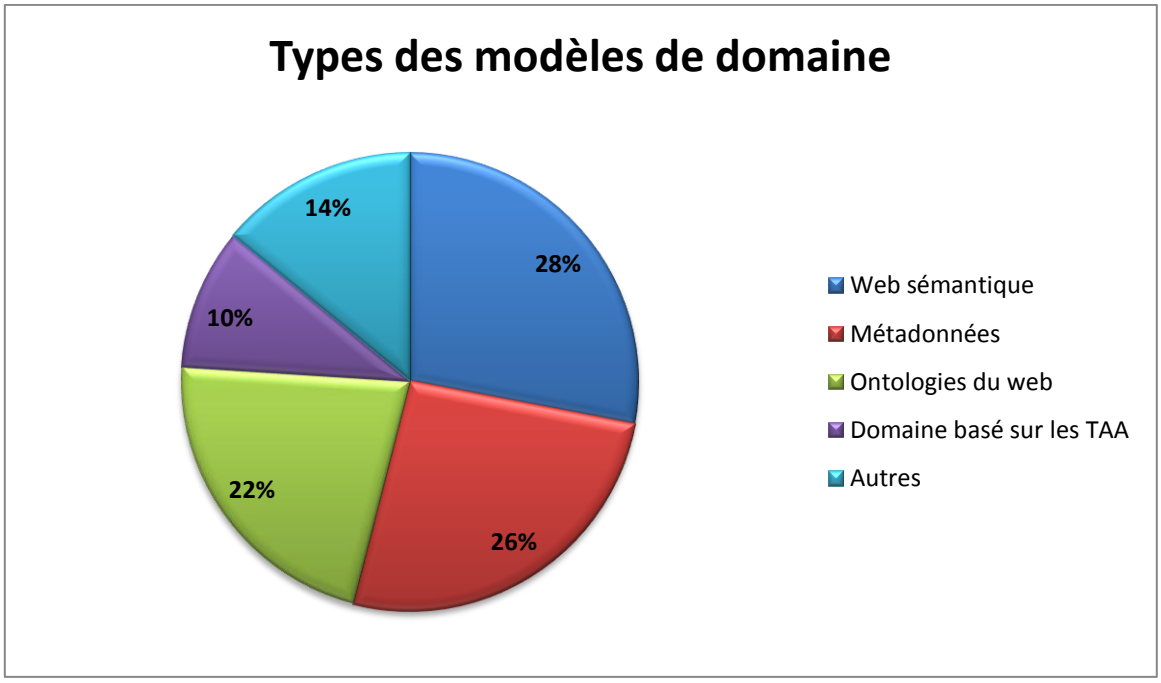

Figure 17 : Types des modèles de domaine utilisés dans les SHAE étudiés (traduit de Andaloussi et al., 2017)

En outre, 26 % des SHAE, objets de notre étude, se sont servis des standards régissant les objets d'apprentissage. Cinq systèmes, parmi eux, ont utilisé le standard LOM, quatre systèmes le standard SCORM,

trois systèmes le standard IMS-MD et un seul système, INSPIRE (Papanikolaou et al., 2003), a exploité le dépôt ARIADNE.

Nous pensons que l'existence déjà de tels standards ainsi que des langages du Web sémantique explique, en quelque sorte, la dominance des technologies associées aux objets d'apprentissage. Ces types de représentation sont connus pour leur souplesse dans le stockage et la gestion des connaissances. Ils offrent ainsi un mécanisme puissant pour la modélisation du domaine. Grâce à l'indexation des objets d'apprentissage et à l'identification des relations entre eux, on peut facilement retrouver le contenu le mieux adapté au profil apprenant. De plus, d'après l'analyse de Psyché et al. (2005), l'usage des ontologies et du Web sémantique permet le repérage des objets d'apprentissage, la fiabilité et l'automatisation du processus d'extraction du contenu adapté, l'accès à un domaine de connaissances plus large et finalement la réutilisation et le partage des objets d'apprentissage. L'auteur résume ces propos par le fait que les ontologies fournissent le vocabulaire et les structures sémantiques associées aux sources d'informations qui peuvent rendre l'accès au contenu du Web plus intelligent.

Aussi, Sjoer et Dopper (2006) ont souligné l'importance des métadonnées d'objets d'apprentissage dans la structuration de SHAE pertinents. Les travaux de Vera et Lytras (2008) montrent, quant à eux, que la recherche de ressources pédagogiques guidée par une ontologie représente une alternative intéressante à la recherche classique par mots clés.

En effet, les technologies du Web sémantique offrent généralement des méthodes pour formaliser et partager les connaissances. Alors que les ontologies peuvent leur être combinés, pour annoter sémantiquement les différents types de ressources (Jovanic et al., 2009). Plusieurs SHAE ont porté sur l'utilisation des technologies du Web sémantique combinées aux ontologies. Par exemple, Vesin et al. (2011) ont développé un système nommé Protus, pour soutenir l'apprentissage des langages de programmation dans des contextes différents. Ce système implique l'utilisation de plusieurs ontologies, comme une ontologie de domaine, une ontologie de modèle apprenant et une ontologie des tâches. De même, la plupart des systèmes basés sur les ontologies, les combinent soit avec le Web sémantique soit avec les métadonnées. Les systèmes tels Diogene (Sangineto et al., 2008), MEDYNA (Behaz & Djoudi, 2011) et CeLIP (Mota, 2006) combinent les ontologies et les métadonnées, alors que le reste des systèmes utilisant des ontologies sont reliés au Web sémantique.

Par ailleurs, Jovanic et al. (2009) ont souligné l'importance de la correspondance entre les ontologies, afin de ne pas restreindre les systèmes adaptatifs à des ontologies locales. Si uniquement des ontologies locales sont

utilisées dans des SHAE, ils ne peuvent être en mesure de transférer leur contenu à d'autres systèmes qui incluent des connaissances similaires.

En conclusion de cette section, nous estimons que les technologies associées aux objets d'apprentissage offrent certes plusieurs avantages dans la modélisation du domaine des SHAE. Pourtant elles sont aussi critiquées à cause de leur lourdeur et leur difficulté lors de la création. D'une part, les langages utilisés pour le Web sémantique sont très éloquents (Baget et al., 2003), vu qu'ils sont tous dérivés du langage XML, leur pratique est ainsi ardue. Et d'autre part, Bourigault et al. (2004) soulignent que la production d'ontologies est souvent très problématique. Ils justifient ce propos par le fait qu'il est difficile d'accéder aux connaissances et aux théories qu'organisent ces connaissances, souvent abstraites. Cela nécessite des experts dans le domaine aptes à confirmer, révoquer ou suggérer des concepts qui sont importants à la structuration de leur domaine. Sans une telle maîtrise, cela devient très difficile de créer des ontologies. De plus, nous avons noté que les objets d'apprentissage collaboratifs n'ont pas été considérés par l'ensemble des SHAE se basant sur les objets d'apprentissage. Pourtant selon Kim et Lee (2014) les apprenants peuvent atteindre des niveaux plus élevés d'acquisition et d'apprentissage grâce à l'apprentissage collaboratif.

1.2.3. Analyse des méthodes et techniques d'adaptation utilisées

Les SHAE ont généralement des mécanismes qui font le lien entre les connaissances acquises sur les apprenants et le modèle du domaine afin de procurer des démarches et des contenus éducatifs personnalisés. Les méthodes et les techniques d'adaptation diffèrent d'un système à un autre mais touchent en général soit le contenu, soit la présentation du contenu, soit la navigation, soit une combinaison de deux ou trois de ces aspects comme le démontre la figure 18.

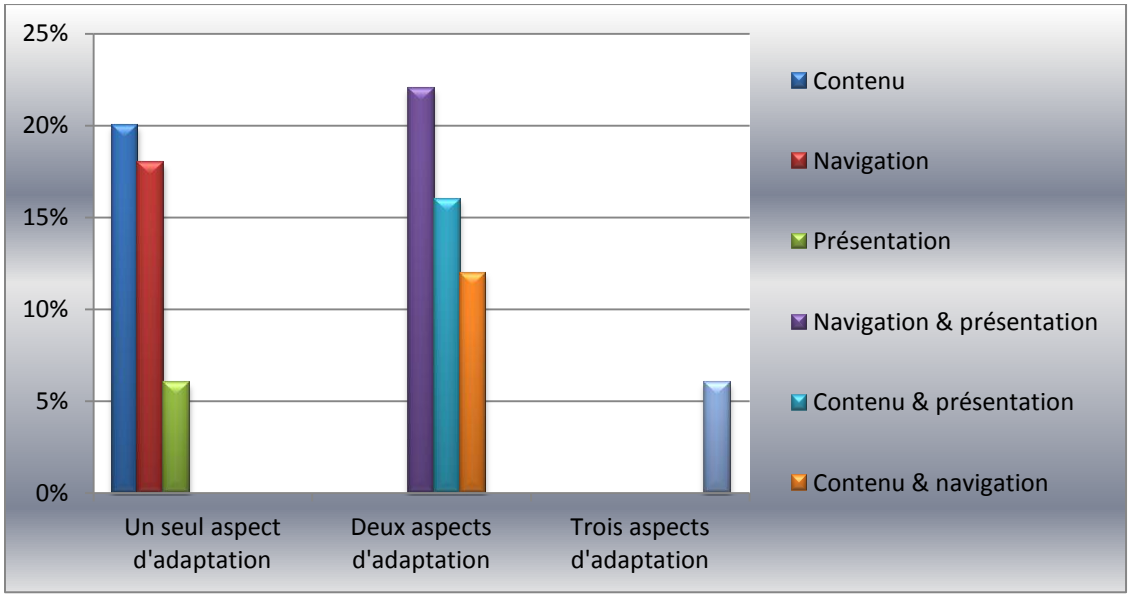

Figure 18 : Types d'adaptation adoptés par les SHAE étudiés (traduit de Andaloussi et al., 2017)

Nous remarquons que 44 % des SHAE étudiés adaptent un seul aspect, soit le contenu hypermédia (20 % des systèmes), soit la navigation entre des liens hypermédias (18 % des systèmes), soit la présentation du contenu hypermédia (6 % des systèmes). De plus, 50 % des systèmes combinent deux aspects lors de leur adaptation et ils sont subdivisés comme suit : 22 % des systèmes adaptent conjointement la navigation et la présentation, 16 % adaptent leur contenu et leur présentation, et 12 % adaptent simultanément le contenu et la navigation. Par contre seulement 6 % des systèmes adaptent les trois aspects en même temps, cela figure dans les trois systèmes étudiés : AEHS-TLS (Mahnane et al., 2013), TeleEDUCOS (Kulaglic et al., 2013) et CeLIP (Mota, 2006).

Les techniques les plus marquées en ce qui a trait à l'adaptation du contenu sont : l'insertion/suppression de fragments et la modification/filtrage de fragments comme le montre le système EDUCA (Cabada et al., 2011) où le contenu XML est sélectionné de façon à ce qu'il corresponde au style d'apprentissage de l'utilisateur, ou le système IDEAL (Shang et al., 2001) où le cours est composé d'une collection de composants pédagogiques dits intelligents. Un serveur agent configure ces derniers de façon à composer une séquence de cours cohérente qui répond aux objectifs de l'apprenant.

Pour les techniques d'adaptation de la navigation, toutes les techniques citées dans la littérature ont été retrouvées dans nos SHAE, seules ou jumelés. Par exemple, dans AHA! (Cristea & De Bra, 2006), les techniques du guidage direct, de l'annotation et du masquage des liens ont été utilisées afin de guider l'utilisateur vers les meilleurs chemins pour son apprentissage. Pour iWeaver (Wolf, 2007), l'auteur s'est servi

des techniques d'ordonnancement et du masquage des liens. Dans INSPIRE (Papanikolaou et al., 2003), seule la technique de l'annotation des liens est appliquée. En outre, dans le système AES-CS (Triantafillou et al., 2003), différents outils d'aide à l'orientation ont été fournis aux utilisateurs comme les cartes adaptatives, l'annotation des liens et le guidage direct.

Quant aux techniques d'adaptation de la présentation, les techniques les plus rencontrées sont les pages variantes, le texte extensible et la disposition. Nous citons à titre d'exemples les système AEHS-LS (Mustafa et Sharif, 2011) et iWeaver (Wolf, 2007) dans lesquels différentes présentations du même contenu peuvent être visualisées par des apprenants de différents styles d'apprentissage. Dans le système AHA! (Cristea & De Bra, 2006), la disposition de la page est adaptée aux préférences de l'apprenant et dans le système iMANIC (Stern, 2001), la technique du texte extensible est utilisée pour afficher ou cacher du matériel éducatif.

En somme, nous notons que, malgré une nette préférence chez les concepteurs des SHAE étudiés pour l'adaptation des deux aspects navigation et présentation simultanément, aucune étude ne prouve, pour le moment, que l'adaptation à un aspect ou à un autre ou l'utilisation de l'une ou l'autre des techniques affectent l'efficience d'un SHAE. Même s'il vient à l'esprit que plus il y a d'aspects adaptés, plus on augmente le taux de satisfaction des utilisateurs, il va falloir le démontrer par une évaluation comparative des différentes techniques reliées aux trois aspects d'adaptation conçus jusqu'à date à savoir le contenu, la présentation et la navigation. Brusilovsky (1998) a tenté de faire cette évaluation mais pour les plus anciens systèmes. Il importe également d'explorer d'autres sources d'adaptation qui pourraient améliorer le rendement et la motivation des apprenants.

Pour conclure ce chapitre, nous pensons que les SHAE ont connu une nette amélioration, au fil du temps, surtout avec l'avènement des techniques de l'apprentissage automatique, du Web sémantique et des ontologies. Pourtant, nous avons pu déceler quelques limites de ces systèmes. Malgré que notre analyse a été effectué en 2016, nous avons jugé inutile de mettre à jour notre état de l'art puisque les constats détectés n'ont pas tellement changé pour les SHAE les plus récents. Citons à titre d'exemple le SHAE proposé par Bajaj & Sharma (2018) qui se base sur la détection automatique du style d'apprentissage uniquement, lors de son adaptation, que ce soit du modèle de F & S ou de celui de Kolb. Un autre exemple est celui de El Guabassi et al. (2018) où les auteurs ont introduit un système adaptif qui se contente d'adapter le contenu au style d'apprentissage et à l'état cognitif des utilisateurs. Un dernier exemple a été publié par Sethi et al. (2016) où les auteurs se sont limités aux dimensions visuelle et verbale du style d'apprentissage afin d'y adapter les objets d'apprentissage de façon automatique.

Suite à cette analyse détaillée de SHAE existants, nous allons pouvoir préciser, dans le chapitre qui suit, la problématique soulevée dans cette thèse ainsi que nos objectifs de recherche et la méthodologie poursuivie. Nous proposerons également une nouvelle approche d'adaptation qui apporte une solution aux problèmes détectés.

Chapitre 2 : Problématique, objectifs et méthodologie de recherche

Les résultats de l'analyse des SHAE réalisée dans le chapitre précédent nous ont permis de mettre en évidence les apports des différentes générations de ces systèmes mais aussi les imperfections de leurs modèles. Dans ce chapitre, nous précisons la problématique à laquelle répond cette thèse à la lumière des limites détectées. Nous nommons également les objectifs que nous nous sommes fixés ainsi que notre méthodologie de recherche. Nous proposerons par la suite une solution à la problématique soulevée grâce à notre nouvelle approche d'adaptation basée sur les réseaux sociaux. L'objectif de ce chapitre est donc de faire ressortir les questions de recherche qui nous ont intriguée et ainsi tenter d'apporter des réponses à ces différentes questions.

2.1. Problématique

La problématique que nous avons relevée suite à notre analyse de l'existant est que les SHAE ne présentent pas toujours le contenu le plus adapté aux réels besoins des apprenants. De plus ces besoins ne sont pas tous détectés automatiquement, ce qui implique un manque de motivation chez les apprenants et un taux d'abandon élevé des formations en ligne. Ce constat résulte de trois problèmes principaux, que nous détaillons en suivant.

Tout d'abord, nous avons vu que tout SHAE, qu'il soit adaptatif ou adaptable, doit disposer d'un modèle apprenant. Celui-ci est constitué de données qui sont acquises de deux façons : l'acquisition explicite basée sur les questionnaires et l'acquisition implicite où les données relatives à l'apprenant sont décelées automatiquement à partir des traces de son utilisation du système. Or, la majorité des SHAE utilisent l'acquisition mixte qui combine les deux méthodes. Le premier problème qui se pose est que les SHAE utilisent différents types de données sur l'apprenant, du coup on ne sait plus lesquelles doivent être considérées par le système, surtout celles qui influencent réellement la qualité de l'apprentissage. Le deuxième problème est qu'en utilisant l'acquisition explicite lors de l'initialisation du système, on risque de lasser les apprenants avec des tas de questionnaires. Est-ce qu'il y aurait un moyen d'avoir un modèle apprenant riche en données sans pour autant surcharger l'utilisateur par les questionnaires? Finalement, les concepteurs de SHAE sont souvent amenés à refaire le travail de modélisation de l'apprenant, alors qu'il se peut que ce travail soit déjà fait dans un autre système en ligne pour le même utilisateur. Ne serait-ce pas

mieux d'avoir un modèle apprenant standard interopérable et évolutif, qui peut être réutilisé et mis à jour par n'importe quel système d'éducation en ligne?

Au niveau du modèle du domaine, les technologies associées aux objets d'apprentissage notamment le Web sémantique, les ontologies et les métadonnées semblent régner et offrir de bons moyens à la modélisation des connaissances. D'un côté, nous avons vu que l'indexation des objets d'apprentissage à l'aide de métadonnées permet de les reconnaître facilement et de pouvoir les récupérer et les réutiliser efficacement. Ceci permet de rassembler les objets d'apprentissage adéquats au besoin et d'en former le contenu le mieux adapté au profil apprenant. Pourtant, le problème qui advient avec les objets d'apprentissage est leur difficulté de création, elles nécessitent souvent d'avoir recours à des experts du domaine, sans quoi le concepteur de SHAE peut facilement se perdre et conduire les utilisateurs en erreur. D'un autre côté, comme nous l'avons mentionné précédemment, les métadonnées qui définissent les objets d'apprentissage, telles qu'elles sont décrites, ne permettent pas d'indexer les objets d'apprentissage collaboratifs. Toutefois, ce type d'objets a été prouvé d'optimiser l'apprentissage chez les personnes et d'améliorer leurs résultats (Aimeur et al., 2010; Al rahmi et al., 2015). Il importe alors d'inclure les objets d'apprentissage collaboratifs dans la modélisation du domaine dans les SHAE.

Finalement, au niveau de l'adaptation des SHAE, nous avons perçu trois aspects d'adaptation utilisés jusqu'à date qui portent sur le contenu, la navigation et la présentation. Nous avons constaté que peu de systèmes adaptent les trois aspects en même temps. Pourtant nous présumons qu'un système est plus performant lorsqu'il adapte plus d'aspects, dans le sens que l'enseignement est plus efficace quand il est plus individualisé. Nous nous interrogeons sur les autres aspects d'adaptation qui pourraient être considérés afin de personnaliser davantage l'apprentissage et gagner en rendement et motivation des apprenants.

2.2. Objectifs de recherche

Notre objectif général est de proposer un modèle de SHAE amélioré afin de soutenir l'apprenant dans son parcours d'apprentissage, ce qui s'exprime dans les sous-objectifs suivants :

a. **Établir un modèle apprenant interopérable, riche en données et limitant le recours aux questionnaires tout en se basant sur les données recueillies des réseaux sociaux**. En effet, à travers la revue de littérature effectuée, nous avons constaté que la majorité des SHAE étudiés ont

adopté l'acquisition mixte des données du modèle apprenant. Mais la seule donnée qui était réellement acquise de façon implicite est le style d'apprentissage, ce qui implique que le reste des données modélisées par les SHAE soient remplies au moyen de questionnaires, ce qui risque de décourager les apprenants à utiliser un tel type de systèmes. Il était également évident que les normes associées au modèle apprenant n'étaient pas satisfaites par la majorité des SHAE analysés. C'est pourquoi les types de données différaient d'un système à un autre et ne pouvaient être réutilisées, aussi le travail de modélisation des données était refait à chaque fois par les concepteurs de SHAE.

Ainsi en nous servant des réseaux sociaux pour l'initialisation des données du modèle apprenant, nous pouvons réduire au maximum l'usage des questionnaires et maintenir les utilisateurs plus motivés. De plus, en nous conformant au standard IMS LIP, nous pouvons garantir la richesse, l'interopérabilité, la réutilisabilité et l'évolutivité de notre modèle apprenant. Nous avons aussi la possibilité d'adapter notre SHAE à d'autres données du modèle apprenant à part celles appliquées jusqu'à date à savoir le style d'apprentissage et le niveau de connaissances.

b. **Instaurer un modèle du domaine favorisant la collaboration entre les différents apprenants**. Compte tenu de l'analyse de la modélisation du domaine effectuée au chapitre précédent, nous avons relevé que les SHAE actuels se basaient généralement sur la théorie des objets d'apprentissage. Ces derniers avaient certes des avantages en terme d'accessibilité et de repérage facile, mais ils présentaient aussi des inconvénients en ce qui a trait à leur difficulté de création et leur négligence à la collaboration. Nous nous sommes fixé comme objectif d'enrichir les spécificités des métadonnées afin qu'ils puissent prendre en compte les objets d'apprentissage collaboratifs. Ainsi nous pouvons favoriser l'apprentissage chez les personnes qui sont plutôt de nature sociable. Nous avons omis de prendre en considération le problème de difficulté de création des objets d'apprentissage, vu que cela nécessite des experts des différents domaines. Nous pensons que ce problème se résoudra au fur et à mesure que les bibliothèques d'objets d'apprentissage s'enrichissent et que les métadonnées sont mieux détaillées.

c. **Proposer un autre aspect d'adaptation et s'y adapter de façon automatique sur la base des traits de personnalité de l'apprenant qui porte sur l'approche pédagogique, la collaboration et le feedback.** Suite à l'analyse des méthodes et techniques d'adaptation utilisés par les SHAE existants, nous avons pu déduire que seulement un ou deux des trois aspects : contenu, présentation et navigation étaient adaptés mais rarement les trois en même temps. En plus, ces derniers étaient adaptés uniquement au style d'apprentissage et/ou au niveau de connaissances. Nous estimons que les traits de personnalité ont aussi une influence sur la façon d'apprendre et méritent d'être considérés

lors de l'adaptation des SHAE tel confirmé par plusieurs auteurs (Cohen & Barut, 2017 ; Tlili et al, 2016 ; Hazrati-Viari, 2012 ; Faria et al, 2008). Les trois autres aspects approche pédagogique, type de collaboration et feedback qui peuvent être adaptés aux traits de personnalité des apprenants sont ainsi ajoutés à ceux déjà existants. Grâce à ces nouveaux aspects, nous sommes aptes d'assurer une meilleure personnalisation de l'apprentissage aux profils apprenants.

2.3. Méthodologie de recherche

Notre méthodologie a consisté tout d'abord en une démarche empirique caractérisée par une revue de la littérature rigoureuse, soit une analyse de SHAE existants afin de définir leurs principales modélisations et les problèmes qui y figurent. Ensuite nous avons proposé une approche itérative de conception d'un nouveau modèle de SHAE se basant sur les réseaux sociaux afin de résoudre les problèmes détectés. L'approche théorique d'adaptation de notre modèle de SHAE fera l'objet de la deuxième partie du chapitre courant alors que les détails des différents modèles seront présentés au chapitre suivant. Nous avons enchaîné l'étape de modélisation par une validation fonctionnelle via un prototype de SHAE. Ce prototype nous a servi également pour une étude expérimentale dont le but était de valider les choix d'objets d'apprentissage suggérés par le prototype avec ceux des utilisateurs et ainsi mesurer leur taux de satisfaction. Les données cumulées suite à l'expérimentation de notre prototype nous ont permis d'avoir une base pour les prédictions futures des objets d'apprentissage les plus adaptés aux profils apprenants. Mais avant de nous lancer dans l'expérimentation du prototype, nous avons présenté une demande d'exemption de l'obligation d'obtenir une approbation éthique au Comité d'éthique de la recherche avec des êtres humains de l'Université Laval (CÉRUL). Notre demande a été justifiée par le fait que les informations dont nous allions faire usage sont légalement accessibles au public et adéquatement protégées en vertu de la loi.

2.4 Une nouvelle approche d'adaptation basée sur les réseaux sociaux

Dans la section précédente, nous avons relevé les principaux problèmes qui figurent dans les SHAE existants, suite à une revue de littérature couplée d'une analyse détaillée d'une cinquantaine de SHAE. Cet exercice nous a permis de mettre en évidence le défi majeur des concepteurs de SHAE qui est d'inclure le maximum d'informations sur l'apprenant dans le modèle apprenant, mais sans surcharger l'utilisateur par des questionnaires et finalement le décourager à utiliser le système. Dans le but de répondre à ce défi, nous proposons, dans cette section, une nouvelle approche basée sur les réseaux sociaux pour la construction d'un

modèle apprenant plus riche en données tout en se basant sur les standards. Ceci nous permettra d'atteindre une meilleure adaptation et d'éviter les inconvénients des questionnaires, tels le temps supplémentaire que les étudiants doivent dépenser et leur démotivation à répondre à un tas de questions. En fait, nous avons réalisé une revue de littérature sur l'inférence de données à partir des réseaux sociaux (Liu et al., 2016 ; Staiano et al., 2012) qui a montré que nous pouvons utiliser de tels réseaux pour analyser le comportement de l'utilisateur, extraire ses préférences et prédire ses traits de personnalité. En effet, la personnalité décrit les caractéristiques et les comportements de l'individu qui le guident à prendre des décisions et à agir en conséquence dans des conditions particulières (Larsen & Buss, 2005). Selon le modèle des Big Five, la plupart des traits de la personnalité humaine peuvent être décrits selon cinq dimensions : Ouverture, Conscience professionnelle, Extraversion, Agréabilité et Névrosisme (OCEAN) (John et al., 2008). Chacune de ces dimensions a ses caractéristiques dans la vie en général et dans la réussite scolaire en particulier. Plusieurs auteurs ont reconnu que ces traits avaient une influence sur l'apprentissage en termes d'approche pédagogique préférée, de type de motivation et de degré de collaboration chez les apprenants (Cohen and Barut, 2017; Faria et al., 2008; Hazrati-Viari, 2012; Tlili et al., 2016).

Ainsi, en appliquant cette nouvelle approche basée sur les réseaux sociaux, nous répondons aux trois objectifs de recherche détaillés à la section 2.2 ayant comme finalité d'améliorer l'expérience d'apprentissage dans les SHAE. D'une part, grâce aux réseaux sociaux, nous pouvons extraire plusieurs données sans avoir à passer par des questionnaires pour remplir certaines données du modèle apprenant et tout en étant conforme au standard IMS LIP, ce qui garantit un modèle apprenant interopérable, riche en données et réduisant le recours aux questionnaires. D'autre part, en inférant les traits de personnalité à partir des réseaux sociaux, nous enrichissons notre modèle d'adaptation en adaptant l'approche pédagogique, le type de collaboration et le feedback à ces traits. De la sorte, même le modèle du domaine sera modifié afin d'inclure les objets d'apprentissage collaboratifs qui vont servir au modèle d'adaptation suggéré.

Nous allons tout d'abord préciser quels types de données peuvent être extraites des réseaux sociaux. Nous détaillerons ensuite comment les traits de personnalité sont détectés et à partir de quels réseaux sociaux. Nous nous intéresserons plus particulièrement au modèle des *Big Five,* c.à.d. ouverture, conscience professionnelle, extraversion, agréabilité et névrosisme (Costa & McCrae, 1992), puisque c'est le modèle le plus utilisé et le mieux documenté. Nous montrerons comment ces traits peuvent avoir une influence sur l'apprentissage. Nous enchainerons par la façon d'adapter les SHAE aux traits de personnalité selon le modèle choisi. Nous terminerons par une scénarisation de l'apprentissage selon la nouvelle approche.

2.4.1. Extraction des données apprenant à partir des réseaux sociaux

Depuis leur apparition dans les années 2000, les réseaux sociaux n'ont cessé d'évoluer et leurs nombres d'utilisateurs n'ont fait que croître. Ils sont ainsi devenus une source importante d'informations sur leurs utilisateurs à ne pas négliger. C'est pourquoi nous avons pensé à les utiliser pour l'initialisation du modèle apprenant des SHAE. En effet ceci a pour avantage de remplir la majorité des champs reliés au standard des données du modèle apprenant IMS LIP (IMS, 2005) sans devoir accabler l'utilisateur par un tas de questionnaires.

Ainsi, les données apprenant selon le standard IMS LIP qui peuvent être extraites via une interface de programmation applicative (API) des réseaux sociaux tels que Facebook ou Linkedin sont :

- identification : nom, prénom, courriel, âge, sexe, langue maternelle ;
- affiliation : noms des groupes auxquels l'utilisateur est affilié.

Ces données sont modélisées sous forme d'un ensemble de couples attribut-valeur. Par exemple, si on considère L1 un apprenant, on peut le décrire par : <L1, <Nom,"." >, <Prénom,"." >, < courriel,"." >,<Age,"." >, <Sexe,"." >, <Langue,"." >,<Groupes,"." >>.

Les données qui peuvent être obtenues à travers l'API Linkedin[6] sont :

- QCL : qualifications, certifications et licences ;
- accessibilité : capacités linguistiques ;
- intérêts : loisirs, activités de divertissement ;
- objectifs : en terme de carrière.

Finalement, les données qui ne seront pas extraites directement des réseaux sociaux mais plutôt prédites à partir des comportements des utilisateurs via ces réseaux sont les traits de personnalité tels que : l'ouverture, la conscience professionnelle, l'extraversion, l'agréabilité et le névrosisme (élément du champ accessibilité). À partir de ces traits, on peut définir le type de motivation de l'apprenant, sa préférence par rapport au travail collaboratif ainsi que l'approche pédagogique appropriée à ses traits (Chamorro-Premuzic et al., 2007; Hazrati-Viari, 2012; Marcela, 2015).

[6] https://developer.linkedin.com/docs/fields/education

Nous verrons dans la section suivante comment ces traits de personnalité peuvent être prédits suivant les comportements des utilisateurs dans les réseaux sociaux et les types de réseaux qui sont en mesure de nous fournir l'information nécessaire à ce sujet.

2.4.2. Détection des traits de personnalité à partir des réseaux sociaux

La prédiction des traits de personnalité des utilisateurs, selon les cinq attributs du modèle Big Five (Costa & McCrae, 1992), à partir des traces de leurs activités sur les réseaux sociaux, est un domaine de recherche qui a suscité beaucoup d'intérêt au cours des dernières années. Dans le tableau 7, nous énumérons quelques travaux qui nous ont inspiré. Nous constatons que certaines études se basent sur des méthodes statistiques afin de démontrer l'existence de relations significatives entre les attributs d'un profil donné, ses usages linguistiques et les résultats de ses tests de personnalité. Les attributs du profil incluent en général son nombre d'amis, de groupes et le nombre de mises à jour de son état, alors que l'analyse linguistique examine la fréquence des mots utilisés par un utilisateur et leur signification afin d'identifier des modèles qui peuvent révéler ses traits de personnalité. Nous notons toutefois l'émergence des techniques d'extraction de données et d'apprentissage automatique pour la prédiction des traits de personnalité tels les réseaux de neurones, la classification bayésienne naïve, la régression linéaire, etc.

Tableau 5 : Liste des principaux travaux sur la prédiction des traits de personnalité.

Référence	Plateforme	Nombre d'utilisateurs	Données utilisés pour la prédiction	Technique utilisée
(Bachrach et al., 2012)	Facebook	180 000	Nombre d'amis, nombre de groupes, nombre de mentions "j'aime", nombre de photos téléchargées, nombre de mises à jour du statut, nombre de fois où l'on a "marqué" des photos.	Apprentissage non supervisé (Clustering)
(Youyou et al., 2015)	Facebook	86 220	Nombre de mentions "j'aime".	Régression linéaire
(Schwartz et al., 2013)	Facebook	75 000	Langage utilisé.	Régression linéaire suite à une enquête linguistique et nombre de mots (LIWC)
(Park et al., 2015)	Facebook	66 732	Langage utilisé.	Modèle de régression appelé "Ridge regression"
(Sumner et al., 2012)	Twitter	2927	Langage, utilisation de twitter (nombre de "tweets").	Algorithmes WEKA et la corrélation de Spearman

(Arnoux et al., 2017)	Twitter	1300	Langage.	Modèle de processus Gaussien
(Golbeck et al., 2011)	Twitter	279	Langage, utilisation de twitter (nombre de "tweets").	Corrélation de Pearson, processus Gaussien et ZeroR
(Wan et al., 2014)	Sina Weibo	131	texte, comportement social et interactions.	Régression logistique et Naïve Bayes.
(Ferwerda et al., 2016)	Instagram	113	Caractéristiques des images	Réseaux de neurones

À partir des données transcrites dans le tableau 7, il en ressort que Facebook a été testé sur un plus grand nombre d'utilisateurs dans le processus de prédiction des traits de personnalité, suivi de Twitter. Ces deux réseaux offrent une myriade de traces d'utilisateurs diversifiés telles que les préférences des utilisateurs, leurs activités sociales et académiques, leurs conversations avec les individus et les groupes, etc. Ainsi, nous pouvons conclure que Facebook et Twitter constituent des bases fiables pour la prédiction des traits de personnalité, surtout avec l'avènement de l'API ApplyMagicSauce[7] développée par l'université de Cambridge. Cet outil qui est désormais disponible sur le Web permet de prédire les traits psychologiques d'un utilisateur en lui demandant tout simplement de se connecter avec son compte Facebook ou Twitter. La prédiction est basée sur les publications des utilisateurs et leur mentions "J'aime" ou bien sur les significations de leurs "Tweets".

Nous détaillerons, dans la section suivante, la façon dont ces traits de personnalité détectés peuvent avoir un effet sur l'apprentissage.

2.4.3. Les traits de personnalité et leur effet sur l'apprentissage

Les chercheurs du domaine de la psychologie de l'éducation affirment que chacun des traits de personnalité du Big Five est un prédicateur fiable du rendement académique (Richardson et al., 2012). Les résultats de plusieurs analyses et études empiriques (Noftle & Robins, 2007; O'Connor & Paunonen, 2007; Poropat, 2009) affirment que, parmi les cinq traits de personnalité, la conscience professionnelle influe, de façon systématique, sur la réussite scolaire des apprenants. Ceci s'explique par les caractères qu'affichent, en général, les consciencieux tels la prudence, la discipline, l'organisation et l'établissement des objectifs. D'autres auteurs comme Farsides et Woodfield (2003) soutiennent que l'ouverture et l'agréabilité sont les deux traits les plus fortement corrélés avec le succès académique. En parallèle, d'autres études sur l'éducation et la personnalité se sont focalisées sur d'autres effets de la personnalité sur l'attitude des apprenants comme leur

[7] https://applymagicsauce.com/demo.html

type de motivation (Komarraju et al., 2011), leurs méthodes d'apprentissage préférées (Chamorro-Premuzic et al., 2007), l'effet de différents types de feedbacks et de soutien émotionnel (Dennis et al., 2016) ou encore les différents types d'impression qu'ils ont sur les cours en ligne (engagement, valeur pour carrière, évaluation globale, anxiété / frustration et préférence pour les cours en ligne).

Nous pouvons ainsi conclure que les traits de personnalité ont un impact direct sur l'apprentissage. Ils sont donc un paramètre considérable à prendre en compte dans l'adaptation des SHAE comme nous l'exposerons dans la prochaine section.

2.4.4. Adaptation d'un SHAE aux traits de personnalité

Suite à notre revue de littérature du domaine de la psychologie de l'éducation, nous avons pu rassembler les caractéristiques de chacun des traits de personnalité selon le modèle du Big Five, surtout celles qui se rapportent à l'éducation ou à la façon d'apprendre. Comme transcrit au tableau 6, les attributs qui sont influencés par la personnalité et auxquels un SHAE peut s'adapter sont : l'approche pédagogique (profonde, en surface ou basée sur les objectifs), le type de collaboration (collaboratif ou individuel) ainsi que le type de motivation (intrinsèque, extrinsèque ou par succès académique).

En fait, concernant les apprenants ayant des scores élevés (plus de 50 %) dans :

• l'ouverture, la conscience ou l'extraversion : ils sont plus susceptibles de préférer l'approche profonde, de sorte qu'ils donnent un sens à ce qu'ils apprennent et peuvent le relier à leurs connaissances antérieures. Ils ont une émotion positive à propos de l'apprentissage, nous pouvons donc dire que leur motivation est intrinsèque. Ils aiment discuter leurs pensées avec les autres, ils sont ainsi plutôt collaboratifs exception faite pour ceux qui ont un taux élevé en conscience professionnelle qui préféreraient mieux travailler individuellement (Heinström, 2000).

• l'agréabilité : ils sont plus intéressés par l'obtention de notes élevées, ils suivent tous les éléments et exercices suggérés. Il est donc plus avantageux de leur rappeler les objectifs des cours et la façon dont ceux-ci peuvent les aider à réussir dans leur carrière. C'est ce qu'on appelle l'approche de réalisation ou basée sur les objectifs, leur motivation est du coup extrinsèque et puisqu'ils aiment travailler en groupe, on peut dire qu'ils sont collaboratifs (Chamorro-Premuzic et al., 2007).

• le névrosisme : ils sont plus susceptibles de limiter leur apprentissage au strict minimum, ils ne font pas de liens entre les informations, mais peuvent mémoriser ce qu'ils apprennent de manière atomique. C'est ce qu'on appelle l'approche en surface. Ce type d'apprenants a toujours besoin de motivation, nous pouvons

donc conclure que leur type de motivation est extrinsèque, et comme ils ne sont pas très sociables, ils préféreraient travailler individuellement (Chamorro-Premuzic et al., 2007).

Tableau 6 : Corrélation entre les traits de personnalité et les caractéristiques d'apprentissage

Trait de personnalité	Caractéristiques	Approche suggérée	Type de collaboration	Type de motivation
Ouverture (taux élevé +50 %)	Aime poser des questions, analyser des arguments, esprit critique, logique, relie ce qu'il apprend aux connaissances antérieures.	Profonde ou élaborée.	Collaboratif	Intrinsèque
Conscience professionnelle (taux élevé +50 %)	Concentré, aime étudier dans de bonnes conditions, organisé, a des objectifs clairs de ses études, autonome.	Profonde ou élaborée et focalisée.	Individuel	Intrinsèque
Extraversion (taux élevé +50 %)	Perçoit l'apprentissage comme moyen de trouver un emploi, mais facilement distrait s'il trouve les études insignifiantes pour lui.	Profonde ou élaborée.	Collaboratif	Par succès académique
Agréabilité (taux élevé +50 %)	Préfère travailler en groupe, peut demander de l'aide, amical.	Basée sur les objectifs.	Collaboratif	Extrinsèque
Névrosisme (taux élevé +50 %)	Manque de concentration, peur de l'échec.	Approche en surface.	Individuel	Extrinsèque

Ainsi en adaptant un SHAE aux traits de personnalité de l'apprenant, nous rajoutons de nouveaux aspects d'adaptation, qui jusqu'à date n'ont pas été considérés par les SHAE existants. Nous pouvons désormais différencier les approches pédagogiques selon que les apprenants sont du type réfléchi (approche approfondie), ou bien ceux qui traitent l'information de façon plutôt superficielle (approche en surface) ou encore ceux qui focalisent surtout sur les résultats (approche de réalisation ou des objectifs). En outre, grâce à la nouvelle approche, nous serons en mesure de proposer des outils collaboratifs aux apprenants qui souhaitent collaborer. Nous serons à même de détecter les apprenants qui ont besoin d'une motivation extrinsèque pour entamer l'apprentissage.

Nous proposerons, dans la section suivante, un scénario d'apprentissage au sein d'un SHAE basé sur la détection et l'extraction de données à partir des réseaux sociaux, qui sera ainsi en mesure de s'adapter aux différents aspects discutés jusqu'à présent.

2.4.5. Scénarisation de l'apprentissage dans le cadre de la nouvelle approche

Avant de détailler la modélisation du SHAE en question, nous allons tout d'abord présenter un scénario d'apprentissage selon la nouvelle approche qui constituera, pour nous, la base théorique pour la conception de l'architecture du système.

Comme représenté à la figure 19, l'avancement de l'apprentissage se déroulera comme suit : pour un apprenant qui se connecte pour la première fois, le système lui demande de fournir son compte Linkedin afin d'y repérer le maximum de données, tel indiqué à la section 3.1. Ces données servent à remplir les données du modèle apprenant selon la norme IMS LIP. Par la suite, l'apprenant est dirigé vers l'API ApplyMagicSauce où il se connecte avec son compte Facebook ou Twitter afin que le système détecte ses traits de personnalité. Dans le cas où l'apprenant ne détient aucun de ces réseaux sociaux, le système lui propose de remplir un formulaire, qu'il peut modifier en tout temps. Une fois cette étape complétée, l'apprenant n'aura plus qu'à remplir un court questionnaire pour la spécification de son style d'apprentissage et de passer un test de connaissances afin de pouvoir compléter les données du modèle apprenant. Ainsi, le système pourra entamer ses recommandations d'objets d'apprentissage sur la base des données requises, comme nous le détaillerons au chapitre suivant. Au fur et à mesure, le système enregistrera les traces d'utilisation des objets pour des fins de mise à jour du modèle apprenant.

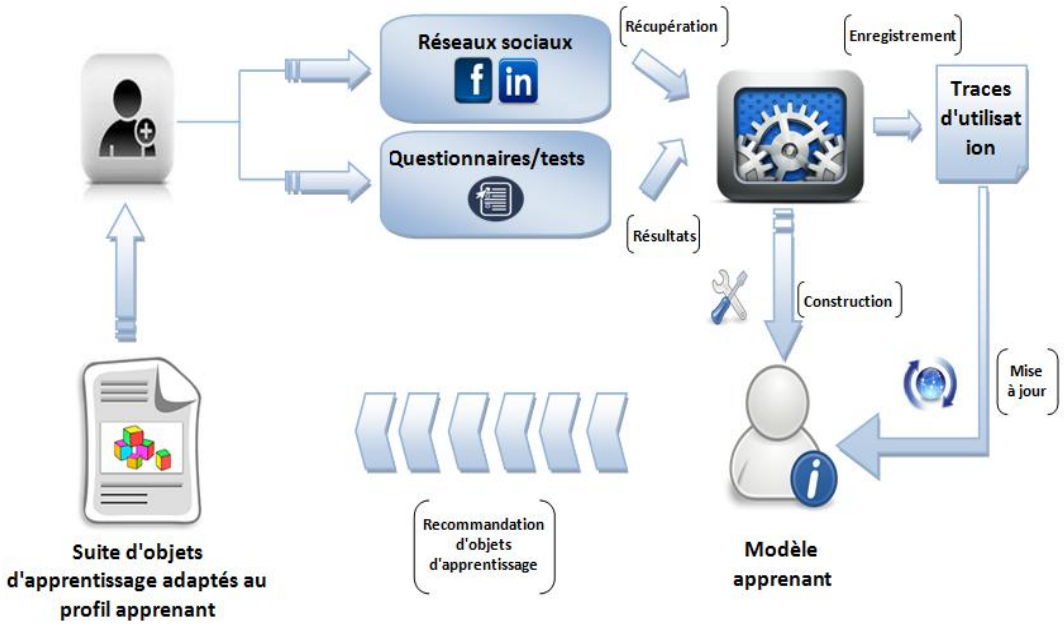

Figure 19 : Scénario d'apprentissage dans le cadre de la nouvelle approche

Comme conclusion à ce chapitre, nous pouvons d'ores et déjà affirmer que l'implication des réseaux sociaux dans la constitution du modèle apprenant ne pourra qu'améliorer la performance des SHAE. D'un côté, ces réseaux permettront d'enrichir le modèle apprenant avec les données tout en limitant le recours aux questionnaires. D'un autre côté, l'adaptation aux traits de personnalité, déduites des réseaux sociaux, assurera la différenciation de nouveaux aspects tels l'approche pédagogique, le type de collaboration et le feedback. Nous consacrerons le prochain chapitre aux spécifications des différents modèles d'un SHAE basé sur les réseaux sociaux.

Chapitre 3 : Proposition d'un modèle de SHAE basé sur les réseaux sociaux

Dans le chapitre précédent, nous avons démontré l'intérêt d'inclure les réseaux sociaux dans l'initialisation du modèle apprenant. Nous avons également vu ce que cela implique en terme d'enrichissement de ce dernier et en terme d'exploration d'autres volets d'adaptation. Nous ferons le point dans ce chapitre sur les différentes modélisations envisageables pour le développement d'un prototype de SHAE dynamique basé sur les réseaux sociaux. Nous commencerons tout d'abord par la modélisation de l'apprenant, par la suite celle du domaine. Nous enchainerons par la modélisation pédagogique et finalement les différents modèles d'adaptation. Nous avons choisi, pour notre modélisation, de distinguer le modèle d'adaptation du modèle pédagogique comme le préconise Cristea et de Mooij (2003) dans leur architecture LAOS. Ceci permet une distinction claire des règles d'adaptation, qui sinon seraient incluses implicitement dans le modèle d'adaptation.

3.1. Modélisation de l'apprenant

La modélisation de l'apprenant, comme nous l'avons défini au chapitre 2, détermine les types de données qui vont être recueillies sur l'apprenant, leurs sources et comment elles seront initialisées et mises à jour.

3.1.1. Données du modèle apprenant

Dans le but d'assurer l'interopérabilité du modèle apprenant, nous avons choisi de nous conformer au standard IMS LIP. En effet, ce standard présente plusieurs avantages par rapport aux autres standards liés à la représentation des caractéristiques de l'apprenant. Comme déjà mentionné à la sous-section 1.1.2, IMS LIP dispose d'une vaste gamme d'attributs susceptibles d'englober les données d'autres standards. Il fournit plus de possibilités d'extension, afin de pouvoir satisfaire les différents besoins. Le standard IMS LIP est considéré comme un produit plus stable que les autres et il a suscité l'intérêt d'un plus grand nombre d'utilisateurs. De plus, tel que souligné par Rusell (2003), comme les autres standards d'IMS sont également largement utilisés, il serait plus simple de se conformer au IMS LIP.

Ainsi, l'utilisation d'IMS LIP dans notre approche assure l'échange de tous les types d'informations sur les apprenants avec les autres systèmes d'apprentissage en ligne. Et pour faciliter leur usage, nous avons classifié les données reliées à cette norme en données indépendantes du domaine et données dépendantes du domaine, comme illustré à la figure 20. De cette façon, nous pouvons mieux visualiser les données qui

demeurent plutôt statiques (données indépendantes du domaine ou DID) et les données qui varient au fur et à mesure de l'utilisation du système (données dépendantes du domaine ou DDD).

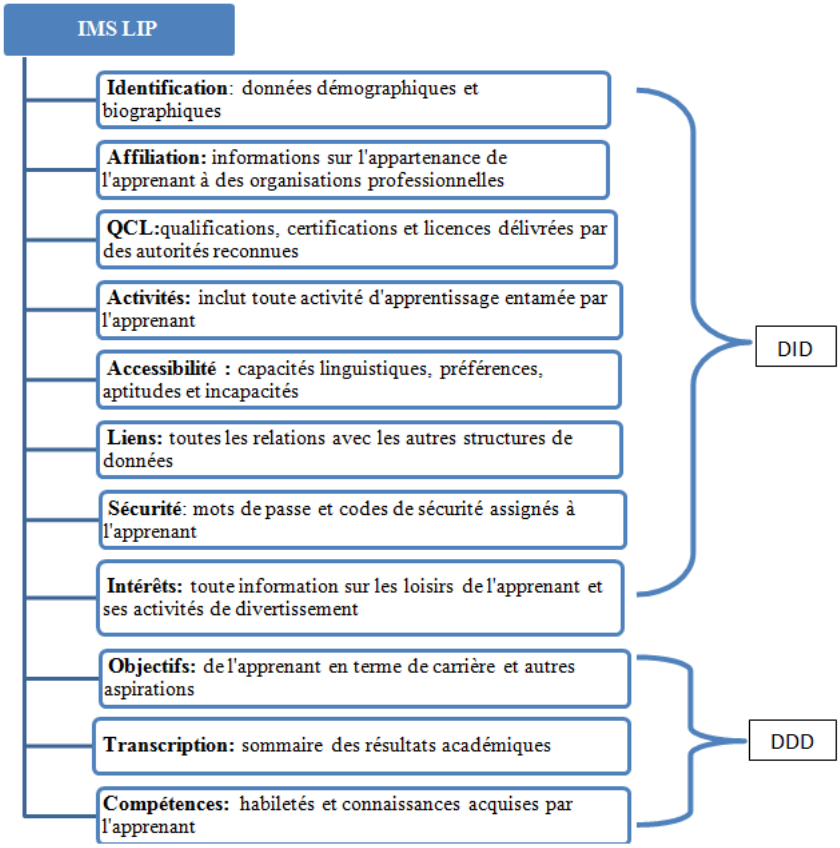

Figure 20 : Classification des données du modèle apprenant selon la norme IMS LIP (traduite de Russell, 2003)

Nous allons préciser, en suivant, le type d'acquisition ainsi que la source de chacune des données décrites ci-dessus.

3.1.2. Acquisition des données du modèle apprenant

Le type d'acquisition de données peut être soit explicite, soit implicite, soit mixte. Parmi les données que nous pouvons obtenir implicitement, nous avons exposé à la section 2.4.1, celles qui se rattachent aux réseaux sociaux notamment les champs : Identification, Affiliation, QCL, Accessibilité (capacités linguistiques et traits de personnalité), Intérêts et Objectifs (en terme de carrière).

Pour le reste des champs du standard IMS LIP, nous allons utiliser des tests et/ou questionnaires, comme méthode explicite, afin de remplir les champs :

- compétences : habiletés et connaissances acquises avant d'entamer un cours et à la fin de chaque séquence d'apprentissage ;
- activités : autres activités entamées par l'apprenant ;
- objectifs : spécifiques au domaine d'étude ;
- sécurité : mot de passe et codes de sécurité assignés à l'apprenant.

Nous utiliserons également la méthode implicite pour détecter automatiquement les champs :

- liens : entre le système et les autres structures de données ;
- transcription : sommaire des résultats obtenus lors de l'utilisation du système. Nous allons enrichir ce champ par une description complète de la navigation de l'apprenant et sa durée de connexion, données qui serviront à prédire son style d'apprentissage selon le modèle F & S (trait du champ Accessibilité).

Pour le style d'apprentissage, nous nous référons au modèle mixte pour le déterminer. Puisque c'est un élément crucial pour l'adaptation du système, il nous semble essentiel de pouvoir l'initialiser via un questionnaire pour une première adaptation. Par la suite, grâce aux traces d'utilisation, le style pourra être mis à jour. Nous préciserons, à la section suivante, la méthode choisie pour la gestion d'une telle mise à jour.

3.1.3. Gestion du modèle apprenant

La gestion du modèle apprenant concerne essentiellement les données dynamiques qui sont détectées implicitement. Parmi les données que nous avons définies, seule la transcription de la navigation de l'apprenant répond à ce critère. Cette donnée englobe les éléments déterminants du style d'apprentissage si elles sont interprétées par des techniques d'apprentissage automatique. En effet, le style d'apprentissage et surtout le modèle de F & S, retenu pour notre système, est une donnée dynamique qui varie avec le temps même si elle est considérée comme donnée indépendante du domaine.

Dans le but d'identifier la technique d'apprentissage automatique la plus adéquate pour notre modèle, nous avons comparé les travaux de Feldman et al. (2014); Liyanage et al. (2016) et Yang et al. (2014) qui abordent la prédiction du style d'apprentissage selon le modèle de F & S à partir de systèmes éducatifs en ligne. Il en ressort que les arbres de décision offrent de bons résultats en terme de précision. Plus particulièrement

l'algorithme de classification des arbres de décision j48 proposé par Liyanage et al. (2016) semble prometteur et mérite d'être testé dans le cadre de notre prototype.

De plus, pour l'initialisation du style d'apprentissage via le questionnaire, nous avons songé à utiliser une forme abrégée du questionnaire de F & S. Tout en nous basant sur le travail de recherche de Graf et al. (2006), nous pouvons retenir 20 questions les plus représentatives des 44 utilisées habituellement.

3.2. Modélisation du domaine

La modélisation du domaine se base généralement sur trois éléments principaux que nous détaillerons en suivant. Nous allons tout d'abord mettre le point sur le déploiement des ressources pédagogiques appelées aussi objets d'apprentissage ainsi que les métadonnées qui les définissent. Ensuite, nous verrons la façon dont est constitué un réseau de concepts incluant les relations qui peuvent exister entre ces concepts. Finalement nous décrirons les différents types d'utilisation des objets d'apprentissage.

3.2.1. Objets d'apprentissage et métadonnées

Chaque cours est une composition de fragments pédagogiques (polsani, 2003). Un fragment correspond dans notre cas à la notion d'objet d'apprentissage qui peut prendre la forme d'une définition, un exemple, un exercice, un graphe, un tableau, etc. L'enseignant peut enrichir son domaine d'enseignement avec les fragments qu'il juge nécessaire pour atteindre les objectifs pédagogiques fixés au début du cours. Nous soulignons que chacun de ces fragments est décrit par une seule brique multimédia et qui peut être soit du texte, une image, un enregistrement audio ou une vidéo. Aussi, un fragment traite une idée simple non complexe qui représente une notion abstraite faisant partie d'un concept du domaine d'apprentissage et permet d'atteindre un seul objectif pédagogique relié à ce concept.

Les objets d'apprentissage sont généralement indexés par des métadonnées (Arnaud, 2002). Nous avons choisi de nous référer au standard LOM ou comme appelé techniquement le IEEE 1484.12.1-2002, puisque c'est le schéma de métadonnées le plus détaillé et le plus utilisé dans les systèmes d'apprentissage en ligne. Il comprend 78 éléments hiérarchisés dans sa version actuelle et intègre les 15 champs du Dublin Core[8]. Récemment, l'organisme ISO a lancé une nouvelle norme internationale pour décrire les contenus pédagogiques, qui englobe LOM et Dublin Core. Il s'agit du MLR (Management Learning Resources) sous sa

[8] http://dublincore.org/documents/dces/

dernière version ISO/IEC 19788-8:2015[9]. Cette norme compte actuellement neuf parties, en plus d'autres qui sont en cours de construction. Les éléments du standard LOM, comme le montre la figure 21, sont regroupés dans neuf catégories (IEEE, 2002).

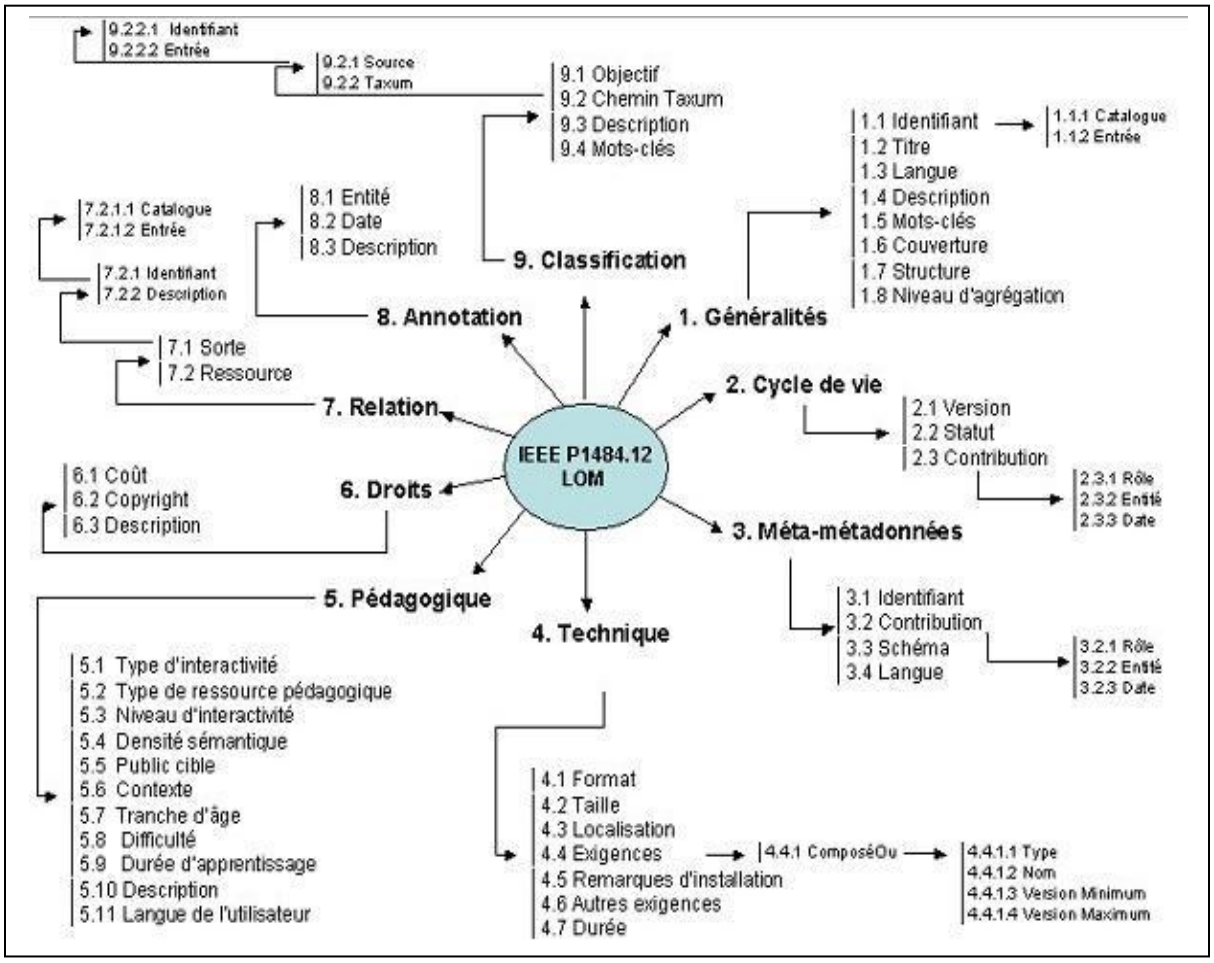

Figure 21 : Éléments LOM (tirée de IEEE, 2002)

Ces descripteurs ne sont pas tous obligatoires mais certains peuvent être repérés plus souvent et sont indispensables à l'adaptation des ressources pédagogiques comme le montre le tableau 7. Malgré que le standard LOM soit le plus complet, nous pensons qu'il ne répond pas à tous les besoins et présente encore des limites. En effet, si on se réfère aux théories d'apprentissage les plus modernes soient les théories *socioconstructivistes* (Berger & Luckman, 1966) et *connectivistes* (Siemens & Downes, 2008), on s'aperçoit que les apprentissages sont, en premier lieu, un acte social et culturel où l'interaction entre pairs ou avec un enseignant joue un rôle central. Cette interaction n'est pas prise en compte par le standard LOM.

[9] https://www.iso.org/standard/62845.html

Tableau 7 : Liste des descripteurs indispensables pour l'adaptation des ressources

Identifiant	Nom de l'élément	Définition et valeurs possibles
1	Généralités	
1.1	Identifiant de l'objet	Identifiant unique rattaché directement à la ressource
1.2	Titre	Nom donné à la ressource décrite
1.3	Langue	Langue(s) du contenu de la ressource
1.4	Description	Description concise de la ressource et de son contenu
1.5	Liste de mots clés	Mots-clés libres donnant une information concernant le thème porté par le contenu de la ressource.
1.7	Structure	Organisation structurée élémentaire de la ressource (atomique, collection, en réseau, linéaire, hiérarchique).
4	Technique	
4.1	Format	Audio, Texte, Image, Vidéo
5	Pédagogique	
5.1	Type d'interactivité	
5.1.1	Type d'interactivité avec le contenu	Description du mode d'apprentissage prédominant promu par la ressource : Actif, expositif, mixte.
5.1.2	Type d'interactivité avec les pairs	Collaboratif, non collaboratif.
5.2	Types de ressources pédagogiques	Exercice, Simulation, Questionnaire, Diagramme, Figure, Graphe, Index, Diapositive, Tableau, Texte narratif, Examen, Expérience, Problème, Autoévaluation, Conférence, Forum, Wiki, Blog, etc.
5.3	Niveau d'interactivité	Degré d'interactivité relié à chaque type : très bas, bas, moyen, élevé, très élevé.
5.4	Densité sémantique	Degré de concision d'un objet d'apprentissage : très bas, bas, moyen, élevé, très élevé.
5.6	Contexte	Description relative à l'utilisation pédagogique de la ressource : scolaire, enseignement supérieur, formation, autre.
5.7	Tranche d'âge	Tranche d'âge de l'utilisateur cible.
5.8	Difficulté	Difficulté de la ressource: très facile, facile, moyen, difficile, très difficile.
5.9	Durée d'apprentissage moyen	Durée approximative ou typique pour apprendre l'objet.
7	Relation	
7.1	Sorte	Nature de la relation entre cet objet d'apprentissage et l'objet cible.
7.2	Ressource	L'objet d'apprentissage en relation avec l'objet courant.
9	Classification	
9.1	Objectif	Le but de la classification de cet objet d'apprentissage : la discipline, l'idée, les pré requis, l'objectif éducatif, l'accessibilité, les restrictions, le niveau d'éducation, le niveau de compétence, le niveau de sécurité, la compétence.

Nous avons pensé qu'il faut considérer des objets d'apprentissage qui favorisent l'interaction entre les pairs dans le contexte du e-learning. C'est pour cette raison que nous suggérons d'enrichir les éléments LOM par le type d'interactivité avec les pairs, qui peut rentrer dans la case 5.1 Type d'interactivité. Comme transcrit au tableau 7, nous pouvons diviser cet élément en deux sous-éléments : 5.1.1 type d'interactivité avec le contenu qui représente la définition initiale attribuée par le LOM et 5.1.2 type d'interactivité avec les pairs. Ce dernier peut prendre les valeurs : collaboratif ou non collaboratif. De plus, nous proposons de rajouter les valeurs qui

représentent les outils collaboratifs dans les valeurs probables de l'élément 5.2 type de ressource pédagogique. Ces valeurs sont: les forums, wikis et blogs. La liste n'est pas exhaustive, il peut donc y avoir d'autres types de ressources pédagogiques qui ne figurent pas dans le tableau tels les clavardages ou les projets de groupes. Il importe ainsi d'offrir à l'enseignant la possibilité de rajouter de nouveaux types de ressources à condition de bien les définir en termes des autres métadonnées.

3.2.2. Structuration des concepts du domaine

Le modèle du domaine peut être représenté par un graphe de concepts. Ces concepts sont reliés aux objets d'apprentissage qui les constituent comme le montre la pyramide de la figure 22. Au fait, les concepts sont les connaissances qui doivent être acquises par l'apprenant, ils peuvent être des chapitres, des sous-chapitres ou même des cours ou modules.

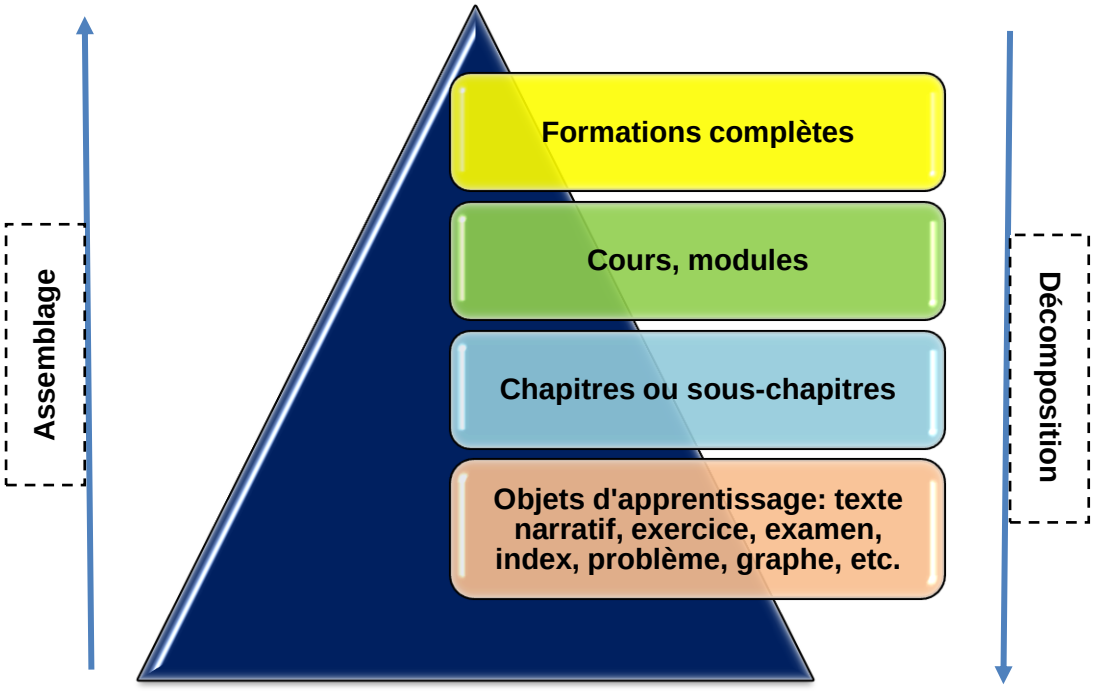

Figure 22 : Pyramide des objets pédagogiques (tirée de Bertin et al., 2004)

Les relations entre les concepts peuvent être de différents types, tel schématisé à la figure 23. La relation de pré-requis implique par exemple qu'un concept X ne peut être assimilé que lorsque son pré-requis est maîtrisé. La relation de composition signifie qu'un ensemble de concepts forment un concept donné, du coup l'apprentissage de ce concept entraîne la description de ses composants. La relation d'analogie indique qu'un concept X est simplement une autre version d'un concept Y qui peut être plus facile à comprendre pour

certains apprenants. La relation de généralisation désigne qu'un concept dit générique a des successeurs plus spécifiques qui décrivent ses sous classes.

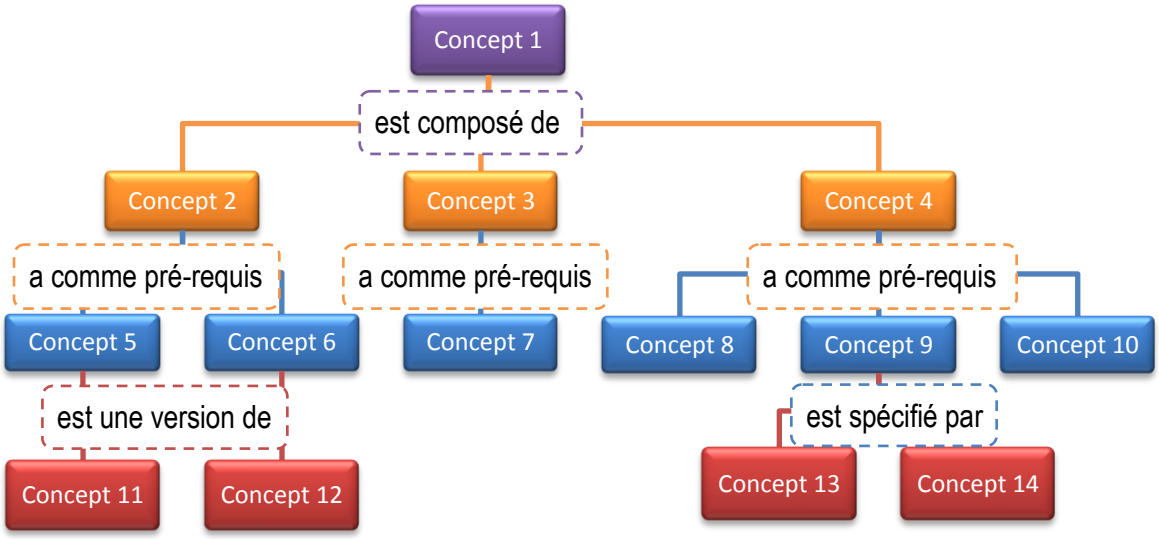

Figure 23 : Exemples de types de relations entre les concepts d'un domaine (inspirée de Deuff, 2003)

La liste n'est pas exhaustive, il peut bien y avoir d'autres types de relations entre les concepts d'un domaine (Deuff, 2003), comme c'est possible d'avoir des relations entre les objets d'apprentissage eux-mêmes.

3.2.3. Exploitation des objets d'apprentissage

Comme nous l'avons mentionné à la section 1.1.3, la suite de normes SCORM (Pernin, 2004) constitue le choix idéal afin de survenir au problème d'exploitation des objets d'apprentissage dans les plateformes d'apprentissage en ligne. Cette suite de normes propose d'enrichir le standard LOM avec un modèle d'agrégation (figure 24). Ce modèle comprend un niveau de base appelé "asset", un niveau intermédiaire où se trouvent des objets de contenus partageables (la plus petite unité qui peut donner des informations sur l'utilisation du contenu) et un niveau supérieur, qui est celui de l'agrégation de contenus (des cours par exemple).

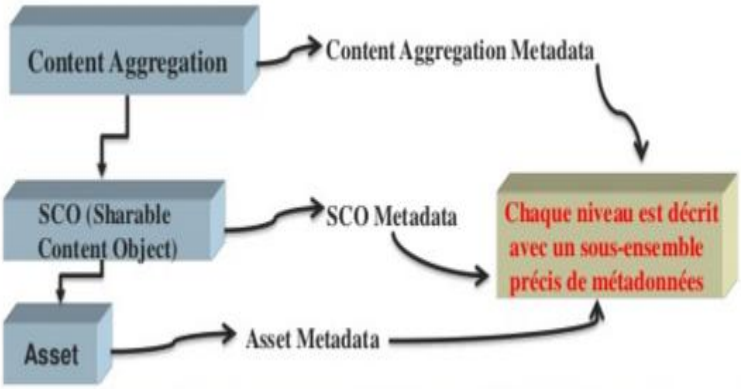

Figure 24 : Modèle d'agrégation de SCORM (tirée de Pernin, 2004).

La suite SCORM permet de gérer les interactions entre un entrepôt de ressources pédagogiques et un LMS (Learning Management System) ou tout autre plateforme pédagogique qui s'occupe de transmettre des objets d'apprentissage aux apprenants et enseignants. Ainsi, SCORM permet de surveiller l'activité d'un apprenant dans une plateforme d'apprentissage et offre plusieurs avantages notamment :

- l'interopérabilité entre les contenus pédagogiques et les applications informatiques ;
- la pérennité et la gestion du risque (comme les plateformes sont des outils très volatiles, il faut pouvoir changer facilement de plateforme, sans avoir à réadapter les contenus) ;
- l'accessibilité, la réutilisabilité et l'adaptabilité.

3.3. Modélisation pédagogique

L'objectif de notre modèle pédagogique est de décrire les stratégies d'apprentissage au sein d'un SHAE. Il se compose de règles et de contraintes qui synthétisent la hiérarchie des connaissances du domaine et les contraintes qui doivent être respectées par le système pour une meilleure adaptation des objets d'apprentissage. Nous proposons un ensemble de règles, sur la base des travaux de Franzoni et Assar (2009) et Karagiannidis et Sampson (2004) et sur la base des résultats de la section 2.4.4 concernant l'adaptation aux traits de personnalité. Ces règles permettront la différenciation des objets d'apprentissage selon le niveau de connaissances, les traits de personnalité et le style d'apprentissage selon le modèle F & S. Cela sous entend l'application d'une pédagogie différenciée. Nous pensons, en effet, que cette dernière répond parfaitement à la finalité des SHAE.

Ainsi, dans la suite de cette section, nous allons tout d'abord définir la pédagogie différenciée selon la littérature, ensuite nous identifierons les aspects de différenciation des objets d'apprentissage. Finalement,

nous présenterons les règles de différenciation que nous estimons essentielles pour l'appropriation des objets d'apprentissage au profil apprenant.

3.3.1. La pédagogie différenciée

La pédagogie différenciée part du fait que les apprenants ont des capacités et des modes d'apprentissages très différents. Elle tente de donner une réponse à l'hétérogénéité observée dans les profils apprenants en diversifiant les moyens et les procédures d'enseignement et d'apprentissage. Selon Legrand (1994) la pédagogie différenciée permet de répondre à la diversité des élèves, de plus comme le soutient Meirieu (1989) la différenciation permet de se préoccuper de chaque individu sans renier à l'ensemble. Ainsi, l'objectif de la différenciation est de mettre tous les apprenants dans une situation d'apprentissage optimale. Ceci nécessite l'exploitation de toutes les ressources éducatives disponibles, afin que chaque apprenant soit constamment ou du moins très souvent, confronté à des situations d'apprentissage plus fructueuses pour lui.

3.3.2. Les aspects de différenciation

Dans le but de répondre aux recommandations de la pédagogie différenciée, nous estimons que la différenciation doit s'appliquer d'abord aux objets d'apprentissage. Ainsi, ces objets doivent être conçus dès le départ selon plusieurs versions. Nous proposons, par exemple, quatre versions pour chaque objet tel que montré à la figure 25.

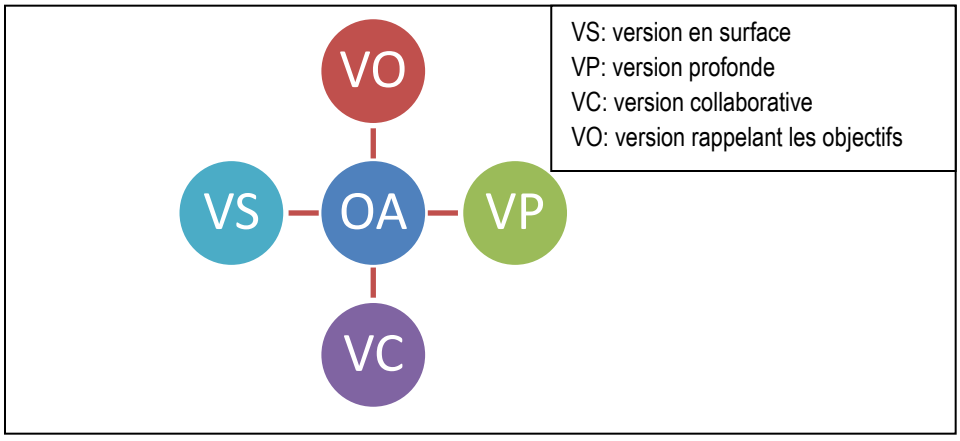

Figure 25: Versions proposées des objets d'apprentissage.

Par conséquent, nous serons en mesure de différencier les versions d'objets d'apprentissage, tout en offrant :

- une variété de textes ;
- plusieurs ressources multimédias ;
- plus ou moins de détails sur les ressources pédagogiques ;
- un choix d'outils collaboratifs ;
- etc.

3.3.3. Les règles de différenciation

Suite à notre revue de littérature sur les règles d'adaptation des objets d'apprentissage, selon leurs attributs LOM, au style d'apprentissage (Anitha et al., 2014 ; Essalmi et al., 2010 ; Sangineto et al., 2008) et sur la base des résultats de l'effet des traits de personnalité sur l'apprentissage, nous avons pu établir des règles de différenciation qui lient le profil apprenant aux paramètres des objets d'apprentissage selon LOM, tel prescrit au tableau 8. Plus particulièrement, nous retenons du profil apprenant son style d'apprentissage (SA), ses traits de personnalité (TP) et son niveau de connaissances (NC).

Nous notons que les attributs LOM qui seront différenciés sont : la structure, le format, le type d'interactivité avec le contenu, le type d'interactivité avec les pairs, le type de ressources pédagogiques, la densité sémantique, la difficulté et le type d'objectif à afficher.

Tableau 8 : Règles reliant les caractéristiques de l'apprenant aux attributs LOM des objets d'apprentissage

Condition sr le profil de l'apprenant	**Paramètres des objets d'apprentissage selon les attributs de LOM**
Si SA = Global	Alors (1.7) Structure = Hiérarchique
Si SA = Séquentiel	Alors (1.7) Structure = Linéaire
Si TP = Névrosisme (+50 %)	Alors (1.7) Structure = Atomique
Si SA = Visuel	Alors (4.1) Format = Vidéo/image
Si SA = Verbal	Alors (4.1) Format = Texte/audio
Si SA = Actif	Alors (5.1.1) Type d'interactivité avec le contenu = Actif
Si SA = Réfléchi	Alors (5.1.1) Type d'interactivité avec le contenu = Expositif
Si TP = Ouverture, extraversion ou agréabilité (+50 %)	Alors (5.1.2) Type d'interactivité avec les pairs = Collaboratif
Si TP = conscience ou névrosisme (+50 %)	Alors (5.1.2) Type d'interactivité avec les pairs = Non collaboratif

Condition sr le profil de l'apprenant	Paramètres des objets d'apprentissage selon les attributs de LOM
Si SA = visuel	Alors (5.2) Type de ressources pédagogiques = {Diagramme, figure, graphe,etc.}
Si SA = verbal	Alors (5.2) Type de ressources pédagogiques = {Texte narratif, conférence}
Si TP = Ouverture, extraversion ou agréabilité (+50 %)	Alors (5.2) Type de ressources pédagogiques = {Forum, wiki, blog}
Si SA = Actif	Alors (5.2) Type de ressources pédagogiques = {Exercice, simulation, questionnaire, examen, expérience, problème, autoévaluation}
Si SA = réfléchi	Alors (5.2) Type de ressources pédagogiques = { Diagramme, figure, graphe, index, diapositive, tableau, texte narratif, conférence}
Si TP = névrosisme (+50 %)	Alors (5.4) Densité sémantique = {Très bas, bas}
Si TP = ouverture, extraversion, conscience ou agréabilité (+50 %)	Alors (5.4) Densité sémantique = { Moyen, élevé, très élevé }
Si 50 %≤NC<60 %	Alors (5.8) Difficulté = Très bas
Si 60 %≤NC<70 %	Alors (5.8) Difficulté = bas
Si 70 %≤NC<80 %	Alors (5.8) Difficulté = moyen
Si 80 %≤NC<90 %	Alors (5.8) Difficulté = élevé
Si 90 %≤NC≤100 %	Alors (5.8) Difficulté = très élevé
Si TP = Agréabilité (+50 %)	Alors afficher (9.1) Objectif = Objectif éducatif
Si TP = Extraversion (+50 %)	Alors afficher (9.1) Objectif = Compétence
Si TP = Névrosisme (+50 %)	Alors afficher (9.1) Objectif = Accessibilité

Maintenant que le modèle pédagogique est défini avec ses règles, il ne reste plus qu'à préciser comment appliquer ces règles via le modèle d'adaptation.

3.4. Modélisation de l'adaptation

Cette section est réservée à la description des différents composants du modèle d'adaptation qui englobe l'adaptation du contenu, de la présentation, de la navigation ainsi que du feedback. Ce dernier procure une originalité à notre modèle d'adaptation, vu, qu'à notre connaissance, aucun SHAE actuel n'a fait adapter le feedback au profil apprenant. Ainsi, suite à la définition des différentes adaptations, nous proposerons un modèle probabiliste d'attribution objet/profil apprenant.

3.4.1. Adaptation du contenu

Pour l'adaptation du contenu, il s'agit de rechercher les objets d'apprentissage en liaison avec le concept à apprendre et d'appliquer les filtres et les règles pédagogiques. Si par exemple un apprenant préfère tout ce qui est vidéo, le système fait appel à tous les objets qui sont sous format vidéo. Si par contre l'apprenant favorise le contenu textuel, le système lui propose tous les objets sous format texte. Si l'apprenant préfère avoir plus de détails sur un contenu, le système lui offre la possibilité de visualiser les objets ayant une densité sémantique élevée. Généralement, dans tous ces cas, les techniques utilisées sont : l'insertion/suppression et la modification / filtrage de fragments.

La deuxième technique d'adaptation du contenu qui a été exploitée par notre système est celle des pages variantes, de façon à ce que chaque utilisateur se voit présenter le contenu adapté par exemple à son niveau de connaissances. L'adaptation que nous proposons ici se rend jusqu'au niveau du contenu de chaque objet d'apprentissage, et ne s'arrête pas au contenu général d'une page Web.

3.4.2. Adaptation de la présentation

Pour ce qui est de l'adaptation de la présentation, en plus des deux techniques déjà appliquées à l'adaptation du contenu à savoir la modification/filtrage de fragments et les pages variantes, nous avons fait usage de la majorité des autres méthodes et techniques citées à la section 1.1.4. Ainsi, dans la mesure de ce qui est disponible comme contenu éducatif, l'apprenant peut avoir accès aux objets d'apprentissage dans sa langue préférée. Il peut également modifier la mise en forme et/ou la mise à l'échelle du texte ou image qui lui sont présentés. De plus, l'apprenant a la possibilité d'élargir les fragments de texte ou bien les rétrécir à sa guise. Il a accès à un choix de couleurs et de fonds, ce qui rentre en général dans l'organisation du document.

3.4.3. Adaptation de la navigation

Les techniques d'adaptation de la navigation que nous avons estimé appropriées à notre système sont : le guidage direct, l'annotation des liens et le masquage des liens. En effet, le guidage direct se traduit dans le système par le passage d'un concept à un autre nommé «suivant» tout en respectant les règles d'adaptation et la satisfaction des pré-requis. Pour l'annotation des liens, nous avons prévu de fournir à l'apprenant des explications sur la page cible. Nous affichons l'objectif du contenu à apprendre selon le type de personnalité

comme indiqué dans les règles d'adaptation (section 3.3.3), ce qui facilite la navigation des apprenants, leur fait gagner du temps et maintient leur motivation en vue de mieux appréhender le cours. Finalement, en ce qui concerne le masquage des liens, cette technique n'est utilisée que pour masquer le contenu des liens pour lesquels l'apprenant ne satisfait pas les pré-requis.

3.4.4. Adaptation du feedback

Les recherches dans le domaine de l'éducation révèlent que le feedback est une stratégie efficace pour favoriser l'apprentissage, mais qui nécessite d'être acheminée sous certaines façons afin de demeurer efficace (Spiller, 2009 ; Hattie & Timperley, 2007). Selon Dilts et Delozier (2000), le feedback est une phase importante du cycle d'apprentissage, qui est considéré comme une suite d'essais-erreurs. Par conséquent, grâce au feedback, l'apprenant est capable d'entamer un nouvel essai dans la voie la plus appropriée. Dilts et Delozier (2000) sont allés jusqu'au point d'affirmer qu'il n'y a pas d'acquisition de connaissances sans feedback. Ils soutiennent également que la fréquence des feedbacks améliore la qualité de l'apprentissage. Vu toute l'importance décernée au feedback par les différents auteurs, nous avons jugé qu'il était essentiel de l'inclure dans notre système tout en l'adaptant aux traits de personnalité comme le suggèrent Dennis et al. (2016) dans leur article. Nous nous sommes appuyée sur les résultats de ce dernier dans le but de fournir aux apprenants le feedback adapté à leurs traits de personnalité et leur performance de manière à accroitre leur motivation.

Tel spécifié dans l'étude en question de Dennis et al. (2016), certaines assertions de soutien émotionnel ont été appliquées comme sorte de feedback en utilisant par exemple les félicitations (F), la réflexion émotionnelle (RE), le réconfort (R) ou le conseil (C), comme le montre le tableau 9.

Tableau 9 : Assertions de soutien émotionnel sélectionnées (traduit de Dennis et al., 2016).

Catégorie	Assertions utilisées
F	"C'était dur mais tu l'as fait"; "Je suis fier de toi"; "Bien joué".
RE	"Je sais ce que tu ressens"; "Tu dois être vraiment heureux"; "Je comprends le chagrin que tu ressens".
R	"Tout le monde peut commettre des erreurs"; "Tout le monde trouve cela difficile"; "Tu finiras par le faire".
C	"Juste continues à pratiquer"; "Prends un peu plus de temps la prochaine fois"; "Lis simplement les questions plus attentivement".

À partir des données expérimentales recueillies lors de l'étude établie, les auteurs ont pu faire ressortir les règles générales de recommandations des différents types de soutien émotionnel adaptés à la personnalité et au progrès de l'apprenant. Nous avons repris au tableau 10, les points essentiels qui nous ont servi comme règles d'adaptation de feedback. Nous constatons que:

- Si un apprenant obtient une note entre 10 % et 45 %, R et C lui sont recommandés quelque soit son type de personnalité, auxquels est ajouté un RE pour les cas ayant un niveau faible de névrosisme.
- Tout apprenant qui réussit avec une note supérieure à 90 % voit un soutien de type F s'afficher. Dans le cas d'un niveau faible de conscience, un F supplémentaire est proposé.
- Si la note obtenue est d'environ 55 %, les recommandations diffèrent en fonction des traits de personnalité. Dans le cas d'extraversion et d'agréabilité, que ce soit des niveaux élevés ou bas, un C est proposé alors qu'un R et un C sont proposés pour les autres, à l'exception du niveau élevé de conscience pour lequel le R est remplacé par un F.
- Si la note se situe autour de 70 %, on note également des différences dans les recommandations. Des félicitations sont proposées pour tous, sauf pour l'agréabilité et le niveau bas de conscience pour lesquels un C est recommandé. Un C s'ajoute aussi aux F pour l'extraversion, l'agréabilité, et les niveaux bas de conscience et de névrosisme.

Tableau 10 : Recommandations de soutien émotionnel en terme de traits de personnalité et de performance (traduit de Dennis et al., 2016).

Traits de personnalité	Niveau	Note obtenue (%)					
		10	30	45	55	70	90
Extraversion	Élevé	R C	R C	R C	C	F C	F
	Bas	R C	R C	R C	C	F C	F
Agréabilité	Élevé	R C	R C	R C	C	C	F
	Bas	R C	R C	R C	C	C	F
Ouverture	Élevé	R C	R C	R C	R C	F	F
	Bas	R C	R C	R C	R C	F	F
Conscience	Élevé	R C	R C	R C	F C	F	F
	Bas	R C	R C	R C	R C	C	F F
Névrosisme	Élevé	R C	R C	R C	R C	F	F
	Bas	RE R C	RE R C	R C	R C	F C	F

Comme tous nos modèles d'adaptation sont désormais définis, nous allons voir, en suivant, un modèle probabiliste d'attribution des objets d'apprentissage au profil apprenant.

3.4.5. Modèle d'attribution objet/profil apprenant

Puisque notre objectif était de recommander les objets d'apprentissage les plus adéquats au profil apprenant, nous nous sommes référée aux systèmes de recommandation. En effet, ces derniers ont favorisé l'interaction avec les utilisateurs afin d'obtenir davantage d'informations sur leur comportement. Ainsi, ces systèmes sont parvenus à identifier les recommandations aux utilisateurs de façon autonome, en fonction de leur historique, leur attitude ou encore les comportements des utilisateurs qui leur ressemblent. La plupart des systèmes de recommandation adoptent l'une des approches suivantes : le filtrage collaboratif, le filtrage basé sur le contenu ou l'approche hybride (Oufaida & Nouali, 2008).

Le filtrage collaboratif

Le filtrage collaboratif repose sur un modèle de comportement précédant de l'utilisateur, comportement des autres utilisateurs qui ont des comportements similaires afin de déterminer les recommandations. Quand le filtrage se fonde sur le comportement des autres utilisateurs, on a tendance à exploiter les connaissances du groupe pour constituer une recommandation. Les recommandations sont en fait basées sur une collaboration automatique de plusieurs utilisateurs et sont par la suite filtrées en effectuant une corrélation entre des utilisateurs ayant des préférences et intérêts similaires.

Le filtrage basé sur le contenu

Ce filtrage permet une recommandation d'éléments à la base d'une comparaison entre le contenu des éléments et le profil de l'utilisateur. Le contenu de chaque élément est représenté comme un ensemble de descripteurs ou termes, typiquement les mots qui existent dans un document, le profil de l'utilisateur est représenté par les mêmes termes. Il est construit en analysant le contenu des éléments qui ont été vus par l'utilisateur.

L'approche hybride

Cette approche combine le filtrage collaboratif et le filtrage basé sur le contenu, et permet d'améliorer l'efficacité des systèmes de recommandation. Elle pourrait être utilisée pour traiter le filtrage collaboratif qui commence avec peu de données (le démarrage à froid), en permettant aux résultats de peser d'abord vers le filtrage basé sur le contenu, puis se concentrer plus tard sur le filtrage collaboratif.

Dans notre cas, l'approche hybride est le meilleur choix puisque nous ne disposons pas de données préalables sur les étudiants et leurs préférences en termes de types d'objets d'apprentissage. Ainsi, nous présenterons en premier lieu la méthode choisie pour le filtrage basé sur le contenu qui nous permettra de cumuler des données sur les apprenants et nous enchainerons par la méthode appropriée au filtrage collaboratif.

3.4.5.1. Filtrage basé sur le contenu

Pour le filtrage basé sur le contenu, nous avons choisi de représenter le profil apprenant et l'objet d'apprentissage par les mêmes termes afin de pouvoir les comparer et recommander les objets d'apprentissage ayant plus de poids.

Comme indiqué dans le tableau 7, l'élément de métadonnées "5.2 Type de ressource pédagogique" comprend 18 éléments. La relation de chaque élément avec les dimensions du modèle F & S et la dimension collaborative est donnée dans le tableau 11.

Tableau 11 : Valeurs de l'élément LOM "Type de ressource pédagogique" en relation avec les dimensions F & S et la dimension collaborative

Type de ressource pédagogique	Dimension actif/ réfléchi	Dimension analyseur/ intuitif	Dimension visuel/ verbal	Dimension séquentiel/ global	Dimension collaborative
Exercice	0	0	0	0	0
Simulation	0	0	0	0	0
Questionnaire	0	1	0	0	0
Diagramme	1	0	0	0	0
Figure	1	0	0	0	0
Graphe	1	0	0	0	0
Index	1	0	0	1	0
Diapositive	1	1	0	0	0
Tableau	1	0	0	0	0
Texte narratif	1	1	1	0	0
Examen	0	1	0	0	0
Expérience	0	0	0	0	0
Problème	0	1	0	0	0
Autoévaluation	0	1	0	0	0
Conférence	1	1	1	0	0
Forum	0	1	0	0	1
Wiki	0	1	0	0	1
Blog	0	1	0	0	1

Ainsi pour des fins de simplification, la valeur de la relation est représentée par 0 si le type de ressource d'apprentissage en main est mieux adapté aux apprenants actifs, analyseurs, visuels et séquentiels. La valeur est de 1 si le type de ressource pédagogique en question est mieux adapté aux apprenants réfléchis, intuitifs, verbaux et globaux. Pour la dimension collaborative, la valeur de relation est 0 si la ressource pédagogique n'est pas collaborative. La valeur est 1 si la ressource est collaborative. Les valeurs de relation transcrites sont déterminées à l'aide de diverses ressources dans la littérature (Essalmi et al., 2010 ; IEEE, 2002 ; Sangineto et al., 2008).

En ce qui concerne le profil apprenant, il peut être modélisé par l'équation (1) :

$$PA_l = << D_1, i_1 >< D_2, i_2 >< D_3, i_3 >< D_4, i_4 >< D_5, i_5 >< D_6, i_6 >< D_7, i_7 >< D_8, i_8 >> \quad (1)$$

où "D_1", "D_2", "D_3" et "D_4" représentent les valeurs des dimensions du modèle de F & S; "AR" actif/réfléchi, "AI" analyseur/intuitif, "VV" visuel/verbal, et "SG" séquentiel/global respectivement. Les variables "i_1", "i_2", "i_3", "i_4" peuvent prendre la valeur 0 ou 1 afin de représenter les valeurs de chaque dimension du style d'apprentissage F & S de l'apprenant l.

Pour mieux alléger les calculs, nous remplaçons les valeurs négatives des dimensions de F & S par la cote 0, et les valeurs positives par la cote 1. Ainsi la valeur 0 signifie que l'apprenant appartient à la première dimension, à savoir actif, analyseur, visuel ou séquentiel, alors que la valeur 1 exprime l'appropriation à la deuxième dimension : réfléchi, intuitif, verbal ou global.

"D_5", "D_6", et "D_7" représentent les aspects sur lesquels agissent les traits de personnalité, comme nous l'avons vu à la section 2.4.4. Ainsi :

- D_5 représente le type de collaboration de l'apprenant, si l'apprenant est collaboratif (+50 % en ouverture, extraversion ou agréabilité), i_5 prend la valeur 1, sinon elle prend la valeur 0.
- D_6 représente la profondeur de l'approche d'apprentissage, si l'apprenant préfère une approche profonde (+50 % en ouverture, conscience ou extraversion), i_6 prend la valeur 1 (densité sémantique > 2), sinon elle prend la valeur 0 (densité sémantique ≤ 2).
- D_7 représente la structure d'apprentissage que l'apprenant préfère, si l'apprenant opte pour un apprentissage en surface (+50 % en névrosisme), la structure qui lui convient est l'atomique, i_7, dans ce cas, prend la valeur 1, sinon elle prend la valeur associée au style d'apprentissage: la valeur 2 pour le séquentiel et la valeur 3 pour le global.
- D_8 représente le niveau de connaissances de l'apprenant, nous prévoyons cinq niveaux de difficultés comme suit :

  - si l'apprenant obtient une note entre 50 et 60 % dans le test de connaissances, i_8 prend la valeur 1 ;

- si la note est entre 60 et 70 %, i_8 prend la valeur 2 ;
- si la note est entre 70 et 80 %, i_8 prend la valeur 3 ;
- si la note est entre 80 et 90 %, i_8 prend la valeur 4 ;
- si la note est entre 90 et 100 %, i_8 prend la valeur 5.

Par conséquent, un apprenant I1 ayant comme résultat de test F & S : “AR” : −3, “SI” : 7, “VV” : −9, “SG” : 6, et comme traits de personnalité OCEAN (76 %, 48 %, 32 %, 67 %, 39 %) ainsi qu'un test de connaissances à 77 % est représentable comme indiqué ci-dessous avec l'équation (1) :

$$PA_{I1} = << D_1, 0> < D_2, 1> < D_3, 0> < D_4, 1 >>< D_5, 1 >< D_6, 1>< D_7, 3>< D_8, 3 >>$$

Nous utilisons une deuxième équation (2) afin de représenter le score d'un objet d'apprentissage ("OA_{score}") en fonction de ses métadonnées par rapport à chaque dimension du profil apprenant.

$$OA_{score} = << D_1, j_1 >< D_2, j_2 >< D_3, j_3 >< D_4, j_4 >< D_5, j_5 >< D_6, j_6>< D_7, j_7>< D_8, j_8 >> \quad (2)$$

L'équation (2) "OA_{score}" est la valeur totale d'un objet d'apprentissage OA, qui est calculée en utilisant les éléments de métadonnées qui nous ont servi pour la différenciation des objets d'apprentissage, à savoir : le type de ressource pédagogique ("TRP_{oa}"), le type d'interactivité avec le contenu ("TIC_{oa}"), le type d'interactivité avec les pairs ("TIP_{oa}"), la structure ("STR_{oa}"), la densité sémantique ("DS_{oa}"), le format ("F_{oa}") et la difficulté ("DIF_{oa}"), représentés dans les équations (3), (4), (5), (6), (7), (8) et (9), respectivement.

$$TRP_{oa} = << D_1, k_1> <D_2, k_2> <D_3, k_3> <D_4, k_4 ><D_5, k_5> > \quad (3)$$
$$TIC_{oa} = <D_1, l_1> \quad (4)$$
$$TIP_{oa} = <D_5, l_5> \quad (5)$$
$$DS_{oa} = <D_6, n_6> \quad (6)$$
$$STR_{oa} = <D_7, m_7> \quad (7)$$
$$F_{oa} = <D_3, o_3> \quad (8)$$
$$DIF_{oa} = <D_8, p_8> \quad (9)$$

L'équation (3) représente l'élément type de ressource pédagogique ("TRP_{oa}") avec une valeur pour chaque dimension de F & S ainsi que pour la dimension type de collaboration, éléments qui affectent le choix de cet élément. Les valeurs de chaque dimension sont calculées via l'algorithme 1 en annexe B, elles correspondent aux lignes 8 à 23.

L'équation (4) utilise le type d'interactivité avec le contenu pour calculer la valeur "l_1" qui est liée uniquement à la dimension actif / réfléchi de F & S. Cette valeur est calculée dans les lignes 24 à 30 de l'algorithme 1.

L'équation (5) est associée à l'élément de métadonnées type d'interactivité avec les pairs qui est uniquement lié aux traits de personnalité (ouverture, extraversion et agréabilité), sa valeur "l_5" est égale à 1 si l'objet est collaboratif et 0 sinon, comme démontré à l'algorithme 1 lignes 31 à 35.

L'équation (6) sert à calculer la densité sémantique d'un objet d'apprentissage, sa valeur "n_6" prend la valeur 0 si la densité affiche "bas" ou "très bas' et la valeur 1 sinon, tel indiqué à l'algorithme 1 lignes 36 à 40.

L'équation (7) est affiliée à la structure de l'objet d'apprentissage, sa valeur "m_7" est calculée en vertu de l'algorithme 1 lignes 41 à 51.

L'équation (8) est reliée au format de l'objet pédagogique qui affecte seulement la dimension visuel / verbal de F & S. La valeur de format "o_3" peut prendre plusieurs valeurs différentes, seules les valeurs "vidéo/image" et "texte/audio" peuvent être utilisées pour déterminer les apprenants visuels et verbaux respectivement. Si l'élément de format n'a pas l'une de ces deux valeurs, "o_3" prend la cote "-1" pour déterminer que la valeur de format de cet objet d'apprentissage ne peut pas être utilisée pour la personnalisation.

Finalement l'équation (9) décrit la difficulté d'un objet d'apprentissage qui peut avoir cinq valeurs comme transcrit à l'algorithme 1 lignes 59 à 69.

Ainsi le résultat de l'algorithme 1, en annexe B, permet de calculer le score total d'un objet d'apprentissage OA étant donné ses éléments de métadonnées : type de ressource pédagogique, type d'interactivité avec le contenu, type d'interactivité avec les pairs, format, structure, densité sémantique et difficulté.

La deuxième étape de l'approche proposée consiste à recommander les objets d'apprentissage appropriés aux apprenants. Ainsi, les équations (1) et (2) doivent être utilisées ensemble pour faire correspondre les apprenants et les objets d'apprentissage. Huit valeurs de poids de " j_1" à "j_8" dans l'équation (2) sont calculées pour chaque objet d'apprentissage à la première étape. Puisque l'équation (1) fournit des informations sur le profil de l'apprenant I1, la prochaine étape consiste à déterminer la relation entre l'apprenant I1 et les objets d'apprentissage pour chaque dimension. L'équation (10) est utilisée pour l'opération d'appariement, où les valeurs de poids "i_n" et "j_n" pour chaque dimension sont combinées en utilisant la mesure de distance de

Manhattan (Black, 2006) pour fournir une seule valeur de poids représentant la relation entre l'apprenant et les objets d'apprentissage.

$$P_{oa} = \sum_{n=1}^{8} |i_n - j_n| \qquad (10)$$

Plus le résultat de P_{oa} se rapproche de 0, meilleure est la correspondance, avec 0 signifiant une correspondance exacte et 14 indiquant une incompatibilité totale entre l'objet d'apprentissage et le profil apprenant.

Ainsi, selon l'approche de recommandation suggérée, les objets d'apprentissage peuvent être ordonnés en fonction de leurs valeurs de poids et recommandés à l'apprenant dans un ordre croissant, l'objet à plus petit poids étant le plus adéquat. Avec cette stratégie, l'apprenant a la liberté de choisir l'objet d'apprentissage qu'il souhaite à partir de la liste ordonnée.

3.4.5.2. Filtrage collaboratif

Nous nous sommes basée sur un réseau bayésien pour l'adaptation des objets d'apprentissage au profil apprenant. Le rôle d'un tel réseau est d'extraire les probabilités de correspondances d'un objet d'apprentissage aux traits de personnalité, au style d'apprentissage et au niveau de connaissances d'un apprenant.

Un réseau bayésien, tel que défini dans la section 2.2.3, est un modèle graphique pour représenter efficacement une distribution de probabilités conjointes sur un ensemble de variables aléatoires V. Un réseau bayésien est noté (G, P) où:
- G est un graphe acyclique orienté défini sur V.
- P désigne un ensemble de distributions de probabilités locales, une pour chaque variable conditionnée par ses parents.
- Les variables sont représentées par des nœuds désignant des concepts et les relations indiquant les dépendances cause / effet entre les concepts.

Le modèle graphique du réseau bayésien, qui correspond au modèle d'adaptation au sein de notre système, est représenté par la figure 26.

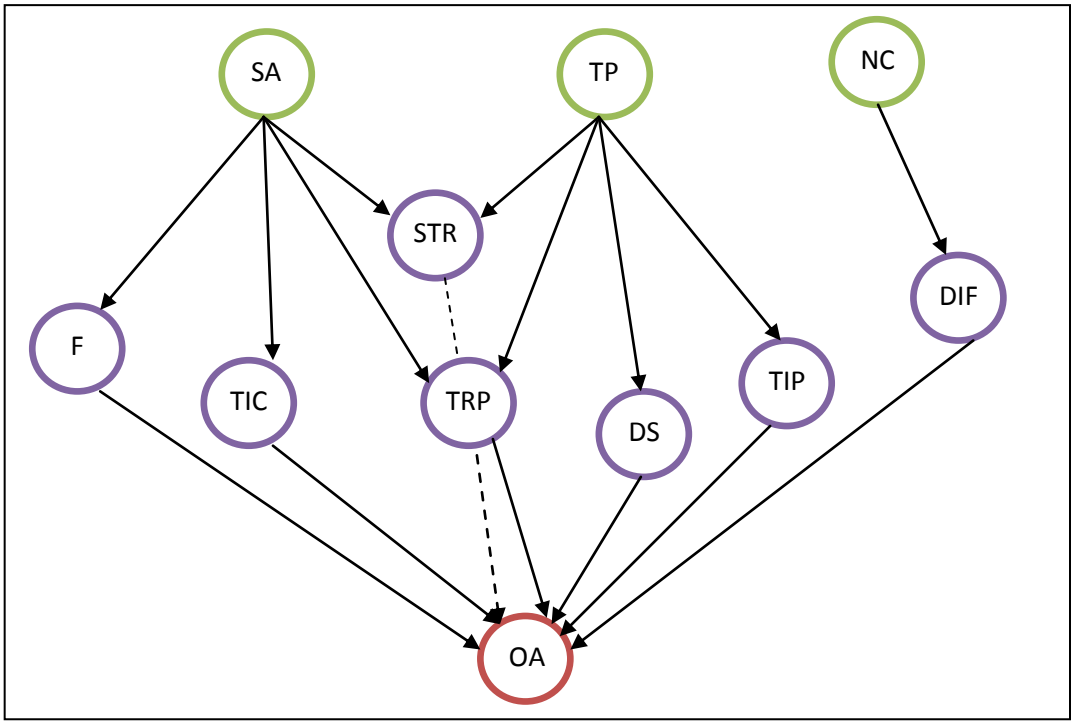

Figure 26: Le réseau bayésien d'adaptation des objets d'apprentissage au profil apprenant.

Les différents nœuds du réseau sont :

- OA : objet d'apprentissage qui peut prendre comme valeur l'un des objets courants au sein du système, que nous pouvons noter {OA_1, OA_2, OA_3, OA_4, ...OA_n} ;
- F : format = {Audio, Texte, Image, Vidéo} ;
- TIC : type d'interactivité avec le contenu = {actif, expositif, mixte} ;
- STR : structure de l'objet d'apprentissage = {atomique, collection, en réseau, linéaire, hiérarchique} ;
- TRP : type de ressource pédagogique = {Exercice, Simulation, Questionnaire, Diagramme, Figure, Graphe, Index, Diapositive, Tableau, Texte narratif, Examen, Expérience, Problème, Autoévaluation, Conférence, Forum, Wiki, Blog} ;
- DS : densité de l'objet d'apprentissage = {très basse, basse, moyenne, élevée, très élevée} ;
- TIP : type d'interactivité avec les pairs = {collaboratif, non collaboratif} ;
- DIF : difficulté de l'objet d'apprentissage = {très facile, facile, moyenne, difficile, très difficile} ;
- NC : niveau de connaissances de l'apprenant = {Très bas, Bas, Moyen, Haut, Très haut} ;
- TP : traits de personnalité de l'apprenant = {Ouverture (%), Conscience (%), Extraversion (%), Agréabilité (%), Névrosisme (%)} ;

- SA : style d'apprentissage de l'apprenant = {(A,An,Vi,Seq), (A,An,Vi,G), (R,An,Vi,Seq), (R,An,Vi,G), (A,An,Ve,Seq), (A,An,Ve,G), (R,An,Ve,Seq), (R,An,Ve,G), (A,I,Vi,Seq), (A,I,Vi,G), (R,I,Vi,Seq), (R,I,Vi,G), (A,I,Ve,Seq), (A,I,Ve,G), (R,I,Ve,Seq), (R,I,Ve,G)}, tels que les 4-tuples représentent les combinaisons possibles des quatre dimensions du modèle Felder & Silverman : {Actif (A),Réfléchi (R)}, {Analyseur (An), Intuitif (I)}, {Visuel (Vi), Verbal(Ve)}, {Séquentiel (Seq), Global (G)}.

Selon le théorème de Bayes, nous avons les distributions suivantes :

P(OA, F, TIC, STR, TRP, DS, TIP, DIF, NC, TP, SA)
= P(OA|F, TIC, STR, TRP, DS, TIP, DIF, NC, TP, SA). P(F, TIC, STR, TRP, DS, TIP, DIF, NC, TP, SA)
= P(OA|F, TIC, STR, TRP, DS, TIP, DIF) .P(F|TIC, STR, TRP, DS, TIP, DIF, NC, TP, SA). P(TIC, STR, TRP, DS, TIP, DIF, NC, TP, SA)
= P(OA|F, TIC, STR, TRP, DS, TIP, DIF) .P(F|SA). P(TIC|STR, TRP, DS, TIP, DIF, NC, TP, SA). P(STR, TRP, DS, TIP, DIF, NC, TP, SA)
= P(OA|F, TIC, STR, TRP, DS, TIP, DIF) .P(F|SA). P(TIC|SA). P(STR|TRP, DS, TIP, DIF, NC, TP, SA). P(TRP, DS, TIP, DIF, NC, TP, SA)
= P(OA|F, TIC, STR, TRP, DS, TIP, DIF) .P(F|SA). P(TIC|SA).P(STR|TP, SA). P(TRP|DS, TIP, DIF, NC, TP, SA). P(DS, TIP, DIF, NC, TP, SA)
= P(OA|F, TIC, STR, TRP, DS, TIP, DIF). P(F|SA). P(TIC|SA).P(STR|TP, SA). P(TRP|TP, SA). P(DS|TIP, DIF, NC, TP, SA). P(TIP, DIF, NC, TP, SA)
= P(OA|F, TIC, STR, TRP, DS, TIP, DIF). P(F|SA). P(TIC|SA). P(STR|TP, SA). P(TRP|TP, SA). P(DS| TP). P(TIP|DIF, NC, TP, SA). P(DIF, NC, TP, SA)
= P(OA|F, TIC, STR, TRP, DS, TIP, DIF) .P(F|SA). P(TIC|SA).P(STR|TP, SA). P(TRP|TP, SA). P(DS|TP). P(TIP|TP). P(DIF|NC, TP, SA). P(NC, TP, SA)
= P(OA|F, TIC, STR, TRP, DS, TIP, DIF) .P(F|SA). P(TIC|SA). P(STR|TP, SA). P(TRP|TP, SA). P(DS|TP). P(TIP|TP). P(DIF|NC). P(NC). P(TP). P(SA)

Ainsi comme le préconise la logique du filtrage collaboratif, ces probabilités ne sont calculées que si le système acquiert un ensemble de statistiques sur les choix des apprenants et leur taux de réussite des objets d'apprentissage sélectionnés. En effet, dans notre système, les notes obtenues lors des évaluations seront considérées comme notes d'appréciation des objets d'apprentissage et donc la base des recommandations.

Comme conclusion à ce chapitre, nous avons jusqu'à présent décrit les spécifications des différents modèles du prototype de SHAE proposé. Celui-ci opère tout en répondant aux standards : IMS LIP pour son modèle apprenant, LOM et SCORM pour son modèle du domaine. Ce dernier est contrôlé par le modèle pédagogique qui procède selon les principes de la pédagogie différenciée. Par conséquent, lors de la conception du modèle du domaine il est recommandé d'avoir plusieurs versions pour un même objet d'apprentissage. Il sera ainsi plus facile au modèle d'adaptation de recommander à l'apprenant la version d'objet d'apprentissage la plus adéquate à son profil. Dans le but de valider la modélisation proposée, nous allons l'appliquer via un prototype de SHAE, par la suite nous le ferons expérimenter par un groupe d'étudiants, c'est ce qui fera le sujet du chapitre suivant.

Chapitre 4 : Conception et validation du modèle de SHAE proposé

Nous nous intéressons dans le chapitre courant à la conception, la réalisation et l'expérimentation de notre prototype de SHAE nommé "Coladaptlearn". Nous avons exploité les techniques et outils de modélisation présentés dans le chapitre précédent pour la mise en place de ce prototype. Ainsi, grâce à la réalisation de ce dernier, nous avons été en mesure de valider les choix de conception que nous avons fait, nous avons pu également dresser une liste des données de retour d'expérience. Cette liste nous a servi à la confirmation des hypothèses et aux prédictions futures des objets d'apprentissage les plus adaptés aux profils apprenants. Nous allons présenter en premier les différentes phases de conception de notre prototype "Coladaptlearn", nous enchainerons par les différentes étapes de son expérimentation.

4.1. Conception du prototype "Coladaptlearn"

Dans cette section, nous exposons l'architecture du SHAE proposé ainsi que les différentes composantes qui le constituent, en référence aux modélisations développées précédemment. Nous montrons ensuite brièvement les exigences fonctionnelles de ces différents modèles tels que nous les avons spécifiés. Au final, nous exposons le prototype de système "Coladaplearn" ainsi que ses différentes fonctionnalités et caractéristiques d'adaptation.

4.1.1. Architecture générale du prototype "Coladaptlearn"

Au cours de notre étude des SHAE au chapitre 1, nous avons exposé plusieurs architectures de ces systèmes. Pourtant, nous avons noté que ces architectures s'appuyaient généralement sur trois modèles standards communs (modèle de l'utilisateur, modèle du domaine et modèle d'adaptation). Nous nous sommes appuyée sur ces trois modèles indispensables en plus de deux autres à savoir le modèle pédagogique et le modèle de présentation. Ainsi, l'architecture que nous proposons est conforme au cadre théorique de LAOS (Cristea & de Mooij, 2003) comme le montre la figure 27. Nous avons choisi ce cadre car, à notre avis, il est le plus pertinent vu qu'il est comparativement le plus récent, il permet une séparation claire des principales parties d'un SHAE et contribue à la modélisation du processus pédagogique d'un cours donné. À l'aide de ce cadre, nous avons pu mettre en évidence les règles d'adaptation dans un modèle à part entière, comme nous l'avons spécifié au chapitre précédent.

Dans notre architecture, le modèle de l'apprenant correspond au modèle utilisateur (UM) dans LAOS, le modèle pédagogique est l'équivalent du modèle des objectifs et des contraintes (GM), le modèle du domaine et le modèle d'adaptation maintiennent la même nomination (DM) et (AM). L'interface utilisateur, quant à elle, représente le modèle de présentation (PM) dans l'architecture de LAOS. Dans notre cas, le modèle du domaine et les métadonnées qui lui sont reliées sont gérés par l'interface administrateur (admin dans la figure 27).

Ces différents modèles sont supposés interagir d'une façon ou d'une autre en vue de sélectionner les objets d'apprentissage les plus adéquats à un profil apprenant donné tout en lui assignant le feedback approprié. En particulier, seul le modèle d'adaptation communique avec tous les autres modèles. Ceci s'explique par le fait que ce modèle est responsable des recommandations des objets d'apprentissage. Du coup, le modèle d'adaptation doit être informé des particularités du profil apprenant, contenues dans le modèle apprenant. Il doit également être capable d'aller chercher des objets d'apprentissage dans le modèle du domaine et pouvoir les afficher à l'interface utilisateur selon les recommandations du modèle pédagogique.

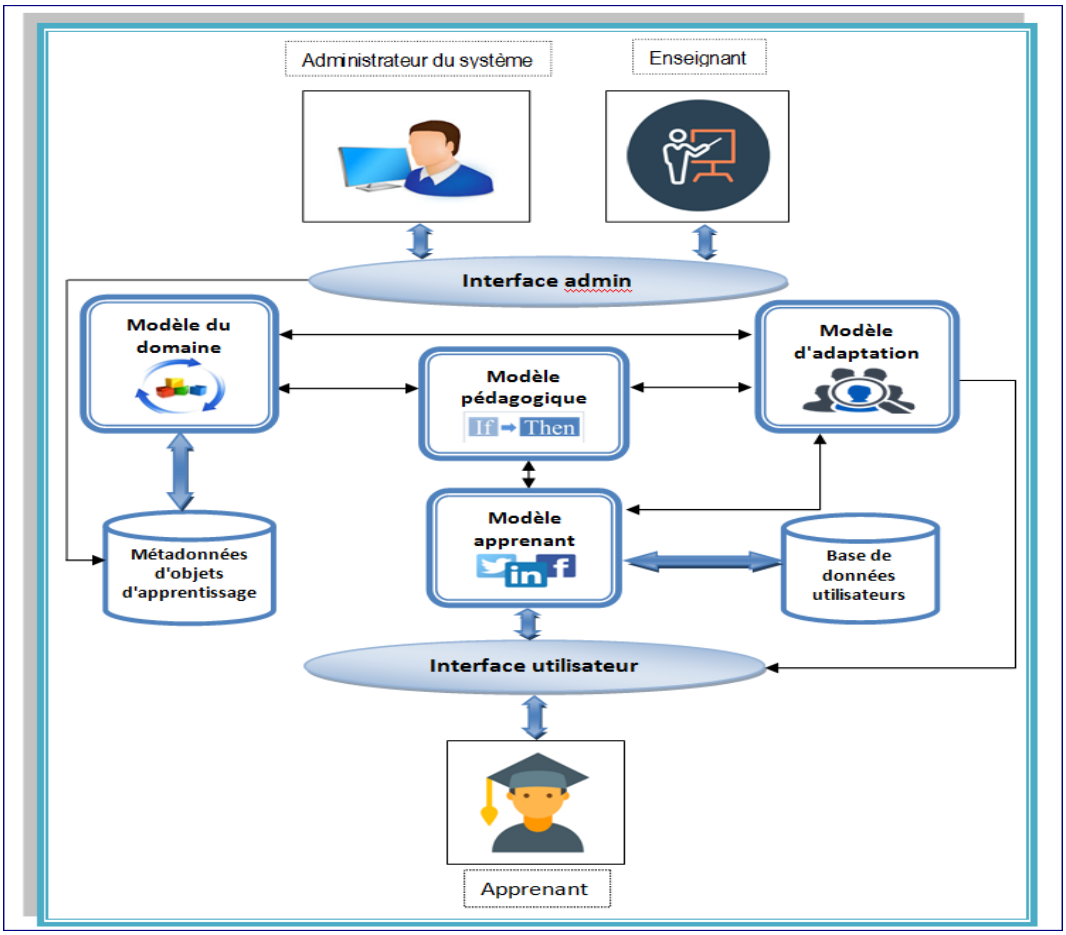

Figure 27 : Architecture du SHAE proposé

L'architecture adoptée présente plusieurs avantages, entre autres une bonne modularité du système, une efficacité d'adaptabilité en dissociant le processus d'adaptation des autres modèles, ainsi qu'une structuration et standardisation des deux modèles apprenant et domaine qui rendront leur réutilisation envisageable. Nous verrons, dans la suite, les principaux acteurs qui sont en mesure d'interagir avec le SHAE proposé.

4.1.2. Les acteurs impliqués dans le SHAE en question

Différents acteurs interviennent lors du déploiement du système, chacun avec des rôles et des niveaux d'implications différents. Nous retrouvons essentiellement l'apprenant, l'enseignant, l'administrateur du système et le système lui-même.

L'apprenant : étant donné que le SHAE proposé a comme vocation l'éducation centrée sur l'apprenant appuyée par Dufour (2002), il procure à ce dernier la possibilité d'effectuer plusieurs manœuvres. L'apprenant a, dans ce cas, l'éventualité d'exprimer ses besoins sur la nature des contenus désirés, sur la pédagogie préférée et sur le niveau de difficulté du contenu à apprendre. Ainsi, l'apprenant, dans notre système, est en mesure de gérer son profil avec la possibilité de le créer, le modifier ou d'en supprimer certaines informations le concernant. Notons que l'apprenant a le choix de s'inscrire manuellement en remplissant un formulaire d'identification ou automatiquement en s'authentifiant avec l'un de ses comptes Facebook ou Linkedin. Une fois identifié, l'apprenant a accès aux cours ; il peut lire un contenu, naviguer vers d'autres liens, passer des tests ou même participer à des forums, blogs ou wikis.

L'enseignant : peut être soit l'expert du domaine et/ou le concepteur pédagogique. Il peut ajouter des concepts, les supprimer, les modifier ou établir des relations sémantiques avec d'autres concepts existants. Concernant les objets d'apprentissage, il peut également ajouter, supprimer, modifier un objet d'apprentissage ou alors ajouter les métadonnées correspondantes. Il propose également les règles d'attribution des objets d'apprentissage aux différents profils apprenants.

L'administrateur : est la personne qui a des qualités techniques pour la gestion du système (mise en place du système, mise à jour des comptes, etc.).

Le système : remplit plusieurs fonctionnalités dont l'initialisation du modèle apprenant, soit à partir des données recueillies des réseaux sociaux, soit à partir du formulaire d'inscription. Il peut également procéder à

la vérification des comptes et la mise à jour du modèle apprenant. De plus, le système est censé observer les interactions de l'utilisateur afin d'en déduire son style d'apprentissage. D'autres fonctionnalités s'ajoutent comme l'affichage des outils collaboratifs, l'évaluation des tests administrés à l'apprenant et l'adaptation du feedback selon les résultats de ces tests et finalement la réalisation des adaptations que se soit du contenu, de la présentation ou de la navigation.

Nous exposons, à la figure 28, une partie des cas d'utilisation de notre SHAE. Cette partie modélise les comportements de deux acteurs, que nous jugeons comme les plus importants, à savoir : l'apprenant et le système en interaction avec ce dernier.

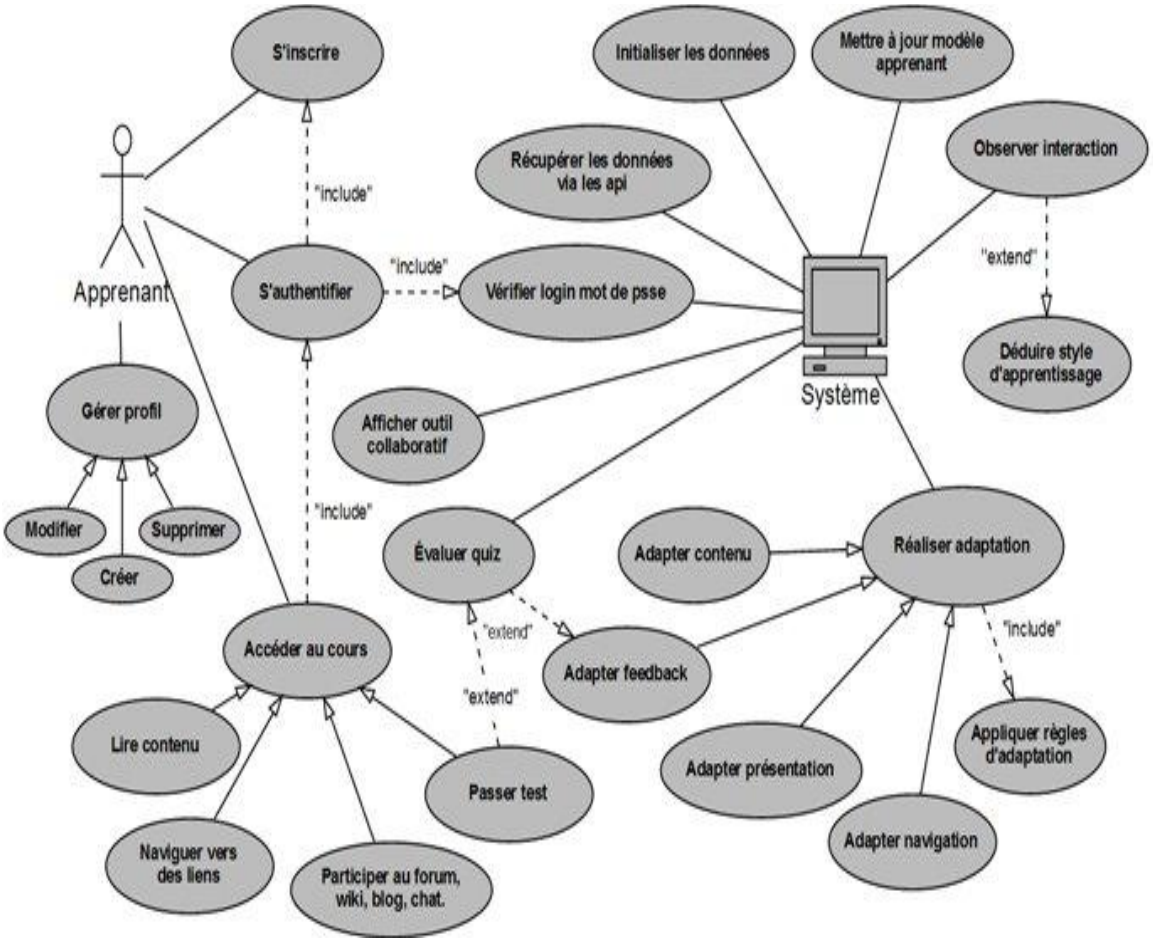

Figure 28 : Diagramme des cas d'utilisation apprenant et système (Traduit de Andaloussi et al., 2018)

Nous détaillerons en suivant les particularités techniques du prototype de SHAE développé selon l'architecture proposée.

4.1.3. Présentation du prototype

Pour l'implémentation de notre prototype "Coladaptlearn", nous avons choisi le langage Python et son «Framework» Django. Le choix de ce langage s'explique par le fait que c'est un langage portable, simple, dynamique, extensible et libre. De plus, les librairies Python offrent un accès à une grande variété de services y compris pour les protocoles Internet, sans oublier que les API, dont nous voulons faire usage, sont développées en Python.

Nous spécifions, dans ce qui suit, les outils qui nous ont servi pour le développement du prototype, ses différentes fonctionnalités ainsi que ses caractéristiques d'adaptation.

4.1.3.1. Outils utilisés

Nous nous sommes intéressés au langage Python et son «Framework» Django pour le développement de notre application Web. D'un côté, c'est un outil regroupant une communauté importante. D'un autre côté, il est bien structuré et possède de nombreux modules, notamment des modules qui permettent la réalisation d'un espace utilisateur avec des droits d'accès aux données, ainsi que la réalisation d'un module d'administration et de gestion des sites. Le «Framework» Django utilise l'architecture du modèle MVT (Modèle - Vue - Template) qui est inspirée du modèle populaire MVC (Modèle - Vue - Contrôleur) (George, 2016). Au fait comme leurs noms l'indiquent, les deux modèles se différencient par leur troisième composante qui, dans le modèle MVT, a le nom de "Template" au lieu de "Contrôleur". Ceci s'explique par le fait que Django gère lui-même la partie contrôleur, par contre dans le modèle MVC, c'est le développeur de l'application qui doit la gérer. Une autre différence entre les deux modèles est le rôle de la **vue,** dans le modèle MVC, la vue est considérée comme la partie en interaction avec l'utilisateur, elle regroupe la présentation de l'interface graphique et la saisie de données. Par contre, dans le modèle MVT, la **vue** a comme rôle de faire le lien entre le modèle et le "template". C'est ce dernier qui joue le rôle d'interface graphique dans le modèle MVT. Quant à la partie **modèle**, c'est un peu pareil dans les deux modèles MVC et MVT, il peut s'agir des classes dont les attributs sont reliés aux champs de la base de données ou bien des fonctions.

Comme le montre la figure 29, avec Django, dès qu'un utilisateur appelle une page Web, le «Framework» exécute la vue correspondante via des règles de routage URL définies. La vue se charge de récupérer les données des modèles, le «template» associé à la vue et génère ensuite un rendu HTML. Une fois la page

générée, le serveur renvoie le résultat au navigateur de l'utilisateur. De plus, Django intègre une base de données «Sqlite» interne pour l'enregistrement des données et une page «admin» pour visualiser ces données.

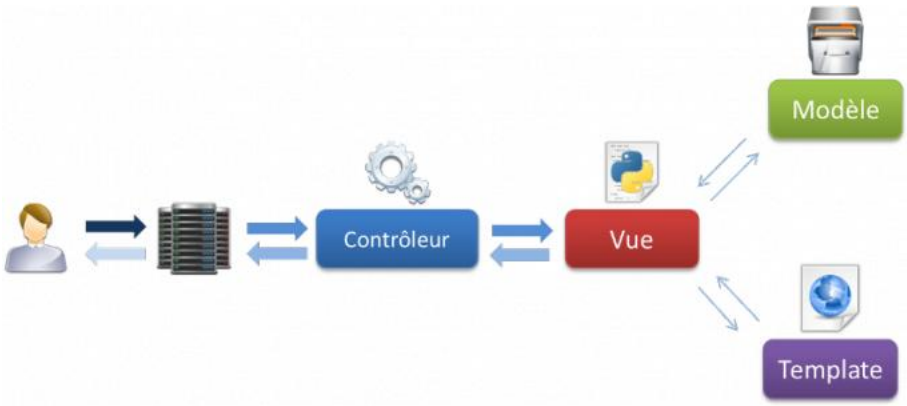

Figure 29 : Modèle MVT pour le Framework Django[10]

Nous allons présenter tout d'abord la partie Modèle, puis la partie Vue et finalement le volet Template. La partie Contrôleur, quant à elle, est gérée en interne directement par Django.

i. Modèles

Les modèles contiennent les structures de données essentielles au bon fonctionnement de notre prototype. Ces données sont subdivisées essentiellement entre celles reliées à l'apprenant et celles reliées au domaine. Les données relatives à l'apprenant incluent ses données génériques, ses mentions "j'aime", son style d'apprentissage et ses traits de personnalité. Ces trois dernières données ont été placées dans des classes distinctes car elle nécessitent des traitements pour les définir. Pour ce qui représente le domaine, nous avons eu besoin de trois classes: le cours, les sections de cours et les objets d'apprentissage. Nous avons ainsi sept modèles comme suit:

- «**Learner**» : ce modèle regroupe les données sur l'apprenant. Ces données sont une partie de ceux définis par le standard IMS LIP, qui ont surtout une influence sur la recommandation des objets d'apprentissage (nom, prénom, email, date de naissance, langues parlées, date d'inscription, sexe, niveau de connaissances, style d'apprentissage, traits de personnalité, etc.).
- «**LearningStyle**» : ce modèle englobe les quatre dimensions du style d'apprentissage de l'apprenant selon le modèle de F & S.

[10]https://openclassrooms.com/courses/developpez-votre-site-Web-avec-le-framework-django/le-fonctionnement-de-django

- «**PersonalityType**» : ce modèle définit les cinq traits de personnalité de l'apprenant selon le modèle BigFive.
- «**UserLikes**» : ce modèle rassemble les pages pour lesquelles l'apprenant a fait une mention "j'aime" sur son réseau social. Ces «likes» serviront à la prédiction des traits de personnalité.
- «**Course**» : ce modèle décrit le titre de cours qu'un apprenant peut suivre sur la plateforme.
- «**Section**» : ce modèle délimite les titres de sections d'un cours donné.
- «**LearningObject**» : ce modèle regroupe certaines métadonnées du standard LOM reliées à un objet d'apprentissage, en particulier celles qui seront différenciés lors de l'adaptation (titre, langue, structure, format, type de ressource pédagogique, type d'interactivité avec le contenu, type d'interactivité avec les pairs, difficulté, densité sémantique, etc.).

Les types de données disponibles sur Django qui ont été utilisés lors de la définition des modèles ou classes présentés ci-dessus correspondent aux éléments suivants :

- «DateTimeField» : champ pour la date et l'heure qui a servi pour décrire la date d'inscription d'un apprenant par exemple ;
- «TextField» : champ de texte long qui a été appliqué aux données textuelles de grande taille telles l'éducation d'un apprenant ou ses mentions "j'aime" ;
- «CharField» : champ pour une chaîne de caractères qui a été aussi utilisé pour les données textuelles mais de taille petite à moyenne telles le nom, le prénom ou le sexe d'un apprenant;
- «BooleanField» : champ vrai /faux qui a été utile pour définir si l'apprenant, par exemple, est actif ou pas ;
- «IntegerField» : champ pour les valeurs numériques entières dont nous nous sommes servi pour certaines données comme le niveau de connaissances de l'apprenant;
- «EmailField» : champ pour les adresses courriels;
- «ForeignKey» : relation de plusieurs, ce type de données est important lorsqu'on a besoin d'hériter de plusieurs attributs d'une autre classe comme c'est le cas pour les traits de personnalité et le style d'apprentissage.

ii. Vues

Les vues servent à paramétrer les pages Web. Elles reçoivent les requêtes et réponses HTTP. Chaque page Web a généralement une vue différente. Une vue est une fonction ou classe qui prend une requête en paramètre et qui renvoie une réponse avec des données. Nous avons donc autant de vues que de pages générées (au total, il y a actuellement dix vues différentes sur le site Web). De plus, chaque URL du site est associée à une vue, ce qui permet la navigation entre les différentes pages. Les informations récupérées par

la vue (via la base de données) sont transmises au Template à travers des variables de contexte. Celles-ci permettent d'afficher les données sur les pages.

iii. Templates

Les «templates» sont de simples fichiers HTML où nous pouvons récupérer et utiliser les variables de contexte pour afficher des données. En général, chaque «template» correspond à une vue. Nous avons au total 11 «templates» différents après la connexion de l'utilisateur. Il y a plus de «templates» que de vues car deux «templates» ont été associés à la même vue, ceux du questionnaire F & S et de son résultat. Nous avons également d'autres «templates» qui gèrent la connexion de l'utilisateur via les réseaux sociaux. Ceux-ci sont générés par défaut avec la bibliothèque «allauth».

4.1.3.2. Fonctionnalités

Afin de pouvoir mettre en application la conception du SHAE proposé, nous avons doté notre prototype de différentes fonctionnalités pour l'apprenant et pour l'administrateur et/ou l'enseignant. Ces fonctionnalités sont détaillées en suivant.

Pour l'apprenant :

- Une page d'accueil permet à l'utilisateur de se connecter avec son réseau social et ainsi permet au système de récupérer ses données personnelles ainsi que ses «likes».
- Une page affiche les données personnelles récupérées et la photo de profil s'il y en a une.
- Une page propose le questionnaire de F & S, version abrégée, auquel l'utilisateur devra répondre. Une fois qu'il aura confirmé ses réponses, l'utilisateur sera redirigé vers une autre page où il verra son style d'apprentissage ainsi que ses traits de personnalité. Ces traits sont prédits par le système à partir des «likes» de l'utilisateur et rapportés sous forme de graphe tel qu'indiqué à la figure 30.
- Une page pour le cours affiche toutes les sections du cours et les objets recommandés pour chaque section, à destination de l'apprenant.
- Une page est dédiée à chaque section de cours où l'apprenant peut suivre le détail de la section et confirmer le choix de la version d'objet proposée par le système ou bien faire un autre choix.

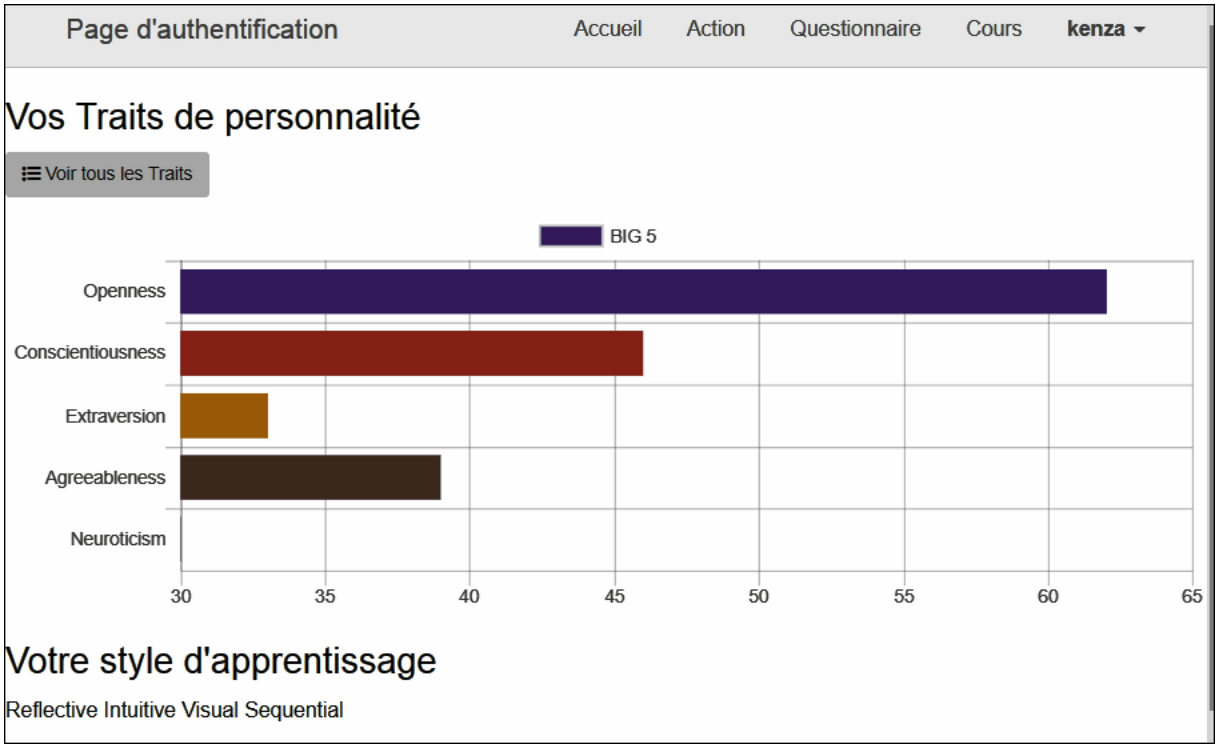

Figure 30 : Page affichant les résultats de prédiction des traits de personnalité et les résultats du test F & S.

Pour l'enseignant/l'administrateur :

Django permet d'avoir une partie réservée à l'administration sur le site Web qu'il faut configurer à travers des classes. Sur cette partie administrative, nous pouvons notamment visualiser les différents modèles ainsi que leurs données. Nous avons donc :

- une page pour visualiser la liste des étudiants inscrits sur la plateforme ;
- une page pour ajouter/configurer une application sociale avec laquelle l'utilisateur pourra se connecter ;
- une page pour pouvoir ajouter ou modifier un cours, une section de cours ou un objet d'apprentissage comme le montre la figure 31.

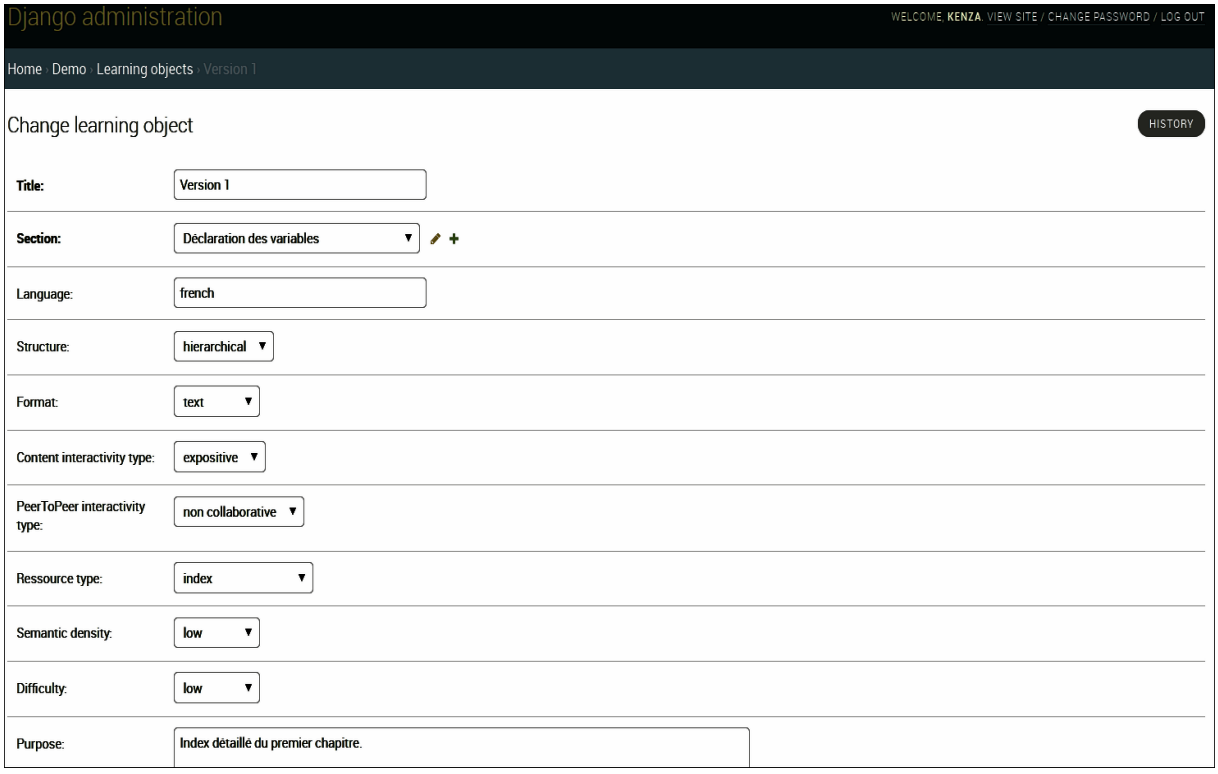

Figure 31 : Page administration pour les données d'un objet d'apprentissage (tirée de Andaloussi et al., 2019)

4.1.3.3. Caractéristiques d'adaptation

L'adaptation des objets d'apprentissage dans notre prototype se voit essentiellement dans la page Cours. Les versions d'objets d'apprentissage sont présentées à l'apprenant de la plus adaptée à la moins adaptée. Comme le montre la figure 32, l'apprenant pourra visualiser le contenu de la version recommandée par le système en cliquant sur «Suivre». Par la suite, il aura la possibilité de choisir une autre version si celle-ci lui convient mieux.

À ce stade, la recommandation des objets d'apprentissage repose essentiellement sur la technique du filtrage basé sur le contenu que nous avons développée à la partie 3.4.5.1. Nous avons attribué un score au profil apprenant, à partir de ses traits de personnalité, son style d'apprentissage et son niveau de connaissances, ainsi qu'à chaque objet d'apprentissage, à partir de certaines métadonnées LOM. Par conséquent, l'objet qui a la distance la plus petite par rapport au profil est celui qui sera affiché en premier.

Figure 32 : Recommandation des objets d'apprentissage dans la page Cours

En ce qui concerne le filtrage collaboratif, nous avons implémenté un réseau bayésien tel décrit à la section 3.4.5.2. Mais pour pouvoir faire fonctionner ce réseau, cela nécessite un échantillon de données permettant de prédire la meilleure adéquation objet/profil apprenant. C'est d'ailleurs ce que nous verrons en suivant. Nous avons accumulées les données relatives aux choix des apprenants pour les objets d'apprentissage suite à l'expérimentation de notre prototype. Nous découvrirons, dans la prochaine section, comment ces données nous ont permis de conclure des prédictions. Nous montrerons ainsi les détails de l'expérimentation du prototype, les résultats obtenus ainsi que leur interprétation.

4.2. Expérimentation

Nous allons nous intéresser dans cette section, à l'analyse des résultats d'expérimentation de notre prototype "Coladaptlearn". Pour tester le système avec des étudiants, nous avons simulé un cours de langage C composé de six sections. Chaque section présentait plusieurs versions d'objets d'apprentissage. Nous avons défini différentes métadonnées pour ces objets d'apprentissage, ainsi le système pourra afficher la meilleure adéquation d'objets aux profils apprenants. Pour pouvoir effectuer des tests avec des êtres humains, nous avons aussi eu besoin d'approuver notre étude par le comité d'éthique de la recherche avec les êtres humains

de l'Université Laval. Ce dernier nous a accordé l'exemption de l'obligation d'obtenir une approbation éthique puisque les données extraites des réseaux sociaux dont nous avons besoin sont des données publiques.

4.2.1. Déroulement de l'expérimentation

Ayant comme but de tester les fonctionnalités de notre prototype, analyser les résultats et éventuellement disposer d'une base de données apprenants pour les prédictions futures. Nous avons expérimenté notre prototype avec un échantillon de 47 étudiants inscrits au Baccalauréat en informatique à l'université Sidi Mohamed Ben Abdellah de Fès au Maroc.

Nous avons sollicité les étudiants pour qu'ils se connectent à la plateforme via leur réseau social. Par la suite, nous leur avons suggéré de se rediriger vers ce réseau pour effectuer des mentions «j'aime» à au moins dix pages parmi celles disponibles à la page "Action", afin de garantir que le système fasse les prédictions nécessaires. Ceci est dû au fait que l'API de prédiction des traits de personnalité que nous avons adoptée, "Apply Magic Sauce", ne fonctionne actuellement qu'avec certaines pages Facebook. Une fois cette étape complétée, les étudiants ont été amenés à répondre au questionnaire de F & S version abrégée. Ce dernier est composé de 20 questions au lieu de 44, tel suggéré par Graf et al. (2006). Nous avons présenté le questionnaire sous les deux langues français et arabe pour une meilleure compréhension chez les étudiants. La version française est déjà disponible en ligne, par contre la version arabe ne l'est pas, nous avons donc demandé l'aide d'un expert de la langue pour la traduction.

Dès que les étudiants avaient répondu au questionnaire, le système était capable de déterminer leur style d'apprentissage. Ainsi, ils étaient en mesure de visualiser le cours avec les versions d'objets les plus adaptées à leur profil. Finalement, la dernière étape a consisté à obtenir le feedback des étudiants. Ceux-ci étaient libres de confirmer le choix du système ou bien sélectionner un autre à leur goût. En ce qui concerne la donnée "niveau de connaissances des étudiants", nous les avons interrogé sur la note qu'ils ont obtenu dans le même cours qui se donne en présentiel. Puisque nous n'avons pas intégré un cours réel, qui aurait nécessité un expert du domaine, nous avons appliqué les mêmes notes entrées par les étudiants pour la génération du feedback.

4.4.2. Résultats de l'expérimentation

La première expérimentation que nous avons effectué a consisté d'abord à tester si le système proposait les bonnes versions d'objets d'apprentissage en concordance avec l'algorithme développé à la section 3.4.5.1. Nous avons considéré comme échantillon la section "Introduction" qui inclut quatre versions d'objets d'apprentissage, comme inscrit au tableau 12. Nous avons, par la suite, calculé manuellement les scores de ces objets ainsi que leurs distances par rapport aux profils étudiants, que nous avons rapporté au tableau 13. Sur le même tableau sont confrontés les résultats obtenus avec ceux affichés par le système. Les objets dont la distance au profil est plus petite sont affichés en premier.

Tableau 12 : Les versions d'objets d'apprentissage de la section "Introduction"

Objets d'apprentissage	Éléments LOM utilisés pour la personnalisation
V_1	TRP_{OA} = "exercice" ; TIC_{OA} = "actif" ; TIP_{OA} = "non collaboratif" ; DS_{OA} = "bas" ; STR_{OA} = "linéaire" ; F_{OA} = "vidéo" ; DIF_{OA} = "moyenne".
V_2	TRP_{OA} = "forum" ; TIC_{OA} = "actif" ; TIP_{OA} = "collaboratif" ; DS_{OA} = "élevée" ; STR_{OA} = "hiérarchique" ; F_{OA} = "texte" ; DIF_{OA} = "moyenne".
V_3	TRP_{OA} = "index" ; TIC_{OA} = "expositif" ; TIP_{OA} = "non collaboratif" ; DS_{OA} = "Bas" ; STR_{OA} = "hiérarchique" ; F_{OA} = "texte" ; DIF_{OA} = "facile".
V_4	TRP_{OA} = "texte narratif" ; TIC_{OA} = "expositif" ; TIP_{OA} = "non collaboratif" ; DS_{OA} = "très bas" ; STR_{OA} = "atomique" ; F_{OA} = "audio" ; DIF_{OA} = "très facile".

Les scores de ces objets sont comme suit :

V_{1score} = <<D_1, 0>< D_2, 0 >< D_3, 0 >< D_4, 0 >< D_5, 0 >< D_6, 0>< D_7, 2>< D_8, 3 >>

V_{2score} = <<D_1, 0>< D_2, 1 >< D_3, 1 >< D_4, 0 >< D_5, 1 >< D_6, 1>< D_7, 3>< D_8, 3 >>

V_{3score} = <<D_1, 1>< D_2, 0 >< D_3, 1 >< D_4, 1 >< D_5, 0 >< D_6, 0>< D_7, 3>< D_8, 2 >>

V_{4score} = <<D_1, 1>< D_2, 1 >< D_3, 1 >< D_4, 0 >< D_5, 0 >< D_6, 0>< D_7, 1>< D_8, 1 >>

Nous calculons ainsi la distance de ces objets par rapport à chaque profil pour conclure l'ordre des versions en commençant par la plus adaptée.

Tableau 13 : Comparaison entre les objets d'apprentissage recommandés et ceux estimés

Numéro étudiant	Traits de personnalité OCEAN prédis par le système	Style d'apprentissage selon le test de F & S	Niveau de connaissances	Ordre des versions d'objets estimé par le calcul	Ordre des versions d'objets recommandé par le système
1	O-58 C-42 E-27 A-44 N-33	Réfléchi|Intuitif|Verbal|Global	85 %	V2> V3> V4> V1	V2> V3> V4> V1
2	O-59 C-40 E-28 A-45 N-34	Actif|Sensoriel|Visuel|Séquentiel	74 %	V1> V2> V3> V4	V1> V2> V3> V4
3	O-59 C-39 E-38 A-40 N-39	Actif|Sensoriel|Visuel|Séquentiel	65 %	V1> V2> V3> V4	V1> V2> V3> V4
4	O-62 C-45 E-24 A-56 N-43	Actif|Sensoriel|Visuel|Séquentiel	56 %	V1> V2> V4> V3	**V1> V2> V3> V4**
5	O-58 C-53 E-31 A-42 N-57	Réfléchi|Sensoriel|Verbal|Global	69 %	V3> V4> V2> V1	V3> V4> V2> V1
6	O-58 C-59 E-32 A-45 N-58	Réfléchi|Sensoriel|Verbal|Global	75 %	V3> V4> V2> V1	V3> V4> V2> V1
7	O-46 C-47 E-31 A-61 N-47	Actif|Sensoriel|Visuel|Séquentiel	59 %	V1> V4> V2> V3	V1> V4> V2> V3
8	O-62 C-51 E-28 A-49 N-51	Actif|Sensoriel|Visuel|Séquentiel	51 %	V1> V4> V2> V3	V1> V4> V2> V3
9	O-70 C-40 E-34 A-52 N-49	Réfléchi|Sensoriel|Verbal|Global	62 %	V3> V2> V1> V4	V3> V2> V1> V4
10	O-45 C-56 E-37 A-62 N-61	Actif|Sensoriel|Visuel|Séquentiel	78 %	V1> V2> V4> V3	V1> V2> V4> V3
11	O-53 C-52 E-37 A-58 N-59	Réfléchi|Sensoriel|Visuel|Séquentiel	50 %	V4> V1> V2> V3	V4> V1> V2> V3
12	O-46 C-51 E-41 A-38 N-47	Réfléchi|Sensoriel|Visuel|Séquentiel	82 %	V1> V2> V3> V4	V1> V2> V3> V4
13	O-42 C-51 E-32 A-34 N-43	Réfléchi|Sensoriel|Visuel|Séquentiel	63 %	V1> V4> V3> V2	V1> V4> V3> V2
14	O-44 C-46 E-34 A-46 N-56	Réfléchi|Sensoriel|Visuel|Séquentiel	50 %	V4> V1> V3> V2	V4> V1> V3> V2
15	O-48 C-52 E-32 A-45 N-39	Actif|Sensoriel|Visuel|Séquentiel	66 %	V1> V2> V3> V4	V1> V2> V3> V4
16	O-41 C-46 E-42 A-55 N-32	Réfléchi|Sensoriel|Verbal|Global	54 %	V3> V4> V2> V1	V3> V4> V2> V1
17	O-36 C-53 E-29 A-54 N-41	Actif|Sensoriel|Visuel|Séquentiel	76 %	V1> V2> V3> V4	V1> V2> V3> V4
18	O-48 C-64 E-32 A-57 N-56	Actif|Sensoriel|Visuel|Séquentiel	61 %	V1> V2> V4> V3	V1> V2> V4> V3
19	O-48 C-55 E-33 A-41 N-42	Réfléchi|Intuitif|Verbal|Global	57 %	V3> V4> V2> V1	V3> V4> V2> V1
20	O-69 C-47 E-41 A-42 N-52	Réfléchi|Sensoriel|Verbal|Global	66 %	V3> V4> V2> V1	V3> V4> V2> V1
21	O-49 C-47 E-38 A-52 N-50	Réfléchi|Intuitif|Verbal|Global	80 %	V4> V2> V3> V1	V4> V2> V3> V1
22	O-47 C-46 E-38 A-42 N-44	Réfléchi|Intuitif|Visuel|Séquentiel	69 %	V1> V4> V3> V2	V1> V4> V3> V2
23	O-45 C-47 E-48 A-34 N-45	Actif|Sensoriel|Visuel|Séquentiel	55 %	V1> V4> V3> V2	V1> V4> V3> V2
24	O-53 C-39 E-29 A-47 N-40	Actif|Sensoriel|Visuel|Séquentiel	60 %	V1> V2> V3> V4	V1> V2> V3> V4

25	O-59 C-45 E-29 A-40 N-42	Réfléchi|Sensoriel|Visuel|Séquentiel	67 %	V1> V2> V3> V4	V1> V2> V3> V4
26	O-70 C-34 E-35 A-40 N-46	Actif|Sensoriel|Visuel|Séquentiel	58 %	V1> V2> V3> V4	V1> V2> V3> V4
27	O-44 C-47 E-27 A-49 N-46	Actif|Sensoriel|Visuel|Séquentiel	69 %	V1> V4> V3> V2	V1> V4> V3> V2
28	O-45 C-41 E-36 A-59 N-47	Réfléchi|Sensoriel|Visuel|Séquentiel	72 %	V1> V2> V3> V4	V1> V2> V3> V4
29	O-52 C-35 E-34 A-45 N-36	Actif|Sensoriel|Visuel|Séquentiel	50 %	V1> V2> V4> V3	V1> V2> V4> V3
30	O-59 C-44 E-33 A-54 N-54	Réfléchi|Sensoriel|Visuel|Séquentiel	37 %	Doit suivre un pré requis	Redirigé vers le cours d'algorithmie
31	O-51 C-49 E-31 A-36 N-40	Réfléchi|Sensoriel|Verbal|Global	61 %	V3> V2> V1> V4	V3> V2> V1> V4
32	O-56 C-42 E-37 A-45 N-34	Actif |Sensoriel|Verbal|Global	53 %	V2> V3> V1> V4	V2> V3> V1> V4
33	O-54 C-47 E-33 A-38 N-38	Actif|Sensoriel|Visuel|Séquentiel	55 %	V1> V2> V4> V3	V1> V2> V4> V3
34	O-48 C-48 E-36 A-42 N-42	Réfléchi|Intuitif|Visuel|Séquentiel	60 %	V1> V4> V3> V2	V1> V4> V3> V2
35	O-40 C-56 E-27 A-52 N-53	Actif|Sensoriel|Visuel|Séquentiel	73 %	V1> V2> V4> V3	V1> V2> V4> V3
36	O-37 C-51 E-32 A-14 N-43	Réfléchi|Intuitif|Verbal|Global	58 %	V3> V4> V2> V1	V3> V4> V2> V1
37	O-49 C-46 E-34 A-52 N-56	Actif|Sensoriel|Visuel|Séquentiel	60 %	V1> V4> V2> V3	V1> V4> V2> V3
38	O-54 C-56 E-32 A-51 N-58	Réfléchi|Sensoriel|Visuel|Séquentiel	68 %	V1> V4> V2> V3	V1> V4> V2> V3
39	O-40 C-49 E-35 A-44 N-39	Actif|Sensoriel|Visuel|Séquentiel	59 %	V1> V4> V3> V2	V1> V4> V3> V2
40	O-41 C-51 E-31 A-39 N-36	Actif|Sensoriel|Visuel|Séquentiel	71 %	V1> V2> V3> V4	V1> V2> V3> V4
41	O-53 C-54 E-25 A-59 N-51	Réfléchi|Sensoriel|Verbal|Global	69 %	V3> V4> V2> V1	V3> V4> V2> V1
42	O-45 C-39 E-42 A-57 N-59	Actif|Intuitif|Visuel|Séquentiel	57 %	V4> V1> V2> V3	V4> V1> V2> V3
43	O-37 C-50 E-30 A-50 N-46	Réfléchi|Intuitif|Visuel|Séquentiel	65 %	V2> V1> V4> V3	V2> V1> V4> V3
44	O-48 C-63 E-22 A-32 N-36	Actif|Sensoriel|Visuel|Séquentiel	59 %	V1> V4> V3> V2	V1> V4> V3> V2
45	O-48 C-52 E-27 A-46 N-47	Actif|Sensoriel|Visuel|Séquentiel	90 %	V1> V2> V3> V4	V1> V2> V3> V4
46	O-37 C-39 E-32 A-52 N-42	Actif|Sensoriel|Visuel|Séquentiel	67 %	V1> V2> V3> V4	V1> V2> V3> V4
47	O-48 C-60 E-50 A-46 N-46	Réfléchi|Intuitif|Visuel|Séquentiel	89 %	V2> V1> V4> V3	V2> V1> V4> V3

Nos seconds résultats d'expérimentation se sont fondés sur la confrontation les versions d'objets d'apprentissage recommandés par le système et ceux choisis par les étudiants, comme l'illustre le tableau 14, et ce pour les six sections du cours.

Tableau 14 : comparaison entre les objets d'apprentissage recommandés et ceux choisis par les étudiants (traduit de Andaloussi et al., 2019)

N° étudiant	Section1		Section2		Section3		Section4		Section5		Section6	
	Choix étudiant	Choix système	Choix étudiant	Choix système	Choix étudiant	Choix système	Choix étudiant	Choix système	Choix étudiant	Choix système	Choix étudiant	Choix système
1	V4	V2	-	V1	-	V3	V1	V1	V1	V1	V2	V1
2	V3	V1	V3	V3	V1	V2	V2	V2	V2	V2	V3	V3
3	V3	V3	V3	V3	V2	V2	V2	V2	V2	V2	V3	V3
4	V1	V1	V3	V3	V2	V2	V1	V2	V1	V2	V3	V3
5	V2	V3	-	V1	-	V1	-	V2	-	V1	-	V1
6	V2	V3	V2	V1	-	V1	-	V2	-	V1	V3	V1
7	V4	V1	-	V3	-	V2	-	V2	-	V2	-	V3
8	V2	V3	V3	V3	V3	V2	V2	V2	V2	V2	V3	V3
9	V4	V3	V1	V1	V1	V3	V1	V1	-	V2	-	V1
10	V1	V1	-	V3	-	V2	-	V2	V2	V2	V3	V3
11	-	V4	V3	V2	V2	V1	V2	V2	V1	V1	V3	V1
12	V1	V1	V3	V3	V2	V1	-	V2	-	V2	-	V3
13	V1	V1	V1	V3	V2	V2	V2	V2	V2	V2	V3	V3
14	-	V4	-	V2	-	V2	V2	V2	V2	V1	-	V1
15	V1	V1	V3	V3	V2	V1	V1	V2	-	V2	V3	V3
16	V3	V3	V1	V1	V1	V2	-	V1	V2	V2	V3	V1
17	V1	V1	-	V3	-	V2	-	V2	-	V2	-	V3
18	V4	V1	V3	V3	V2	V2	V1	V2	V2	V2	V3	V3
19	V3	V3	V3	V3	V2	V3	V2	V1	V2	V1	V3	V1
20	V1	V3	V3	V3	V2	V2	V1	V1	V2	V2	V1	V1
21	V4	V4	V3	V2	V2	V2	V2	V2	V2	V1	V3	V2
22	V1	V1	V1	V2	V1	V1	V2	V1	V2	V1	V1	V1
23	V3	V1	V3	V3	V2	V1	V1	V2	V2	V2	V3	V3
24	V1	V1	V3	V3	V3	V2	V2	V2	V2	V2	V3	V3
25	V1	V1	-	V3	-	V2	-	V2	-	V2	-	V3
26	V2	V1	V3	V3	V2	V2	V2	V2	V2	V2	V3	V3
27	V3	V1	V3	V3	V3	V2	V1	V2	V2	V2	V3	V3
28	V1	V1	V3	V3	V2	V2	V2	V2	V2	V2	V3	V3
29	V1	V1	V1	V3	V1	V2	V2	V2	V2	V2	V3	V3
30	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
31	V1	V3	V3	V1	V1	V2	V2	V1	V2	V2	V3	V1
32	V2	V2	-	V1	-	V3	-	V2	-	V2	-	V3
33	V2	V1	V3	V3	V1	V2	V1	V2	V2	V2	-	V3
34	V4	V1	-	V2	-	V1	-	V1	-	V1	-	V1
35	-	V1	V3	V3	V1	V2	V2	V2	V2	V2	V3	V3
36	V3	V3	V1	V1	V2	V3	V2	V1	-	V1	V3	V1
37	V3	V1	-	V3	-	V2	-	V2	-	V2	-	V3
38	V3	V1	V2	V2	V3	V1	V1	V2	V2	V1	V3	V1
39	V1	V1	-	V3	-	V2	-	V2	-	V2	-	V3
40	V1	V1	V1	V3	V1	V2	V1	V2	V3	V3	-	V3
41	V3	V3	V3	V1	V3	V1	V2	V2	V2	V1	V1	V1
42	V4	V4	V3	V2	V1	V1	V2	V2	V1	V1	V1	V1
43	V2	V2	V1	V2	V3	V3	V1	V1	-	V1	-	V1
44	V2	V1	V1	V3	V3	V2	V2	V2	V2	V2	V3	V3
45	V1	V1	V2	V3	V1	V2	-	V2	-	V2	-	V3
46	V1	V1	V3	V3	V2	V2	V2	V2	V2	V2	V3	V3
47	V2	V2	V2	V2	V3	V3	V1	V1	V2	V1	V3	V1

Ainsi, nous pouvons constater que parmi les 207 choix effectués par les étudiants, 123 choix sont identiques aux choix proposés par le système.

De plus, l'analyse des styles d'apprentissage les plus rencontrés dans notre échantillon, tel représentée dans la figure 33, montre que la combinaison de styles la plus présente est : {Actif, Sensoriel, Visuel, Séquentiel} dans 47 % des cas, suivie de la combinaison {Réfléchi, Sensoriel, Visuel, Séquentiel} avec un pourcentage de 17 %, ensuite la combinaison {Réfléchi, Sensoriel, Verbal, Global} avec 15 %. Les combinaisons les moins présentes sont : {Réfléchi, Intuitif, Verbal, Global} et {Réfléchi, Intuitif, Visuel, Séquentiel} avec 8,5 %, encore moins les combinaisons : {Actif, Intuitif, Visuel, Séquentiel} et {Actif, Sensoriel, Verbal, Global} qui ne représentaient que 2 % des cas chacun.

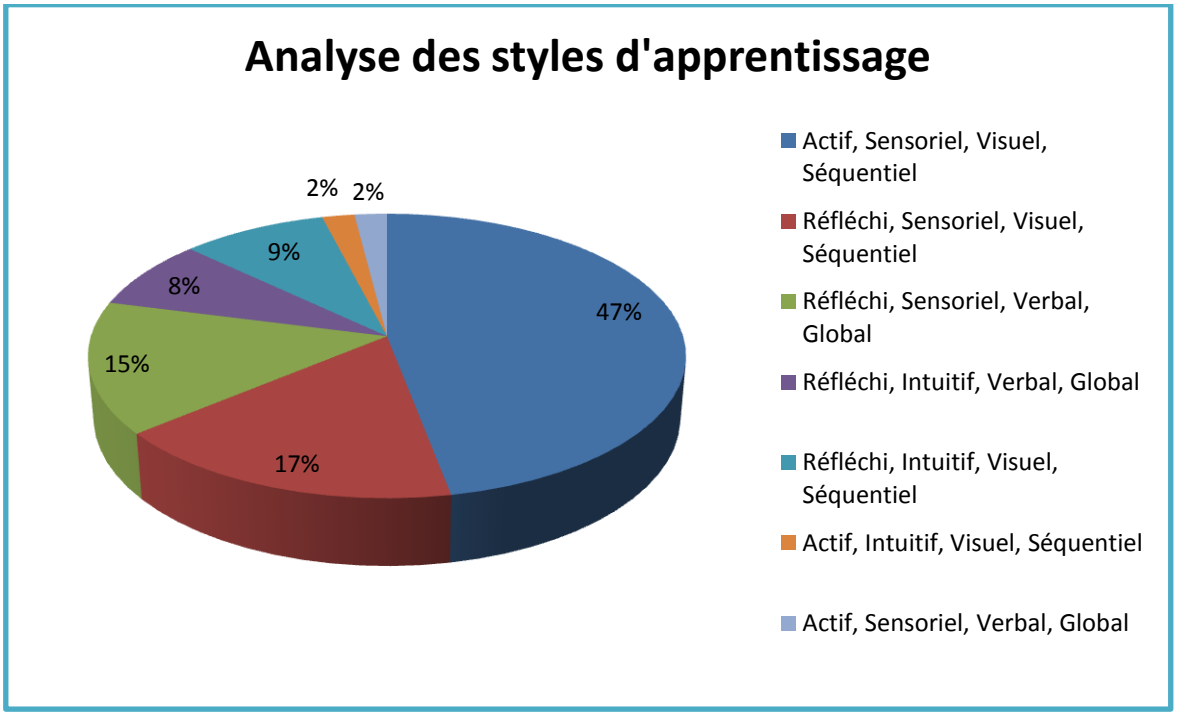

Figure 33 : Répartition des combinaisons de styles d'apprentissage

Nous pouvons en conclure que les styles les plus dominants sont le style "Sensoriel" avec 81 %, ainsi que les styles "Visuel" et "Séquentiel" qui correspondent à presque 75 % des cas, ce qui indique qu'il importe d'avoir, dans le futur, plus de matériel visuel (des vidéos ou des images) qui soit structuré de façon linéaire. Il faudra compter également plus de ressources pédagogiques de type sensoriel, c'est-à-dire plus d'exercices, de simulations, d'expérimentations et de diagrammes.

En ce qui concerne les traits de personnalité de notre échantillon, nous avons transcrit dans la figure 34 la fréquence de chaque trait. Il en ressort que 43 % ont une conscience professionnelle élevée (supérieure à 50 %), 40 % ont un taux d'ouverture élevé, 38 % ont un taux d'agréabilité élevé, 32 % ont un taux de névrosisme élevé alors que juste 2 % affichent un taux d'extraversion élevé.

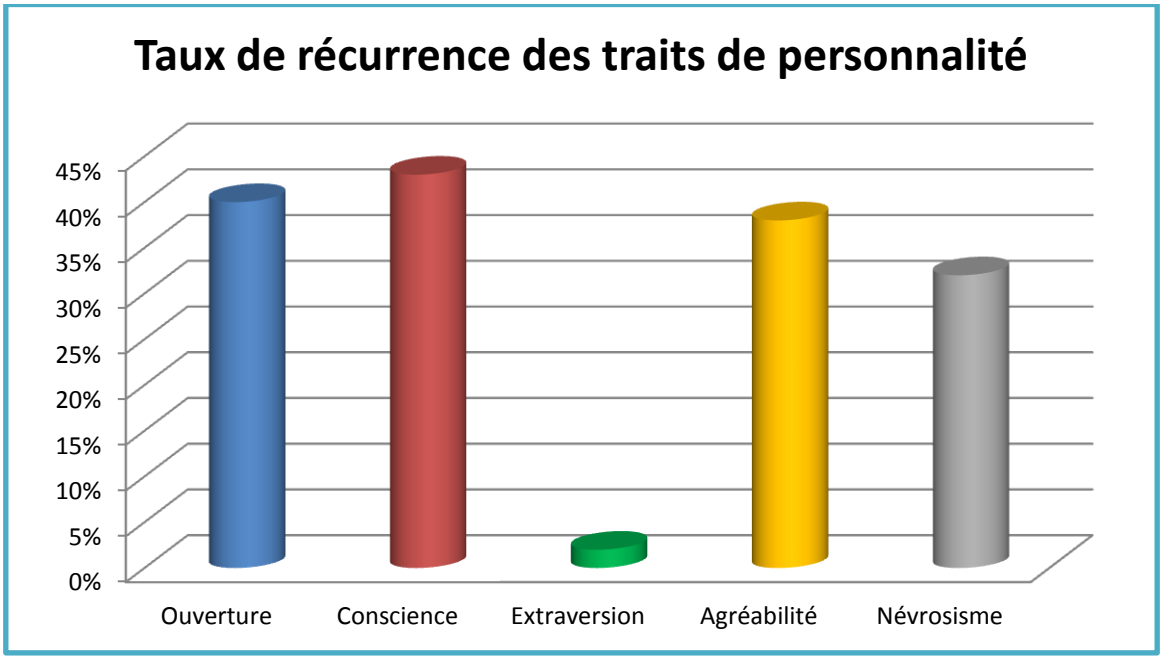

Figure 34 : Fréquence des traits de personnalité

Nous pouvons en déduire que plus que la moitié des étudiants (68 %) ont tendance à favoriser l'approche profonde dans leur apprentissage, ces étudiants ont un taux élevé (+50 %) en ouverture, en conscience ou en extraversion. Tandis que 32 % de l'échantillon préfèrent plus l'approche en surface. De même, plus que la moitié des étudiants (66 %) penchent vers un apprentissage collaboratif, ce sont les étudiants qui ont un taux élevé (+50 %) en ouverture, en extraversion ou en agréabilité.

4.4.3. Analyse des résultats

D'après l'analyse des données du tableau 13, nous notons que le système propose la même suite d'objets d'apprentissage que ceux estimés avec le calcul dans 98 % des cas, comme le montre la figure 35.

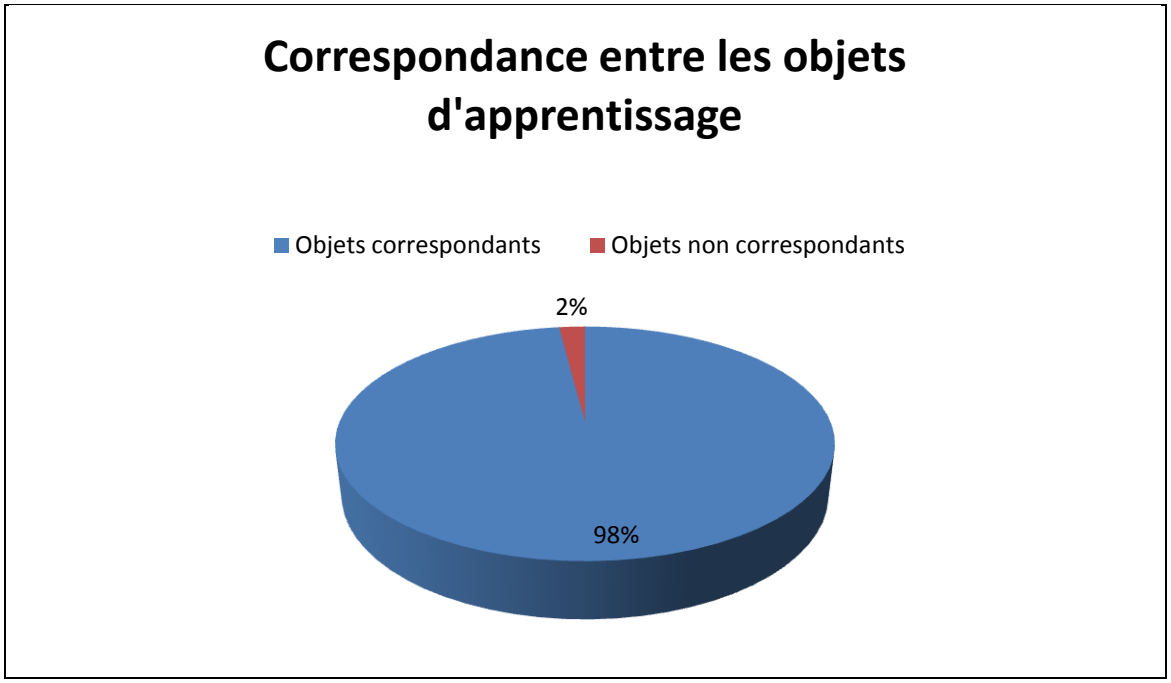

Figure 35 : Correspondance entre les objets estimés et ceux recommandés par le système

Ceci confirme que le système a bien fait les calculs nécessaires pour la recommandation des objets d'apprentissage selon l'algorithme du filtrage basé sur le contenu proposé à la section 3.4.5.1. De plus suite à l'analyse du tableau 14, il en découle que 58 % des choix effectués par les étudiants sont identiques aux choix proposés par le système, tel qu'illustré par la figure 36.

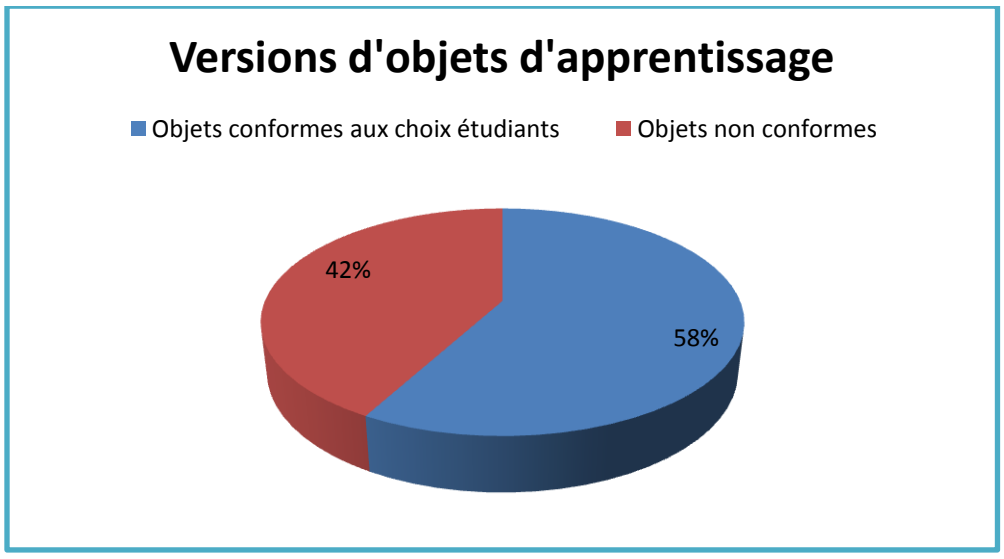

Figure 36 : Distribution des objets d'apprentissage choisis par les étudiants

Ainsi nous pouvons conclure que le taux de conformité entre les objets d'apprentissage choisis par les étudiants et ceux recommandés par le système est de 58 % . C'est un taux qui permet d'appuyer la méthode de filtrage basé sur le contenu que nous avons adoptée pour notre système. Il reste à vérifier si les 42 % non conformes permettent une prédiction future des objets adaptés aux profils apprenants.

Pour ceci, nous allons appliquer le réseau bayésien développé à la section 3.4.5.2 aux données récupérées aux tableaux 12 et 13. Regardant la section 1, si nous nous référons aux deux tableaux, nous avons les probabilités suivantes en ce qui a trait aux choix des étudiants pour les versions d'objets d'apprentissage:

P(OA = V1) = 17/43
P(OA = V2) = 9/43
P(OA = V3) = 10/43
P(OA = V4) = 7/43

Nous allons voir les distributions de ces choix par rapport aux traits de personnalité, aux styles d'apprentissage et aux niveaux de connaissances. Premièrement, intéressons-nous aux traits de personnalité. Pour des fins de simplification, nous allons représenter les personnes qui ont un taux élevé (+50 %) en ouverture, en extraversion ou en agréabilité par le chiffre 1, ceux qui ont un taux élevé (+50 %) en ouverture, en conscience ou en extraversion par le chiffre 2 et ceux qui ont un taux élevé (+50 %) en névrosisme par le chiffre 3. Tandis que ceux qui n'affichent aucun trait avec taux élevé, ils seront représentés par la lettre N. Les résultats des traits de personnalité sont rapportés au tableau 15.

Tableau 15 : Distribution des versions d'objets d'apprentissage par rapport aux traits de personnalité

Version / TP	V1	V2	V3	V4	P(V1)	P(V2)	P(V3)	P(V4)
1	3	0	1	2	3/17	0/9	1/10	2/7
2	5	1	2	0	5/17	1/9	2/10	0/7
12	5	5	2	1	5/17	5/9	2/10	1/7
13	0	0	1	2	0/17	0/9	1/10	2/7
123	2	3	2	1	2/17	3/9	2/10	1/7
N	2	0	2	1	2/17	0/9	2/10	1/7
Total	17	9	10	7	100 %	100 %	100 %	100 %

Deuxièmement, en ce qui se rapporte aux styles d'apprentissage, nous allons représenter les combinaisons de styles que nous avons rencontrées par des chiffres selon l'ordre de leur fréquence, ainsi :

- le chiffre 1 représente la combinaison (Actif, Sensoriel, Visuel, Séquentiel) ;
- le chiffre 2 représente la combinaison (Réfléchi, Sensoriel, Visuel, Séquentiel) ;
- le chiffre 3 représente la combinaison (Réfléchi, Sensoriel, Verbal, Global) ;
- le chiffre 4 représente la combinaison (Réfléchi, Intuitif, Verbal, Global) ;
- le chiffre 5 représente la combinaison (Réfléchi, Intuitif, Visuel, Séquentiel) ;
- le chiffre 6 représente la combinaison (Actif, Intuitif, Visuel, Séquentiel) ;
- le chiffre 7 représente la combinaison (Actif, Sensoriel, Verbal, Global).

Les résultats des choix de versions d'objets d'apprentissage par rapport au style d'apprentissage sont mentionnés au tableau 16.

Tableau 16 : Distribution des versions d'objets d'apprentissage par rapport aux styles d'apprentissage

Version / SA	V1	V2	V3	V4	P(V1)	P(V2)	P(V3)	P(V4)
1	10	4	5	2	10/17	4/9	5/10	2/7
2	4	0	1	0	4/17	0/9	1/10	0/7
3	1	2	2	1	1/17	2/9	2/10	1/7
4	1	0	2	2	1/17	0/9	2/10	2/7
5	1	2	0	1	1/17	2 /9	0/10	1/7
6	0	0	0	1	0/17	0/9	0/10	1/7
7	0	1	0	0	0/17	1/9	0/10	0/7
Total	17	9	10	7	100 %	100 %	100 %	100 %

Finalement, nous analysons les choix des objets d'apprentissage par rapport au niveau de connaissances, comme illustré au tableau 17, nous représentons ces niveaux comme suit :

- le chiffre 1 représente un niveau de connaissances entre 50 % et 60 % ;
- le chiffre 2 représente un niveau de connaissances entre 60 % et 70 % ;
- le chiffre 3 représente un niveau de connaissances entre 70 % et 80 % ;
- le chiffre 4 représente un niveau de connaissances entre 80 % et 90 % ;
- le chiffre 5 représente un niveau de connaissances entre 90 % et 100 %.

Tableau 17 : Distribution des versions d'objets d'apprentissage par rapport aux niveaux de connaissances

Version / NC	V1	V2	V3	V4	P(V1)	P(V2)	P(V3)	P(V4)
1	3	5	4	2	3/17	5/9	4/10	2/7
2	8	2	5	3	8/17	2/9	5/10	3/7
3	4	1	1	1	4/17	1/9	1/10	1/7
4	1	1	0	1	1/17	1/9	0/10	1/7
5	1	0	0	0	1/17	0 /9	0/10	0/7
Total	17	9	10	7	100 %	100 %	100 %	100 %

Par conséquent, nous avons les probabilités suivantes :

P(TP =1 | OA = V1) = 3/17
P(SA =1 | OA = V1) = 10/17
P(NC =1 | OA = V1) = 3/17
P(OA = V1) = 17/43

P(TP =1 | OA = V2) = 0/9
P(SA =1 | OA = V2) = 4/9
P(NC =1 | OA = V2) = 5/9
P(OA = V2) = 9/43

P(TP =1 | OA = V3) = 1/10
P(SA =1 | OA = V3) = 5/10
P(NC =1 | OA = V3) = 5/10
P(OA = V3) = 10/43

P(TP =1 | OA = V4) = 2/7
P(SA =1 | OA = V4) = 2/7
P(NC =1 | OA = V4) = 2/7
P(OA = V4) = 7/43

Notons X : TP = 1, SA = 1, NC = 1

P(X | OA = V1)* P(OA = V1) = (3/17) * (10/17) * (3/17) * (17/43) = 0.0072
P(X | OA = V2)* P(OA = V2) = (0/9) * (4/9) * (5/9) * (9/43) = 0
P(X | OA = V3)* P(OA = V3) = (1/10) * (5/10) * (5/10) * (10/43) = 0.0058
P(X | OA = V4)* P(OA = V4) = (2/7) * (2/7) * (2/7) * (7/43) = 0.0038

Or P(X) = (6/43)*(21/43)*(14/43) = 0.022

Donc :

P(OA = V1 | X) = 0.0072/0.022 = 0.327

P(OA = V2 | X) = 0

P(OA = V3 | X) = 0.0058/0.022 = 0.263

P(OA = V4 | X) = 0.0038/0.022 = 0.172

De ce fait, lorsqu'un nouvel étudiant se connecte au système et qu'il affiche des traits de personnalité de type 1, c'est-à-dire un taux élevé (+50 %) en ouverture, en extraversion ou en agréabilité, en plus d'un style d'apprentissage de type 1 (Actif, Sensoriel, Visuel, Séquentiel) et un niveau de connaissances 1 (note entre 50 % et 60 %), cet étudiant devrait se voir proposer la version 1 de la section 1, vu que cette version a la probabilité la plus élevée d'après les calculs.

Nous allons maintenant comparer les versions proposées par le réseau bayésien développé dans notre système "Coladaptlearn" et les versions obtenues par les calculs. Nous avons procédé aux tests en entrant des valeurs arbitraires différentes pour les traits de personnalité, le style d'apprentissage et le niveau de connaissances. Les résultats de comparaison sont transcrits au tableau 18.

Tableau 18 : comparaison entre les objets d'apprentissage estimés par le calcul et ceux recommandés par le système.

Combinaison traits de personnalité, style d'apprentissage, niveau de connaissances	Version d'objet estimé par le calcul	Version d'objet recommandé par le système
TP = 1, SA = 1, NC = 1	V1	V1
TP = 1, SA = 2, NC = 2	V1	V1
TP = 1, SA = 3, NC = 3	V1	V1
TP = 1, SA = 4, NC = 2	V4	V4
TP = 1, SA = 5, NC = 4	V4	V4
TP = 1, SA = 6, NC = 2	V4	V4
TP = 1, SA = 7, NC = 5	Aucune	Aucune
TP = 2, SA = 1, NC = 1	V1	V1
TP = 2, SA = 2, NC = 2	V1	V1
TP = 2, SA = 3, NC = 2	V3	V3
TP = 2, SA = 4, NC = 3	V1	V1
TP = 2, SA = 5, NC = 4	V2	V2
TP = 2, SA = 6, NC = 3	Aucune	Aucune
TP = 2, SA = 7, NC = 3	V2	V2
TP = 12, SA = 1, NC = 4	V2	V2
TP = 12, SA = 2, NC = 2	V1	V1
TP = 12, SA = 3, NC = 5	V1	V1
TP = 12, SA = 4, NC = 2	V3	V3
TP = 12, SA = 5, NC = 4	V2	V2

TP = 12, SA = 6, NC = 2	V4	V4
TP = 12, SA = 7, NC = 3	V2	V2
TP = 13, SA = 1, NC = 2	V3	V3
TP = 13, SA = 2, NC = 4	Aucune	Aucune
TP = 13, SA = 3, NC = 2	V4	V4
TP = 13, SA = 4, NC = 4	V4	V4
TP = 13, SA = 5, NC = 2	V4	V4
TP = 13, SA = 6, NC = 1	V4	V4
TP = 13, SA = 7, NC = 3	Aucune	Aucune
TP = 123, SA = 1, NC = 5	V1	V1
TP = 123, SA = 2, NC = 4	V1	V1
TP = 123, SA = 3, NC = 2	V3	V3
TP = 123, SA = 4, NC = 5	V1	V1
TP = 123, SA = 5, NC = 3	V2	V2
TP = 123, SA = 6, NC = 2	V4	V4
TP = 123, SA = 7, NC = 1	V2	V2
TP = N, SA = 1, NC = 1	V3	V3
TP = N, SA = 2, NC = 2	V1	V1
TP = N, SA = 3, NC = 2	V3	V3
TP = N, SA = 4, NC = 3	V4	V4
TP = N, SA = 5, NC = 4	V4	V4
TP = N, SA = 6, NC = 3	V4	V4
TP = N, SA = 7, NC = 4	Aucune	Aucune

Selon les résultats du tableau 18, il est clair que les versions d'objets d'apprentissage recommandés par le système sont tout à fait identiques à ceux estimés par le calcul, et ce pour les 42 tests effectués. Nous notons que pour ces tests, nous avons pris en considération les combinaisons possibles des traits de personnalité et du style d'apprentissage. Nous constatons que parmi les cas testés, le système n'était pas capable de prédire la version d'objet d'apprentissage adéquate à cinq profils d'apprenants, soit un taux d'échec de 12 %. Sans oublier les autres cas où le système ne serait pas en mesure de prédire les bonnes versions d'objets, soient les cas de styles d'apprentissage ou de type de traits de personnalité qui n'étaient pas présents dans notre ensemble de données. Nous nous référons ici à neuf combinaisons de styles d'apprentissage que nous n'avons pas retrouvées dans notre échantillon d'étudiants qui ont passé le test de F & S, ainsi que deux types de traits de personnalité, à savoir le type 3 (juste un taux élevé en névrosisme) et le type 23 (c'est-à-dire taux élevé en ouverture, en conscience ou en extraversion en plus d'un taux élevé en névrosisme).

Ces constats révèlent que l'échantillon d'étudiants de notre expérimentation n'est pas encore suffisant pour pouvoir prédire les versions d'objets d'apprentissage les plus adaptés à tous les types de profils d'apprenants. Il importe alors d'avoir un plus large échantillon représentant toutes les catégories de profils afin d'améliorer les fonctionnalités du système.

Finalement, la dernière étape d'analyse des résultats de l'expérimentation réside dans l'analyse du feedback reçu par les étudiants. Nous avons répertorié au tableau 19, les types de feedback reçus par les étudiants en parallèle avec ceux estimés par l'algorithme de la section 3.4.4.

Tableau 19 : Analyse du feedback reçu par les étudiants en comparaison avec celui estimé.

Numéro apprenant	Traits de personnalité	Résultat de l'évaluation	Type de feedback estimé	Feedback reçu par l'apprenant
1	O-58 C-42 E-27 A-44 N-33	85 %	F	F
2	O-59 C-40 E-28 A-45 N-34	74 %	F	F
3	O-59 C-39 E-38 A-40 N-39	65 %	FC	FC
4	O-62 C-45 E-24 A-56 N-43	56 %	FC	FC
5	O-58 C-53 E-31 A-42 N-57	69 %	FC	FC
6	O-58 C-59 E-32 A-45 N-58	75 %	F	F
7	O-46 C-47 E-31 A-61 N-47	59 %	FC	FC
8	O-62 C-51 E-28 A-49 N-51	51 %	RC	RC
9	O-70 C-40 E-34 A-52 N-49	62 %	FC	FC
10	O-45 C-56 E-37 A-62 N-61	78 %	F	F
11	O-53 C-52 E-37 A-58 N-59	50 %	C	C
12	O-46 C-51 E-41 A-38 N-47	82 %	F	F
13	O-42 C-51 E-32 A-34 N-43	63 %	FC	FC
14	O-44 C-46 E-34 A-46 N-56	50 %	C	C
15	O-48 C-52 E-32 A-45 N-39	66 %	FC	FC
16	O-41 C-46 E-42 A-55 N-32	54 %	RC	RC
17	O-36 C-53 E-29 A-54 N-41	76 %	F	F
18	O-48 C-64 E-32 A-57 N-56	61 %	FC	FC
19	O-48 C-55 E-33 A-41 N-42	57 %	FC	FC
20	O-69 C-47 E-41 A-42 N-52	66 %	F	F
21	O-49 C-47 E-38 A-52 N-50	80 %	F	F
22	O-47 C-46 E-38 A-42 N-44	69 %	FC	FC
23	O-45 C-47 E-48 A-34 N-45	55 %	C	C
24	O-53 C-39 E-29 A-47 N-40	60 %	FC	FC
25	O-59 C-45 E-29 A-40 N-42	67 %	FC	FC
26	O-70 C-34 E-35 A-40 N-46	58 %	FC	FC
27	O-44 C-47 E-27 A-49 N-46	69 %	FC	FC
28	O-45 C-41 E-36 A-59 N-47	72 %	F	F
29	O-52 C-35 E-34 A-45 N-36	50 %	RC	RC
30	O-59 C-44 E-33 A-54 N-54	37 %	RC	RC
31	O-51 C-49 E-31 A-36 N-40	61 %	FC	FC
32	O-56 C-42 E-37 A-45 N-34	53 %	RC	RC
33	O-54 C-47 E-33 A-38 N-38	55 %	RC	RC
34	O-48 C-48 E-36 A-42 N-42	60 %	FC	FC
35	O-40 C-56 E-27 A-52 N-53	73 %	F	F
36	O-37 C-51 E-32 A-14 N-43	58 %	FC	FC
37	O-49 C-46 E-34 A-52 N-56	60 %	FC	FC
38	O-54 C-56 E-32 A-51 N-58	68 %	FC	FC
39	O-40 C-49 E-35 A-44 N-39	59 %	FC	FC
40	O-41 C-51 E-31 A-39 N-36	71 %	F	F

41	O-53 C-54 E-25 A-59 N-51	69 %	FC	FC
42	O-45 C-39 E-42 A-57 N-59	57 %	C	C
43	O-37 C-50 E-30 A-50 N-46	65 %	FC	FC
44	O-48 C-63 E-22 A-32 N-36	59 %	FC	FC
45	O-48 C-52 E-27 A-46 N-47	90 %	F	F
46	O-37 C-39 E-32 A-52 N-42	67 %	FC	FC
47	O-48 C-60 E-50 A-46 N-46	89 %	F	F

Suite à l'analyse du tableau 18, il est évident que le type de feedback reçu par les étudiants correspond à 100 % à celui estimé. Nous constatons que 51 % des étudiants ont obtenu des feedback du type Félicitations et Conseil, 28 % ont reçu des Félicitations tandis que 13 % avaient plus besoin de Réconfort et Conseil. Finalement, 8 % des étudiants ont reçu un feedback de type Conseil seulement, comme le montre la figure 37. De plus, la majorité des étudiants ont éprouvé une satisfaction par rapport au fait de recevoir des feedbacks, ils ont affirmé que cela les encourageait à mieux poursuivre le cours.

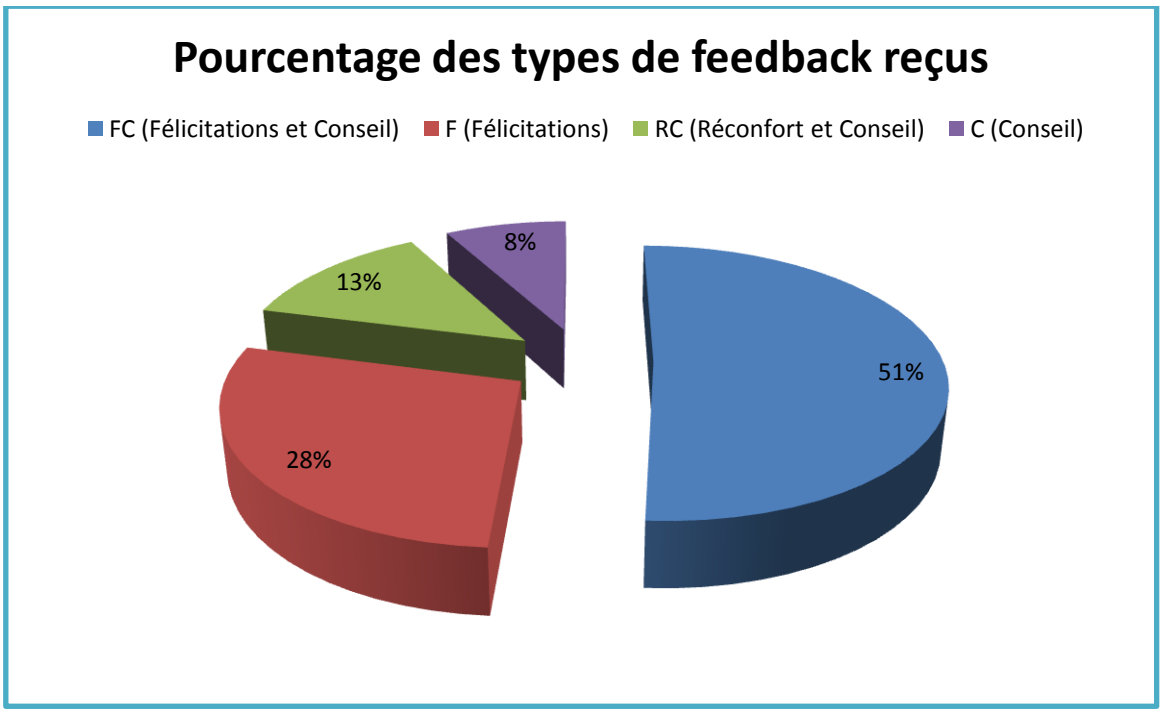

Figure 37 : Types de feedback reçus par les étudiants

Comme conclusion à ce chapitre, nous pouvons confirmer que notre approche est en grande partie validée, grâce à l'expérimentation de notre prototype. Les résultats des tests sont encourageants puisque, premièrement, nous avons pu prédire les traits de personnalité pour l'ensemble des étudiants de notre échantillon, même si l'outil de prédiction ne fonctionnait qu'avec certaines pages que les utilisateurs devaient «liker». Nous estimons que cet inconvénient sera réglé avec l'avènement d'autres outils plus efficaces.

Deuxièmement, les objets d'apprentissage sélectionnés selon les nouvelles règles d'adaptation proposés concordaient avec 58 % des choix des étudiants. Ceci prouve que l'on peut appliquer ces règles à n'importe quel SHAE et éviter le problème de démarrage à froid. Troisièmement à partir des choix des étudiants pour les objets qu'ils préféraient le mieux, nous avons pu bâtir un réseau bayésien qui était capable de prédire les bonnes versions d'objets d'apprentissage pour 88 % des tests effectués. Pourtant, nous estimons que l'échantillon d'étudiants ayant testé le système était insuffisant pour avoir un outil prédictif performant. Finalement, l'adaptation du feedback s'est avéré être un bon moyen pour motiver les étudiants d'après leurs commentaires. C'est un élément aussi important à prendre en compte dans les SHAE futurs.

Chapitre 5 : Discussion

Dans l'introduction de cette thèse, nous avons présenté notre problématique de recherche comme suit : les SHAE ne présentent pas toujours le contenu le plus adapté aux réels besoins des apprenants. De plus ces besoins ne sont pas tous détectés automatiquement, ce qui implique un manque de motivation chez les apprenants et un taux d'abandon élevé des formations en ligne. Ainsi, nous avons montré tout au long de ce travail les solutions et les approches que nous envisageons pour répondre à cette problématique et atteindre les trois objectifs de recherche que nous nous sommes fixés.

Nous revenons dans ce chapitre sur les différentes réalisations et comment elles répondent aux objectifs fixés. Nous apportons ensuite un regard critique sur les résultats obtenus, leurs avantages et leurs limites. Nous terminons par les perspectives de recherche qui pourront faire suite à ce travail.

5.1. Atteinte des objectifs

Ayant comme finalité de proposer un modèle de SHAE amélioré afin de soutenir l'apprenant dans son parcours d'apprentissage, nous nous sommes fixé trois objectifs de recherche.

Le premier objectif était d'établir un modèle apprenant interopérable limitant le recours aux questionnaires, pour lequel nous avons prévu comme moyen l'analyse des données recueillies des réseaux sociaux utilisés par les apprenants. Cet objectif a été partiellement atteint dans notre prototype, mais il demeure réalisable si certaines conditions sont vérifiées comme il a été détaillé dans la modélisation du SHAE proposé. Effectivement, nous avons pu extraire quelques données des étudiants à partir des réseaux sociaux telles les données personnelles : nom, prénom, email, sexe et date de naissance. Pour notre prototype nous nous sommes servie d'une API pour la prédiction des traits de personnalité à partir de ces réseaux. Néanmoins, nous avons laissé tombé d'autres données, faisant partie du standard IMS LIP, pour plusieurs raisons. L'une des principales raisons est la simplification, vu que bon nombre de données n'allaient pas vraiment affecter l'adaptabilité de notre prototype. D'autres raisons d'éthique et de sécurité d'information se sont imposées, puisque certains réseaux sociaux ne donnaient plus l'accès à toutes les données de leurs utilisateurs. De plus, nous étions dans l'obligation d'acheminer le questionnaire de F & S aux étudiants pour la détermination de leur style d'apprentissage. Ceci est dû, d'une part, au fait que le système ne disposait pas au départ des informations nécessaires pour la prédiction du style d'apprentissage. Et d'autre part, ces informations qui consistent en traces de navigation nécessitent un cycle d'apprentissage complet, ce qui n'était pas le cas pour notre test. Nous estimons que ce problème a été atténué en utilisant la version abrégée du test avec

seulement 20 questions, les étudiants étaient capables d'y répondre rapidement sans contrainte. Il est à noter aussi que la prédiction du style d'apprentissage dans les SHAE a déjà fait le sujet de beaucoup de travaux, nous nous sommes donc concentrés sur les nouveaux concepts.

Le deuxième objectif consistait à instaurer un modèle du domaine favorisant la collaboration entre les différents apprenants. Nous avons réussi à atteindre cet objectif en définissant un nouvel étiquetage aux objets d'apprentissage selon la norme LOM que nous avons nommé le type d'interactivité avec les pairs. Grâce à ce nouvel étiquetage, nous avons pu proposer des objets d'apprentissage collaboratifs aux apprenants dont les traits de personnalité affirment une préférence pour ce type d'objets. Il s'est avéré que plus que la moitié des étudiants (66 %) avaient une préférence pour l'apprentissage collaboratif puisqu'ils avaient un taux élevé (+50 %) en ouverture, en extraversion ou en agréabilité. De plus les choix d'objets d'apprentissage proposés par le système concordaient à 58 % avec les choix des étudiants, ce qui confirme l'intérêt d'inclure de l'apprentissage collaboratif dans les SHAE ou même dans l'apprentissage en général.

Le troisième objectif était de proposer un autre aspect d'adaptation sur la base des traits de personnalité de l'apprenant qui porte sur l'approche pédagogique, la collaboration et le feedback, en plus des trois autres aspects appliqués jusqu'à présent à savoir le contenu, la présentation et la navigation. L'adaptation devait se faire aussi de façon automatique. Nous sommes parvenue à satisfaire cet objectif. En effet, nous avons spécifié de nouvelles règles d'adaptation par rapport aux traits de personnalité, tout en nous basant sur la littérature. Parmi ces règles, certaines recommandaient des objets d'apprentissage collaboratifs pour des types prédéfinies de traits de personnalité. D'autres règles ont adapté l'approche pédagogique aux traits de personnalité des apprenants. L'application des règles d'adaptation était fructueuse, puisque les objets choisis selon ces règles correspondaient à 58 % des choix des étudiants, que ce soit pour les règles liées aux traits de personnalité ou de celles associées au style d'apprentissage et au niveau de connaissances. Il est toutefois utile de noter que le seul moyen que nous avons pu utiliser pour tester la validité des règles était de comparer leurs résultats avec les choix des étudiants. Vu que dans le contexte de l'apprentissage en ligne, il est difficile de savoir si un étudiant apprend mieux d'une façon ou d'une autre, la satisfaction de l'étudiant demeure l'unique ressource disponible. Finalement, en ce qui concerne le feedback, nous avons acheminé différents types de feedback en fonction des traits de personnalité et du niveau de connaissances de chaque apprenant. Les étudiants ont perçu positivement l'idée du feedback mais il reste encore à vérifier si ce dernier a un effet sur l'apprentissage. Un type de test que nous pouvons envisager est de comparer si les étudiants qui ont reçu des feedbacks ont un taux d'abandon inférieur à ceux qui n'en ont pas reçu, ce qui nécessite également un assez long cycle d'apprentissage. En ce qui concerne la prédiction automatique des objets d'apprentissage, nous avons développé un réseau bayésien susceptible d'évaluer les versions d'objets d'apprentissage

disponibles pour chaque section et de nommer la version la plus adaptée à chaque profil apprenant. Ce réseau est fonctionnel, il a pu prédire le résultat pour 88 % des tests. Toutefois, il a besoin d'un ensemble de données plus large englobant plusieurs éventualités de profils d'apprenants pour assurer son efficacité.

En somme nous pouvons affirmer que nous avons réussi à atteindre les objectifs de recherche que nous nous sommes fixés au début de la thèse sous réserve de quelques limites de temps ou de ressources. Ces limites pourraient faire l'objet de travaux futurs comme nous le verrons dans les sections suivantes.

5.2. Avantages et limites

La nouvelle approche présentée dans ce travail de recherche possède plusieurs avantages par rapport à celles existantes. D'une part, la modélisation de l'apprenant proposée est plus riche en données, l'extraction de la plupart de ces données se fait de façon automatique à partir des réseaux sociaux. En plus, un tel modèle est transposable à d'autres systèmes d'apprentissage en ligne. Cela éviterait le problème de démarrage à froid qu'encourt la majorité des modèles implicites. Aussi, les utilisateurs n'auront plus à perdre leur temps à remplir de longs questionnaires afin de faire connaître leur profil.

D'autre part, notre modèle du domaine prend en compte les objets d'apprentissage collaboratifs et leur assigne des métadonnées afin qu'ils soient réutilisables. De tels objets sont considérés essentiels pour l'apprentissage chez certains types d'apprenants.

Finalement, le modèle d'adaptation suggéré dans cette thèse s'adapte à de nouvelles données de l'apprenant comme ses traits de personnalité, ce qui permet une meilleure adaptation de notre SHAE qui se traduit dans les nouvelles règles d'adaptation et le nouveau aspect feedback qui s'ajoute aux aspects existants soient la navigation, le contenu et la présentation.

Il est toutefois utile d'énoncer quelques limites identifiées, à savoir la difficulté de prédire les traits de personnalité pour n'importe quel profil, étant donné que l'outil de prédiction des traits de personnalité utilisé est retreint à certains types. Aussi, dans un contexte d'apprentissage, il est difficile d'évaluer s'il a été amélioré ou pas avec l'utilisation du nouveau SHAE. Enfin l'attribution des objets d'apprentissage aux profils apprenants avec un modèle prédictif reste aussi difficile à valider vu le nombre limité de notre ensemble de données.

5.3. Perspectives

Plusieurs perspectives de recherches sont envisageables comme suite de notre thèse. D'abord, l'approche proposée dans ce travail pour les SHAE peut être projetée dans des environnements d'apprentissage plus larges de types cours en ligne ouverts et massifs (CLOM), ou encore dans un contexte de jeu sérieux. Surtout que les CLOM (ou MOOC en anglais) occupent une place de plus en plus importante dans les formations en ligne et que les outils collaboratifs en font une partie intégrante, il serait important de leur intégrer cet aspect d'adaptation. Ainsi avoir des CLOM adaptatifs aux style d'apprentissage et aux traits de personnalité des apprenants ne pourrait qu'être fructueux. En plus, vu le nombre élevé des utilisateurs de ce type de plateformes, l'outil intelligent de prédiction des objets d'apprentissage les plus adaptés aux profils apprenants aurait une meilleure fonctionnalité. Ceci s'explique par le fait que plus on a d'échantillons représentatifs dans notre ensemble de données plus on a de précision dans le calcul. Il serait aussi important de tester d'autres techniques d'apprentissage automatique à part les réseaux bayésiens qui pourraient assurer de meilleurs résultats avec un échantillon de données plus large.

Par ailleurs, nous pouvons songer à un autre champ d'application qui croît à une vitesse vertigineuse, il s'agit de la technologie mobile. On commence déjà à voir des formations qui se donnent sur des appareils mobiles, donc il serait intéressant d'investiguer la possibilité d'avoir des formations adaptatives mobiles. Cette direction de recherche nécessite une étude détaillée des tenants et aboutissants de la situation d'apprentissage dans un appareil mobile afin de connaître les possibilités d'adaptation dans ce contexte.

En ce qui concerne l'adaptation des SHAE ou de toute autre plateforme de formation en ligne, un autre aspect qui mérite une recherche approfondie est celui de l'état émotionnel de l'apprenant. Il existe actuellement des capteurs qui peuvent détecter l'état émotionnel d'une personne, une telle donnée peut aussi bien servir dans le contexte de l'apprentissage. Nous pouvons alors prévoir un système qui s'adapte en temps réel à l'état émotionnel de l'apprenant par du réconfort par exemple ou une personnalisation du niveau de difficulté.

Finalement en se qui se rapporte à l'extraction des données à partir des réseaux sociaux, il importe de chercher d'autres outils ou d'en développer qui soient plus performants. Comme il a été possible de prédire les traits de personnalité avec certaines mentions "j'aime" pour des pages Facebook, il est envisageable de prédire d'autres données tels le style d'apprentissage, les champs d'intérêt, le type d'amis préférés, etc.

Conclusion

Dans le cadre de cette thèse, nous avons apporté des réponses aux questions de recherche suivantes :
1) Comment bâtir un modèle apprenant interopérable et limitant le recours aux questionnaires?
2) Comment adapter les SHAE à de nouveaux aspects en plus de ceux utilisés jusqu'à date à savoir le style d'apprentissage et le niveau de connaissances?
3) Comment inclure les objets d'apprentissage collaboratifs dans les SHAE et les adapter aux profils apprenants?
4) Comment stimuler davantage la motivation des apprenants avec de nouveaux aspects d'adaptation?

Ces questions ont été formulées suite à une analyse approfondie de 50 SHAE démontrant leurs forces et leurs limites. Ainsi, dans le but de répondre à la première question, nous avons songé aux réseaux sociaux comme il s'agit d'une source importante de données à l'heure actuelle. Nous avons montré comment les données extraites de ces réseaux peuvent éviter aux apprenants de remplir de longs formulaires qui risquent de les lasser et les pousser à abandonner rapidement. De plus, notre revue de littérature concernant l'analyse des réseaux sociaux nous a permis de discerner d'autres données qui sont détectées à partir des comportements des utilisateurs sur ces réseaux. Parmi ces données, nous avons décelé un aspect qui, selon plusieurs auteurs (par exemple Hazrati-Viari, 2012 et Faria et al, 2008) a un impact sur l'apprentissage et les comportements des apprenants, il s'agit des traits de personnalité. Cet aspect a fait l'objet de notre nouveau critère d'adaptation, pour lequel nous avons pu déterminer plusieurs règles tout en nous basant sur la littérature du domaine, ce qui répond à notre deuxième question.

Une fois que nous avons défini les règles d'adaptation reliées aux traits de personnalité, nous nous sommes aperçue qu'à partir de ces traits nous pouvons distinguer les individus qui préfèrent l'apprentissage collaboratif de ceux qui penchent vers le travail individuel. C'est ce qui nous a amené à inclure les objets d'apprentissage collaboratifs dans notre modèle du domaine et du coup à leur caractériser des attributs selon le standard LOM. Avec ce nouvel étiquetage, nous avons satisfait notre troisième question. Au final, pour répondre à la dernière question, nous avons jugé que le feedback a un rôle important dans le cycle d'apprentissage et pour la motivation des apprenants. Et si, en plus on pouvait le personnaliser, cela ne pourrait qu'avoir des effets positifs sur les apprenants.

Afin de conjuguer notre approche en artefact informatique, nous avons proposé une nouvelle architecture de SHAE, où le modèle apprenant est basé sur les réseaux sociaux et est conforme au standard IMS LIP. Le modèle du domaine inclut des objets d'apprentissage collaboratifs. Le modèle pédagogique incorpore les

nouvelles règles d'adaptation aux traits de personnalité et le modèle d'adaptation attribut les objets d'apprentissage aux profils apprenants et leur achemine le feedback adéquat.

Par la suite nous avons développé un prototype de SHAE nommé "Coladaptlearn" qui nous a permis de mettre en place l'architecture proposée et de tester notre approche avec de vrais étudiants. Le contexte et le cadre de l'expérience consistait à proposer aux apprenants l'utilisation du prototype. Ils devaient se connecter via leur réseau social, répondre au questionnaire de F & S version abrégée et inscrire leur niveau de connaissances dans la matière. À partir de ces données, le système leur proposait des versions d'objets d'apprentissage en ordre du plus adapté d'abord. Les utilisateurs étaient libres, par la suite, de confirmer le choix d'objets d'apprentissage proposés par le système ou de faire un autre choix qui correspondait mieux à leur préférence. C'est à partir de ces choix que nous avons fondé notre réseau bayésien pour les prédictions futures des objets d'apprentissage les plus adaptés.

Les différentes expérimentations nous ont permis de valider la phase d'initiation du système ainsi que le mécanisme d'adaptation des objets d'apprentissage aux profils apprenants. À cet égard, les utilisateurs ont globalement été satisfaits des choix proposés par le système et ont bien apprécié les feedbacks personnalisés qu'ils ont reçus.

Nous n'avons pas pu mener à terme et expérimenter en entier cette approche, car nous nous sommes confrontée à quelques freins :

- le manque de temps et de ressources pour voir l'évolution de l'apprentissage dans un module de cours au complet ;
- l'accès restreint aux données des réseaux sociaux pour des questions de sécurité et d'éthique ;
- la difficulté de valider si les traits de personnalité prédits à l'aide de l'API "Apply Magic Sauce" reflètent réellement les vrais traits.

Malgré les difficultés rencontrées, nous estimons avoir contribué, avec ce travail de recherche, à enrichir le modèle apprenant des SHAE par les données extraites des réseaux sociaux et ainsi nous avons pu limiter le recours aux questionnaires. Ceux-ci sont considérés comme source d'ennui chez les apprenants et une des causes de l'abandon des cours en ligne. De plus, l'initialisation du modèle apprenant à partir des réseaux sociaux est une approche qui peut être appliquée à n'importe quel système d'apprentissage en ligne en général. En ce qui a trait à la modélisation du domaine, nous pensons avoir amélioré cette partie des SHAE en attribuant des métadonnées aux objets d'apprentissage collaboratifs afin qu'ils soient considérés dans l'apprentissage. Finalement, en ce qui concerne le modèle d'adaptation suggéré dans cette thèse, il a

l'avantage de s'adapter à une nouvelle donnée non considérée jusqu'à date, à savoir les traits de personnalité de l'apprenant selon le modèle Big Five. L'adaptation à cette nouvelle donnée a introduit la personnalisation de nouveaux aspects tels l'approche pédagogique, le type de collaboration et le feedback.

Notre approche peut également faire l'objet de perspectives de recherches futures. Notre prototype "Coladaptlearn" n'est pas lié à un domaine d'apprentissage particulier. Il est, à nos yeux, tout à fait transposable à d'autres systèmes ou domaines d'application. Dans cette perspective, nous pouvons projeter ce type d'artefact dans des environnements de types cours en ligne ouverts et massifs (CLOM), ou encore dans un contexte de jeu sérieux, ce qui contribuerait à mieux valider nos propos. Il est aussi envisageable d'appliquer notre modèle d'adaptation à des formations mobiles. L'utilisation d'autres techniques d'inférence, à part les réseaux bayésiens, pour guider l'adaptabilité devrait également être l'objet d'une enquête, ce qui pourrait améliorer l'efficacité de l'outil prédictif des objets d'apprentissage. Finalement, nous pensons qu'il est important d'explorer d'autres sources de données de type réseaux sociaux qui pourraient servir à la prédiction de certaines données de l'apprenant tels son style d'apprentissage, ses centres d'intérêt ou même son état émotionnel. Ce dernier peut également être un aspect d'adaptation important.

Bibliographie

ADLNet. (s. d.). Advanced Distributed Learning. Repéré à : http://www.adlnet.gov.

Aimeur, E., Frasson, C., & Dufort, H. (2010). Cooperative learning strategies for intelligent tutoring systems. *Applied Artificial Intelligence*, 14(5), 465–489. doi: 10.1080/088395100403388.

Almond, R. G., Dibello, L. V., Moulder, B., & Zapata-Rivera, J.-D. (2007). Modeling Diagnostic Assessments with Bayesian Networks. *Journal of Educational Measurement*, 44(4), 341–359. doi: 10.1111/j.1745-3984.2007.00043.x.

Al-Rahmi, W. M., Othman, M. S., & Yusuf, L. M. (2015). Effect of Engagement and Collaborative Learning on Satisfaction Through the use of Social Media on Malaysian Higher Education. *Research Journal of Applied Sciences, Engineering and Technology*, *9*(12), 1132–1142. doi: 10.19026/rjaset.9.2608.

Alshammari, M., Anane, R., & Hendle, R. J. (2015). An E-Learning Investigation into Learning Style Adaptivity. *2015 48th Hawaii International Conference on System Sciences*. doi: 10.1109/hicss.2015.13.

Andaloussi, K. S., Capus, L., & Berrada, I. (2017). Adaptive Educational Hypermedia Systems. *Proceedings of the 2nd International Conference on Big Data, Cloud and Applications - BDCA17*. doi: 10.1145/3090354.3090448.

Andaloussi, K. S., Capus, L., & Berrada, I. (2018). Including Personality Traits, Inferred from Social Networks, in Building Next Generation of AEHS. *Innovations in Smart Cities and Applications Lecture Notes in Networks and Systems*, 136–148. doi: 10.1007/978-3-319-74500-8_13.

Andaloussi, K. S., Capus, L., Boubouh, K., & Berrada, I. (2019). Improving smart learning experience quality through the use of extracted data from social networks. *International Journal of Intelligent Enterprise*, *6*(2/3/4), 311. doi: 10.1504/ijie.2019.10022697.

Anitha, D., Deisy, C., Lakshmi, S., & Meenakshi, M. K. (2014). Proposing a Classification Methodology to Reduce Learning Style Combinations for Better Teaching and Learning. *2014 IEEE Sixth International Conference on Technology for Education*. doi: 10.1109/t4e.2014.5.

Anthony, P., Joseph, N. E., & Ligadu, C. (2013). Learning How to Program in C Using Adaptive Hypermedia System. *International Journal of Information and Education Technology*, 151–155. doi: 10.7763/ijiet.2013.v3.254.

Arnaud, M. (2002) *Normes et standards de l'enseignement à distance : enjeux et perspectives*. Repéré à http://docinsa.insa-lyon.fr/tice/2002/cs/cs015.pdf.

Arnoux, P., Xu, A., Boyette, N., Mahmud, J., Akkiraju, R. & Sinha V. (2017). *25 Tweets to Know You: A New Model to Predict Personality with Social Media*. Repéré à : https://syncedreview.com/2017/05/30/25-tweets-to-know-you-a-new-model-to-predict-personality-with-social-media/.

Bachari, E. E., Abelwahed, E. H., & Adnani, M. E. (2011). E-Learning personalization based on Dynamic learners preference. *International Journal of Computer Science and Information Technology*, *3*(3), 200–216. doi: 10.5121/ijcsit.2011.3314.

Bachrach, Y., Kosinski, M., Graepel, T., Kohli, P., & Stillwell, D. (2012). Personality and patterns of Facebook usage. *Proceedings of the 3rd Annual ACM Web Science Conference on - WebSci 12*. doi: 10.1145/2380718.2380722.

Baget, J.-F. (2003). Simple Conceptual Graphs Revisited: Hypergraphs and Conjunctive Types for Efficient Projection Algorithms. *Lecture Notes in Computer Science Conceptual Structures for Knowledge Creation and Communication*, 229–242. doi: 10.1007/978-3-540-45091-7_16.

Bajaj, R., & Sharma, V. (2018). Smart Education with artificial intelligence based determination of learning styles. *Procedia Computer Science*, *132*, 834–842. doi: 10.1016/j.procs.2018.05.095.

Bajraktarevic, N., Hall, W. & Fullick, P. (2003). ILASH: Incorporating learning strategies in hypermedia. *AH2003: Workshop on Adaptive Hypermedia and Adaptive Web-Based Systems. 20 May 2003.* pp. 145-154 .

Baldiris, S., Santos, O. C., Barrera, C., Boticario, J. G., Velez, J., & Fabregat, R. (2008). Integration of educational specifications and standards to support adaptive learning scenarios in ADAPTAPlan. *International Journal of Computer & Applications*, 5(1), 88–107.

Bayasut, B.L., Pramudya, G. & Binti Basiron, H. (2013). ULUL-ILM: The design of Web-based adaptive educational hypermedia system based on learning style. *In Intelligent Systems Design and Applications (ISDA), 2013 13th International Conference on* , vol., no. 8-10, pp.147-152.

Behaz, A. & Djoudi, M. (2011). Ontological representation models for adaptive hypermedia construction. *International Review on Computers & Software, 6*(2), 199-205.

Benyon, D. (1993). Adaptive systems: A solution to Usability Problems. *Journal of User Modeling and User Adapted Interaction*, 3 (1),1-22.

Berger, P. & Luckman, T. (1996). *La construction sociale de la réalité*, Trad. par P. Taminiaux, 2e ed., Paris : Méridiens Klincksieck.

Berners-Lee, T., Hendler, J. & Lassila, O. (2001). *The Semantic Web, Scientific American*, pp. 28-37. Repéré à http://www.scientificamerican.com/2001/0501issue/0501berners-lee.html.

Bertin, G., Bertrand, A., Bourda, Y. et al. (2004). *L'indexation des ressources pédagogiques numériques : un partenariat à créer entre les SCD et les services TICE au sein des universités*. Repéré à https://core.ac.uk/download/pdf/12465571.pdf.

Bittner, T., Donnelly, M. & Winter, S. (2005). Ontology and semantic interoperability. In *D. PROSPERI & S. ZLATANOVA, Eds., Large-scale 3D data integration : Challenges and Opportunities*, p. 139–160. CRC press.

Black P. E. (2006). Manhattan distance. Repéré à *https://xlinux.nist.gov/dads/HTML/manhattanDistance.html.*

Borst, W. (1997) *Construction of Engineering Ontologies for Knowledge Sharing and Reuse* (Mémoire de thèse). University of Twente.

Bourigault, D., Aussenac-Gilles, N., & Charlet, J. (2004). Construction de ressources terminologiques ou ontologiques à partir de textes Un cadre unificateur pour trois études de cas. *Revue D'intelligence Artificielle*, *18*(1), 87–110. doi: 10.3166/ria.18.87-110.

Broisin, J. & Vidal, P. (2007). Une approche conduite par les modèles pour le traçage des activités des utilisateurs dans des EIAH hétérogènes. *Revue des Sciences et Technologies de l'Information et de la Communication pour l'Education et la Formation (STICEF)*, 14, p. 18 .

Brown, E., Fisher, T., & Brailsford T. (2007). Real users, real results: Examining the limitations of learning styles within AEH. *In Proceedings HT '07* (pp. 57–66). ACM Press, New York, NY.

Brown, E., Stewart, C., & Brailsford, T. (2006). Adapting for Visual and Verbal Learning Styles in AEH. *Sixth IEEE International Conference on Advanced Learning Technologies (ICALT06)*. doi: 10.1109/icalt.2006.1652665

Bruner, J. S. (2003). *The process of education*. Cambridge, MA: Harvard University Press.

Brusilovsky, P. & Millán E. (2007). User Models for Adaptive Hypermedia and Adaptive Educational Systems. Dans Peter BRUSILOVSKY, Alfred KOBSA et Wolfgang NEJDL, éditeurs : The Adaptive Web, volume 4321 de *Lecture Notes in Computer Science*, pages 3–53. Springer Berlin / Heidelberg.

Brusilovsky, P. (2003). From adaptive hypermedia to the adaptive Web. *Proceedings of Mensch & Computer.* Stuttgart, Germany, 21-24.

Brusilovsky, P. & Maybury, M. T. (2002). From adaptive hypermedia to the adaptive web. *Communications of the ACM*, v.45 n.5.

Brusilovsky, P. (2001). User Modeling and User-Adapted Interaction 11: 87. https://doi.org/10.1023/A:1011143116306.

Brusilovsky, P. (1998). Methods and Techniques of Adaptive Hypermedia. *Adaptive Hypertext and Hypermedia*, 1–43. doi: 10.1007/978-94-017-0617-9_1.

Brusilovsky, P. (1996). Methods and techniques of adaptive hypermedia. *User Modeling and User-Adapted Interaction*, *6*(2-3), 87–129. doi: 10.1007/bf00143964.

Brusilovsky, P., Pesin, L. & Zyryanov, M. (1993). Towards an Adaptive Hypermedia Component for an Intelligent Learning Environment. In: L. J. Bass, J. Gomostaev and C. Unger (eds.): *Human-Computer Interaction*. Lecture Notes in Computer Science, Vol. 753, Springer-Verlag, Berlin, pp. 348–358.

Burton, R. R., & Brown, J. S. (1978). A tutoring and student modelling paradigm for gaming environments. *ACM SIGCUE Outlook*, *10*(SI), 236–246. doi: 10.1145/953026.803477

Cabada, R. Z., Estrada, M. L. B., & García, C. A. R. (2011). EDUCA: A web 2.0 authoring tool for developing adaptive and intelligent tutoring systems using a Kohonen network. *Expert Systems with Applications*, *38*(8), 9522–9529. doi: 10.1016/j.eswa.2011.01.145.

Cafolla, R. (2006). Project MERLOT: Bringing peer review to Web-based educational resources. *Journal of Technology and Teacher Education* 14.2: 313.

Carver, C. A., Howard, R. A., & Lane, W. D. (1999). Addressing different learning styles through course hypermedia. *IEEE Transactions on Education*, 42(1), 33–38.

Castillo, G., Gama, J., & Breda, A. M. (2009). An adaptive predictive model for student modeling. *In Advances in Web-based education: Personalized learning environments* (pp. 70–92). USA: Information Science Publishing.

Chamorro-Premuzic, T., Furnahm, A. & Lewis, M. (2007). Personality and approaches to learning predict preferences for different teaching methods. Learning and individual differences, 17, 241-250.

Chartier, D. (2003). Les styles d'apprentissage : entre flou conceptuel et intérêt pratique. *Savoir*, 2, 9-28.

Chatti, M.A., Klamma, R., Quix, C. & Kensche, D. (2005). LM-DTM : An Environment for XML-Based, LIP/PAPI-Compliant Deployment. In: Transformation and Matching of Learner Models. *In : Goodyear, P., et al. Proc. of the 5th Intl. Conf. on Advanced Learning Techchnologies (ICALT 2005)*, Kaohsiung, Taiwan, July 5-8, pp. 567–569.

Chrysafiadi, K., & Virvou, M. (2010). Modeling student's knowledge on programming using fuzzy techniques. *In Proceedings third international symposium on intelligent and interactive multimedia: Systems and services*, Baltimore, USA (pp. 23–32).

Coe, C. K. (1992). The MBTI: Potential Uses and Misuses in Personnel Administration. *Public Personnel Management*, *21*(4), 511–522. doi: 10.1177/009102609202100407.

Coffield, F.J., Moseley, D.V., Hall, E. & Ecclestone, K. (2004). Should we be using learning styles? What research has to say to practice. *London: Learning and Skills Research Centre/University of Newcastle upon Tyne*.

Cohen, A. & Barut, O. (2017). Personality, learning, and satisfaction in fully online academic course, *Computers in Human Behavior*, July, Vol. 72, pp.1–12.

Collins, A., & Michalski, R. (1989). The logic of plausible reasoning: A core theory. *Cognitive Science*, 13,1-49.

Conlan, O., Dagger, D., & Wade, V. (2002). Towards a standards-based approach to e-learning personalization using reusable learning objects. *In M. Driscoll, T. C. Reeves, (Eds.) Proceedings of world conference on e-learning, e-learn* (pp. 210–217) (Montreal, Canada, October 15–19, 2002), AACE.

Cordon, O., Herrera, F., Fernandez de Viana, I. & Moreno, L. (2000). A new ACO model integrating evolutionary computation concepts: The best-worst ant system. *In Proceedings of the 2nd international workshop on ant algorithms*, (pp. 22–29). Brussels, Belgium.

Costa, P.T. & McCrae, R.R. (1992). Revised NEO Personality Inventory (NEO-PI-R) and NEO Five-Factor Inventory (NEO-FFI) manual, Odessa, *FL: Psychological Assessment Resources*.

Cristea, A. & Verschoor, M. (2004). The lag grammar for authoring the adaptive Web. *In Information Technology : Coding and Computing, 2004. Proceedings. ITCC 2004. International Conference on*, volume 1, pages 382–386. IEEE.

Cristea, A., & de Mooij, A. (2003). LAOS: Layered WWW AHS Authoring Model and their corresponding Algebraic Operators. *WWW'03 Proceedings of World Wide Web International Conference*, New York, NY : ACM.

Curry, L. (1983). An organization of learning styles theory and constructs. *Paper presented at the Annual Meeting of the American Educational Research Association*. ERIC Document No. ED 235 185.

Curry, & Lynn. (1990). Learning Styles in Secondary Schools: A Review of Instruments and Implications for Their Use. Repéré à https://eric.ed.gov/?id=ED317283.

Dagger, D., Wade, V., & Conlan, O. (2003). An Architecture for Candidacy in Adaptive eLearning Systems to Facilitate the Reuse of Learning Resources. *Proceedings of AACE ELearn'03 Conference*, Chesapeake, VA: AACE, 49-56.

De Bra, P., Houben, G.J. & Wu, H. (1999). AHAM: A Dexter-based Reference Model for adaptive Hypermedia. *Proceedings of the ACM Conference on Hypertext and Hypermedia*, 147-156.

De Bra, P. (1996). Teaching Hypertext and Hypermedia through the Web. *Journal of Universal computer science*, 2(12), 797-804.

De Bra, P. D., & Calvi, L. (1998). AHA! An open Adaptive Hypermedia Architecture. *New Review of Hypermedia and Multimedia*, *4*(1), 115–139. doi: 10.1080/13614569808914698

De Bra, P. D., Aroyo, L., & Cristea, A. (2004). Adaptive Web-Based Educational Hypermedia. *Web Dynamics*, 387–410. doi: 10.1007/978-3-662-10874-1_16

De Bra, P., Knutov, E., Smits, D., Stash, N. & Ramos, V. (2013). GALE: a generic open source extensible adaptation engine. *New Review of Hypermedia and Multimedia* 19(2), pp. 182-212, Taylor & Francis.

Delestre, N. (2000). *Un hypermédia adaptatif dynamique pour l'enseignement* (Thèse de doctorat). Laboratoire PSI de l'université de Rouen.

Delestre, N., Pécuchet, J.P. & Barry-Gréboval, C. (1998). L'architecture d'un hypermédia adaptatif dynamique pour l'enseignement. *Conférences sur les Technologies de l'Information et de la Communication dans les formations d'ingénieurs et dans l'industrie*, INSA de Rouen.

Dennis, M., Masthoff, J. & Mellish, C. (2016). Adapting Progress Feedback and Emotional Support to Learner Personality. *Int J Artif Intell Educ,* 26, 877–931.

Desmarais, M. C. & Baker, R.S.J.D. (2012). A review of recent advances in learner and skill modeling in intelligent learning environments. *User Modeling and User-Adapted Interaction,* 22.1-2: 9-38.

Deuff, D. (2003). *Structuration et représentation de contenus multimédias pour une application dans le domaine de l'éducation* (Thèse de doctorat). Université de Rennes.

Dilts, R., & DeLozier, J. (2000). Encyclopedia of systemic neuro-linguistic programming and NLP new coding. Repéré à https://www.amazon.com/Encyclopedia-Systemic-Neuro-Linguistic-Programming-Coding/dp/0970154003.

Dorigo, M., Caro, G. D., & Gambardella, L. M. (1999). Ant algorithms for discrete optimization. Artificial Life, 5(2),137–172.

Downes, S. (2002). Design and reusability of learning objects in an academic context: A new Economy of Education? *eLearning: una sfida per l'universita*, Milan.

Drigas, A. S., Argyri, K., & Vrettaros, J. (2009). Decade Review (1999-2009): Artificial Intelligence Techniques in Student Modeling. *Communications in Computer and Information Science Best Practices for the Knowledge Society. Knowledge, Learning, Development and Technology for All*, 552–564. doi: 10.1007/978-3-642-04757-2_59

Drissi, S. & Amirat, A. (2012). An adaptive educational hypermedia system integrating learning styles: model and experiment. *In International Conference on Education and e-Learning Innovations (ICEELI)*.

Dufour, R. (2002). The learning-centred principal. *Educational Leadership*, 59(8), p. 12-15.

Dumas, M., Lozano, R., Fauvet, M.-C., Martin, H. & Scholl, P.-C. (2000). Orthogonally modeling video structuration and annotation: exploiting the concept of granularity. *Proceedings of the AAAI Workshop of Spatial and Temporal Granularity, AAAI Press*, Menlo Park, USA.

Dunn, R. & Dunn, K. (1978). *Teaching students through their individual learning styles: A practical approach.* Reston, VA : Prentice Hall.

Dunn, R. & Griggs, S. (2003). Synthesis *of the Dunn and Dunn Learning-Style Model Research: Who, What, When, Where, and So What?* St. John's University.

Duval, E., Vervaet, E., Verhoeven, B., Hendrikx, K. Cardinaels, K., Olivié, E., Forte, H., Haenni, F., Warkentyne, K., Wentland, M. & Simillion, F. (2000). Managing digital educational resources with the ARIADNE metadata system. *In Metadata and Organizing Educational Resources on the Internet, J. Greenberg*, Ed. Haworth Information Press, New York, 2000, 145–171.

Dwivedi, P. & Bharadwaj, K.K. (2013). Effective trust-aware E-learning recommender system based on learning styles and knowledge levels. *Educational Technology & Society*, 16 (4), pp. 201–216.

Efklides, A. & Volet, S. (2005). Emotional experiences during learning: Multiple, situated and dynamic. *Learning and Instruction* 15.5: 377-380.

El-Bishouty, M. M., Chang, T. W., Graf, S., Kinshuk, & Chen, N. S. (2014). Smart e-course recommender based on learning styles. Journal of Computers in Education, 1(1), 99– 111.

Elghouch, N., En-Naimi, E. M., Seghroucheni, Y. Z., Mohajir, B. E. E., & Achhab, M. A. (2016). ALS_CORR[LP]: An adaptive learning system based on the learning styles of Felder-Silverman and a Bayesian network. *2016 4th IEEE International Colloquium on Information Science and Technology (CiSt)*. doi: 10.1109/cist.2016.7805098.

El Guabassi, I., Bousalem, Z., Al Achhab, M., Jellouli, I. & EL Mohajir, B.E. (2018). Personalized adaptive content system for context-aware ubiquitous learning. *Procedia Computer Science, PROCEEDINGS OF THE FIRST INTERNATIONAL CONFERENCE ON INTELLIGENT COMPUTING IN DATA SCIENCES, ICDS2017*, 127, 444–453. https://doi.org/10.1016/j.procs.2018.01.142

Essalmi, F., Ayed, L.J.B., Jemni, M., Kinshuk & Graf, S. (2010). A fully personalization strategy of E-learning scenarios. *Computers in Human Behavior*, 26 (4), pp. 581–591.

Essalmi, F., Ayed, L.J.B., Jemni, M., Kinshuk & Graf, S. (2010). Selection of appropriate e-learning personalization strategies from ontological perspectives. *Interact. Des. Archit. J*. - IxD&A 9(10) 65–84.

Faria, A.R., Almeida, A., Martins, C., Gonçalves, R. & Figueiredo, L. (2008). Personality Traits, Learning Preferences and Emotions, *in: Proceedings of the Eighth International C* Conference on Computer Science & Software Engineering*, C3S2E '15. ACM, New York, NY, USA, pp. 63–69.

Farsides, T. & Woodfield, R. (2003). Individual differences and undergraduate academic success: the roles of personality, intelligence and application . *Personality and individual differences* , 40,1225-1243.

Felder, R.M. & Soloman, B.A. (1997). Indexof Learning styles. Repéré à : https://www.engr.ncsu.edu/learningstyles/ilsWeb.html.

Felder, R.M., & Spurlin, J. (2005). Applications, reliability and validity of the Index of Learning Styles. *International Journal on Engineering Education*, 21(1), 103–112.

Felder, R.M. (1996). Matters of Style. *ASEE Prism,* pp. 18-23.

Felder, R.M. & Silverman, L.K. (1988). Learning Styles and Teaching Styles in Engineering Education. *Engr. Education*, 78 (7) 674-681.

Feldman, J., Monteserin, A. & Amandi, A. (2015). Automatic detection of learning styles: state of the art. *Artif Intell Rev*, 44: 157.

Ferwerda, B., Schedl, M. & Tkalcic, M. (2016). Using Instagram Picture Features to Predict Users' Personality. *MultiMedia Modeling, volume 9516 of Lecture Notes in Computer Science*, pages 850–861.

Fleming, N.D. (1995). I'm different; not dumb. Modes of presentation (VARK) in the tertiary classroom, in Zelmer, A., (Ed.) *Research and Development in Higher Education, Proceedings of the 1995 Annual Conference of the Higher Education and Research Development Society of Australasia (HERDSA)*, Volume 18, pp. 308 – 313.

Franzoni, A. L. & Assar, S. (2009). Student Learning Styles Adaptation Method Based on Teaching Strategies and Electronic Media. *Educational Technology & Society*, 12 (4), 15–29.

Frasincar, F. & Houben, G.J. (2002). Hypermedia Presentation Adaptation on the Semantic Web. In: De Bra P., Brusilovsky P., Conejo R. (eds) Adaptive Hypermedia and Adaptive Web-Based Systems. AH 2002. *Lecture Notes in Computer Science*, vol 2347. Springer, Berlin, Heidelberg.

Gardner, H. (1983). *Frames of Mind.* New York: Basic Book Inc.

Gasparinatou, A. & Grigoriadou, M. (2011). Alma: An adaptive learning models environment from texts and activities that improves students' science comprehension. *Procedia-Social and Behavioral Sciences*, 15, 2742–2747.

Gauch, S., Speretta, M., Chandramouli, A. & Micarelli, A. (2007). User profiles for personalized information access, The adaptive Web. *Springer Berlin Heidelberg*. 54-89.

George, N. (2016). *Mastering Django: Core: The Complete Guide to Django 1.8 LTS*, 1 edition. ed. GNW Independent Publishing, Hamilton.

Golbeck, J., Robles, C., Edmondson, M. & Turner K. (2011). Predicting Personality from Twitter. *In: 2011 IEEE Third International Conference on Privacy, Security, Risk and Trust and 2011 IEEE Third International Conference on Social Computing*, p. 149–56.

Graf, S., Kinshuk, & Liu, T.-C. (2009). Supporting teachers in identifying students' learning styles in learning management systems: An automatic student modelling approach. *Educational Technology & Society*, 12(4), 3–14.

Graf, S., Viola, R., Kinshuk & Leo, T. (2006). Representative Characteristics of Felder-Silverman Learning Styles: an empirical model, *submitted to IADIS Int. Conf. on Cognition and Exploratory Learning in the Digital Age (CELDA 2006)*.

Grasha, A. F. & Riechmann, S. W. (1975). The Grasha-Riechmann student learning style scales. *In Handbook for faculty de velopment, ed. W. Berguist*. Washington, D.C.: CASC.

Gruber, T. A. (1993). Translation approach to portable ontology specifications, *Knowledge Acquisition*, Vol. 5, No. 2.

Gu, T., Hang Wang, X., Keng Pung, H. & Zhang, D. (2004). An ontology-based context model in intelligent environments. *Proceedings of communication networks and distributed systems modeling and simulation conference*. Vol. 2004.

Halasz, F. & Schwartz, M. (1994). The Dexter Hypertext Reference Model. *Communications of the ACM* 37(2).

Hammond, H. (1989). Hypermedia and learning : Who guides whom ? Dans *Hermann MAURER, éditeur : Computer Assisted Learning, volume 360 de Lecture Notes in Computer Science*, pages 167–181. Springer Berlin / Heidelberg.

Hattie J. & Timperley H. (2007). The power of feedback, *REVIEW OF EDUCATIONAL RESEARCH*, 77: 81

Haupt, R. L. & Haupt, S.E. (2004). Practical genetic algorithms. *John Wiley & Sons*.

Hazrati-Viari, A., Rad, A.T. & Torabi, S.S. (2012). The effect of personality traits on academic performance: The mediating role of academic motivation. Procedia - *Social and Behavioral Sciences, The 4th International Conference of Cognitive Science* 32, 367–371.

Heinström, J. (2000). The impact of personality and approaches to learning on information behaviour. *Information Research*, 5, 213–219.

Honey, P. & Mumford, A. (1992). *The manual of learning styles*, Maidenhead, Berkshire: Peter Honey Pub.

Höök, K. (1996). *A Glass Box Approach to Adaptive Hypermedia* (Thèse de doctorat). Dept. of Computer and Systems Sciences, Stockholm University.

Houben, G.-J., McCalla, G., Pian & Zancanaro, M. (2009). User Modeling, Adaptation, and Personalization. *17th International Conference, UMAP 2009, formerly UM and AH*, Trento, Italy, June 22-26.

Huo, Y., Xiao, J., & Ni, L. M. (2018). Towards Personalized Learning Through Class Contextual Factors-Based Exercise Recommendation. *2018 IEEE 24th International Conference on Parallel and Distributed Systems (ICPADS)*. doi: 10.1109/padsw.2018.8644555.

IEEE. (2002). *Learning Draft Standard for Learning Metadata*. Repéré à http://ltsc.ieee.org/wg12/.

IMS. (2001). *Learner Information Package Specification*. IMS Global Learning Consortium. Repéré à https://www.imsglobal.org/profiles/index.html.

IMS. (2003). *IMS Learning Design specification*. Repéré à: http://www.imsglobal.org/learningdesign/index.cfm.

Jackson, C. J. (2002). *Learning Styles and its measurement: An applied neuropsychological model of learning for business and education*.

John, O.P., Robins, R.W. & Pervin, L.A. (2008). *Handbook of Personality, Third Edition: Theory and Research*. Guilford Press.

Jonassen, D.H. & Grabowski, B. (1993). *Individual differences and instruction*. New York : Allen & Bacon.

Mota, J. (2006). *Using Learning Styles and Neural Networks as an Approach to eLearning Content and Layout Adaptation* (Mémoire de thèse). Faculty of Engineering of University of Porto, Portugal.

Jovanović, J., Gašević, D., Torniai, C., Bateman, S. & Hatala, M. (2009). The social semantic Web in intelligent learning environments: State of the art and future challenges. *Interactive Learning Environments*, *17*(4), 273-309.

Jung, C.G. (1910). *The Association Method American Journal of Psychology*, Vol 21 No 2, pp 219-269.

Kabassi, K. & Virvou, M. (2003). Using Web Services for Personalized Web-Based LearningII, *Educational Technology & Society*, Vol. 6, No. 3, pp.61-71.

Kazu, I.Y. (2009). The Effect of learning styles on education and the teaching process. *Journal of Social Sciences,* 2: 85-94.

Karagiannidis, C. & Sampson, D. (2004). Adaptation Rules Relating Learning Styles Research and Learning Objects Meta-Data. *Workshop on Individual Differences in Adaptive Hypermedia, 3rd International Conference on Adaptive Hypermedia and Adaptive Web-based Systems*, Eindhoven, The Netherlands.

Keefe, J. W. (1985). Assessment of learning style variables: The NASSP task force model. *Theory Into Practice*, *24*(2), 138–144. doi: 10.1080/00405848509543162.

Keefe, J.W. & Monk, J.S. (1986). *Learning Style Profile: Examiner's Manual*. Reston, VA : National Association of Secondary School Principals.

Keerthi S., Chapelle, O. & DeCoste, D. (2006). Building support vector machines with reduced classifier complexity. *Journal of Machine Learning Research*, 7:1493–1515.

Kelly, D., Tangney, B. (2006). Adapting to Intelligence Profile in an Adaptive Educational System. *Interacting with Computers*, 18 pp. 385–409.

Kim, J. & Lee, J. (2014). Knowledge Construction and Information Seeking in Collaborative Learning / La construction des connaissances et la recherche d'information dans l'apprentissage collaboratif. Canadian Journal of Information and Library Science 38, 1–21. https://doi.org/10.1353/ils.2014.0005

Kintsch, W. (1988). The use of knowledge in discourse processing: A construction-integration model. *Psychological Review*, 95. 163-182.

Klašnja-Milićević, A., Vesin, B., Ivanović, M., & Budimac, Z. (2011). E-Learning personalization based on hybrid recommendation strategy and learning style identification. *Computers & Education*, *56*(3), 885–899. doi: 10.1016/j.compedu.2010.11.001.

Knutov, E., De Bra, P. & Pechenizkiy, M. (2009). AH 12 years later: a comprehensive survey of adaptive hypermedia methods and techniques. *New Review of Hypermedia and Multimedia*,15:1, 5 — 38.

Koch N. & Wirsing M. (2002). The Munich Reference Model for Adaptive Hypermedia Applications. *The 2nd International Conference on Adaptive Hypermedia and Adaptive Web-based Systems*, Springer Verlag, (pp. 213-222).

Koch, N. (2000). *Software Engineering for Adaptive Hypermedia Systems, Reference Model, Modeling Techniques and Development Process* (Mémoire de thèse). Munich university, Germany.

Kolb, D. A. (1985). *Learning Style Inventory, Revised Edition*. Boston, MA: Hay Group, Hay Resources Direct.

Kolb, D. A. (1984). *Experiential learning: Experience as the source of learning and development* (Vol. 1). Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall.

Komarraju, M., Karau, S.J., Schmeck, R.R. & Avdic, A. (2011). The Big Five personality traits, learning styles, and academic achievement. *Personality and Individual Differences*, 51(4):472–7.

Kulaglic, S., Mujacic, S., Serdarevic, I.K. & Kasapovic, S. (2013). Influence of learning styles on improving efficiency of adaptive educational hypermedia systems, in *Information Technology Based Higher Education and Training (ITHET) International Conference*, vol., no., pp.1-7, 10-12.

Kuljis, J. & Liu, F. (2005). A comparison of learning style theories on the suitability for elearning. In M. H. Hamza (Ed.), *Proceedings of the IASTED Conference on Web-Technologies, Applications, and Services*, (pp. 191–197). ACTA Press.

Kyndt, E., Dochy, F., Struyven, K. & Cascallar, E. (2011). The direct and indirect effect of motivation for learning on students' approaches to learning through the perceptions of workload and task complexity. *Higher Education Research & Development*, 30(2):135–50.

Larsen, R. & Buss, D. (2005). *Psicología de la personalidad*. México: McGraw-Hill.

Laskov, P., Gehl, C., Kruger, S. & Muller K.-R. (2006). Incremental support vector learning: Analysis, implementation and applications. *Journal of Machine Learning Research*, 7:1909–1936.

Leblanc, R. & Chevrier, J. (2000). *Le style d'apprentissage*. ACEF. Repéré à http://www.acelf.ca/c/revue/pdf/EF-XXVIIIno1-Complet.pdf.

Lee J. & Kim, D. (2012). Adaptive learning system applied Bruner's EIS theory, *IERI procedia*, vol. 2, pp. 441-450.

Legrand, L. (1994). *Pédagogie différenciée*. In Champy, P., & Etévé, C. Dictionnaire encyclopédique de l'éducation et de la formation (pp. 728-734). Paris : Nathan.

Limongelli, C., Sciarrone, F., Temperini, M., & Vaste, G. (2009). Adaptive learning with the LS-plan system: a field evaluation. *IEEE Transactions on Learning Technologies*, 2(3), 203–215.

Litzinger, T.A., Lee, S.H., & Wise, J.C. (2005). A Study of the Reliability and Validity of the Felder-Soloman Index of Learning Styles. *Proceedings of the 2005 ASEE Annual Conference*.

Liu, Y., Wang, J., & Jiang, Y. (2016). PT-LDA: A latent variable model to predict personality traits of social network users. *Neurocomputing*, *210*, 155–163. doi: 10.1016/j.neucom.2015.10.144.

Liyanage, M. P. P., Gunawardena, K. L., & Hirakawa, M. (2016). Detecting Learning Styles in Learning Management Systems Using Data Mining. *Journal of Information Processing*, *24*(4), 740–749. doi: 10.2197/ipsjjip.24.740.

Llamas-Nistal, M., Caeiro-Rodriguez, M. & Castro, M. (2011). Use of e-learning functionalities and standards: the Spanish case. *IEEE Transactions on education* 54.4, 540-549.

Lo, J., Chan, Y., Yeh, S. (2012). Designing an adaptive Web-based learning system based on students' cognitive styles identified online. *Computers & Education, Volume 58, Issue 1*, *Pages 209-222.*

Mahnane, L., Laskri, M. T., & Trigano, P. (2013). A model of adaptive e-learning hypermedia system based on thinking and learning styles. *International Journal of Multimedia and Ubiquitous Engineering*, 8(3), 339–350.

Mampadi, F., Chen, S. & Ghinea, G. (2009). The Effects of Prior Knowledge on the Use of Adaptive Hypermedia Learning Systems. *Human-Computer Interaction*, Part IV, HCII, LNCS 5613, pp. 156–165.

Marcela, V. (2015). Learning Strategy, Personality Traits and Academic Achievement of University Students. *Procedia - Social and Behavioral Sciences*, *174*, 3473–3478. doi: 10.1016/j.sbspro.2015.01.1021.

Marinilli, M., Micarelli, A. & Sciarrone, F. (1999). A case-based approach to adaptive information filtering for the WWW. *Proceedings of Second Workshop on Adaptive Systems and User Modeling on the World Wide*

Web, Toronto and Banff, Canada. Computer Science Report 99-07, Eindhoven University of Technology, pp. 81-87.

Martin, H. & Lozano R. (2000). Dynamic generation of video abstracts using object-oriented viedo DBMS. *Networking & Information Systems Journal,* Special issue on video data 3(1), Hermes.

Mason, J., Adcock, G. & Ip, A. (2000). Modeling Information to support value-adding: EdNA Online. *WebNet Journal: Internet Technologies, Applications & Issues* 2.

Mayo, M., & Mitrovic, A. (2001). Optimising ITS behaviour with Bayesian networks and decision theory.

Mayo, M., & Mitrovic, A. (2000). Using a probabilistic student model to control problem difficulty, *International Conference on Intelligent Tutoring Systems*, Berlin, 524-533.

McCulloch, W.S., Pitts, W.H. (1959). What the frog's eye tells the frog's brain. *Proceedings of the IRE*. Nov;47(11):1940-51.

Medina-Medina, N. & García-Cabrera, L. (2016). A taxonomy for user models in adaptive systems : special considerations for learning environments. *The Knowledge Engineering Review*, Vol. 31:2, Cambridge University Press, 124–141.

Meirieu, P. (1989). *Apprendre. . . oui, mais comment*. Paris.

Merrill, M. D. (1994). *Instructional design theory*. Englewood Cliffs, N.J.: Educational Technology Publications.

Micarelli, A., Gasparetti, F., Sciarrone, F., & Gauch, S. (2007). Personalized Search on the World Wide Web. *The Adaptive Web Lecture Notes in Computer Science*, 195–230. doi: 10.1007/978-3-540-72079-9_6

Midgley, C. (2014). *Goals, Goal Structures and Patterns of Adaptive Learning*, Routledge, Kindle Edition 1 edition.

Millán, J. D. R., Rupp, R., Müller-Putz, G. R., Murray-Smith, R., Giugliemma, C., Tangermann, M., Vidaurre, C., Cincotti, F., Kübler, A., Leeb, R., Neuper, C., Müller, K.-R. & Mattia D. (2010). Combining brain-computer interfaces and assistive technologies: state-of-the-art and challenges. *Frontiers in Neuroscience*, *1*. doi: 10.3389/fnins.2010.00161

Ministère de l'Éducation de l'Ontario. (2013). *Cadre d'efficacité pour la réussite de chaque élève à l'école de langue française (M-12)*. Toronto. Repéré à www.edu.gov.on.ca/fre/literacynumeracy/framework.html.

Mirri, S., Salomoni P., Roccetti, M., and Gay, G.R. (2011). Beyond Standards: Unleashing Accessibility on a Learning Content Management System. *Springer Transactions on Edutainment*, Springer, Vol. V, LNCS 6530, February 2011, pp. 5-49.

Montaner, M. (2003). *Collaborative recommender agents based on CBR and trust* (Mémoire de thèse). Computer Engineering. Universitat de Girona.

Mustafa, Y.E.A. & Sharif, S.M. (2011). An approach to adaptive e-learning hypermedia system based on learning styles (AEHS-LS): Implementation and evaluation. *International Journal of Library and Information Science*, 3 (1), pp. 15–28.

Myers, I. B., McCaulley, M. H., Quenk, N. L., & Hammer, A. L. (1998). *Manual: A guide to the development and use of the MyersBriggs Type Indicator*. Palo Alto, CA: Consulting Psychologist Press.

Myers, I. & Briggs, K. (1962). *The Myers-Briggs Type Indicator*. Princeton: Educational testing Services.

Nelson, T.H. (1965). A File Structure for the Complex, the Changing and the Indeterminate. *Proceedings of the ACM National Conference*.

Niso, (2004). *Understanding Metadata.* Repéré à: http://www.niso.org/publications/press/UnderstandingMetadata.pdf.

Noftle, E., & Robins, R. (2007). Personality predictorsof academic outcomes: Big Five correlates of GPA and SAT scores. *Journal of personality and social psychology*, 11, 116-130.

O'Connor, P.J. & Jackson, C.J. (2008). The factor structure and validity of the Learning Styles Profiler (LSP). *European Journal of Psychological Assessment*, 24(2), 117–123.

O'Connor, M.C., & Paunonen, S.V. (2007). Big five personality predictors of post-secondary academic performance. *Personality and Individual Differences*, 43, 971–990.

Ohlsson, S. (1996). Learning to do and learning to understand. Dans *Reimann, P. and Spada, H. (Eds.), Learning in humans and machines*, Pergamon, oxford edition.

Ortony, A., Clore, G. & Collins, A. (1988). *The Cognitive Structure of Emotions*. Cambridge: Cambridge University Press.

Oufaida, H., & Nouali, O. (2008). Le filtrage collaboratif et le web 2.0. Etat de lart. *Document Numérique*, *11*(1-2), 13–35. doi: 10.3166/dn.11.1-2.13-35.

Özyurt, Ö., Özyurt, H., & Baki, A. (2013). Design and development of an innovative individualized adaptive and intelligent e-learning system for teaching–learning of probability unit: Details of UZWEBMAT. *Expert Systems with Applications*, *40*(8), 2914–2940. doi: 10.1016/j.eswa.2012.12.008.

Papanikolaou, K. A., Grigoriadou, M., Kornilakis, H., & Magoulas, G. D. (2003). Personalizing the interaction in a Web-based educational hypermedia system: the case of INSPIRE. *User Modelling and User Adapted Interaction*, 13(3), 213–267.

Paredes, P., & Rodriguez, P. (2002). Considering sensing-intuitive dimension to exposition-exemplification in adaptive sequencing. *Lecture Notes in Computer Science*, 2347, 556-559.

Park, G., Schwartz, H. A., Eichstaedt, J. C., Kern, M. L., Kosinski, M., Stillwell, D. J., … Seligman, M. E. P. (2015). Automatic personality assessment through social media language. *Journal of Personality and Social Psychology*, *108*(6), 934–952. doi: 10.1037/pspp0000020.

Park, J-H & Choi, H-J. (2009). Factors Influencing Adult Learners' Decision to Drop Out or Persist in Online Learning. *Journal of Educational Technology & Society, 12*(4), 207-217. Retrieved from www.jstor.org/stable/jeductechsoci.12.4.207.

Pearl, J. (1988). Bayesian Inference. *Probabilistic Reasoning in Intelligent Systems*, 29–75. doi: 10.1016/b978-0-08-051489-5.50008-4.

Pekrun, R., Goetz, T. & Perry, R. P. (2005). *Academic emotions questionnaire (AEQ). User's manual*. Department of Psychology, University of Munich.

Pena, C.-I., Marzo, J.-L., & Rosa, J.-L. D. L. (2004). Curriculum sequencing for an e-learning system based on learning styles. *Information Technology Based Proceedings of the FIfth International Conference OnHigher Education and Training, 2004. ITHET 2004.* doi: 10.1109/ithet.2004.1358157

Personnaz, L. & Rivals, I. (2003). *Réseaux de neurones formels pour la modélisation, la commande et la classification*, CNRS Éditions.

Pernin, J-P. (2004). LOM, SCORM et IMS-Learning Design :ressources, activités et scénarios. Compte-rendu rédigé par l'enssib à partir d'une transcription de la communication orale de Jean-Philippe Pernin. Repéré à http://www.enssib.fr/bibliothequenumerique/document-1239.

Peter, S. E., Bacon, E., & Dastbaz, M. (2010). Adaptable, personalised e-learning incorporating learning styles. *Campus-Wide Information Systems*, 27(2), 91–100.

Piombo C., Batatia, H. & Ayache, A. (2003). A framework for Adapting Instruction to Cognitive Learning Styles. *Paper presented at the 3rd IEEE-International Conference on Advancing Learning Technologies ICALT'03*, Athens, Greece.

Polsani, P. R. (2003). Use and abuse of reusable learning objects, Journal *of Digital Information*, 3(4). Repéré à http://jodi.tamu.edu/Articles/v03/i04/Polsani/.

Popescu, E. (2010). Adaptation provisioning with respect to learning styles in a Web-based educational system: an experimental study. *Journal of Computer Assisted Learning*, 26(4), 243–257.

Popescu, E. (2008). An Artificial Intelligence Course Used to Investigate Students' Learning Style, *Proceedings ICWL 2008, Lecture Notes in Computer Science*, Vol. 5145, pp. 122-131, Springer, ISBN 978-3-540-85032-8.

Popescu, E., Trigano, P., & Badica, C. (2007). Towards a Unified Learning Style Model in Adaptive Educational Systems. *Seventh IEEE International Conference on Advanced Learning Technologies (ICALT 2007)*. doi: 10.1109/icalt.2007.263

Poropat, A. E. (2009). A meta-analysis of the five-factor model of personality and academic performance. *Psychological Bulletin*, *135*(2), 322–338. doi: 10.1037/a0014996.

Pourret, O., Naïm P. & Marcot, B. (2008). *Bayesian networks: a practical guide to applications*. Chichester: Wiley & Sons.

Prieto, M., & García, F. (2006). METHADIS: methodology for the design of adaptive hypermedia systems for learning based on learning and cognitive styles. *In Proceedings of the sixth IEEE international conference on advanced learning technologies (ICALT'06)*, (pp. 1137–1138). The Netherlands: Kerkrade.

Prud'homme, L., Leblanc, M., Paré, M., Fillion, P.-L. & Chapdelaine, J. (2015). *Différencier d'abord auprès de tous les élèves : un exemple en lecture*. Québec Français, (174), 76-78.

Przesmycki, H. (2004). *La pédagogie différenciée.* (Nouv. éd.e éd.). Paris: Hachette Éducation.

Psyché, V., Bourdeau, J., Nkambou, R., & Mizoguchi, R. (2005). Making learning design standards work with an ontology of educational theories, *12th Artificial Intelligence in Education (AIED2005)*. IOS Press.

Rabardel, P. (1995). Les hommes et les technologies, une approche cognitives des instruments contemporains. *Armand Colin*, Paris.

Rani M. Nayak, R. & Vyas, O.P. (2015). An ontology-based adaptive personalized e-learning system, assisted by software agents on cloud storage. *Knowledge-Based Systems*, 33–48.

Reinert, H. (1976). One picture is worth a thousand words? Not necessarily! In *The Modern Language Journal*, Volume 60, pp. 160-168.

Rich, E. (1999). Users are individuals: individualizing user models. International Journal of Human-Computer Studies 51, 323–338.

Richardson, M., Abraham, C. & Bond, R. (2012). Psychological correlates of university students 'academic performance: a systematic review and meta-analysis. *Psychological bulletin*, 138(2) : 353–387.

Riener, C. & Willingham, D. (2010). The myth of learning styles. *Change: The magazine of higher learning* 42.5: 32-35.

Rivals, I. & Personnaz, L. (2003). Neural-network construction and selection in nonlinear modeling. *IEEE Transactions on Neural Networks* 14.4: 804-819.

Roger, D., Alan, G. & Sue, J. (2007). Tuckshop subtraction, Mathematics teaching : 3-7.

Rosemary, R. (2003). *Metadata standards for the description of portal users: a review*. PORTAL Work package 6.

Sach, R., Petre, M. & Sharp, H. (2010). The use of MBTI in software engineering. *22nd Annual Psychology of Programming Interest Group 19-22.* Universidad Carlos III de Madrid.

Sancho, P., Martínez, I. & Fernández-Manjón, B. (2005). Semantic Web technologies applied to e-learning personalization in < e-aula>. *Journal of Universal Computer Science*, 11(9), 1470–1481.

Sangineto, E., Capuano, N., Gaeta, M. & Micarelli, A. (2008). Adaptive course generation through learning styles representation. *Universal Access in the Information Society*, 7(1), 1–23.

Santo, S. A. (2008). Relationships between Learning Styles and Online Learning. *Performance Improvement Quarterly*, *19*(3), 73–88. doi: 10.1111/j.1937-8327.2006.tb00378.x.

Sauvé, L. (2014). Des dispositifs en ligne pour personnaliser l'apprentissage tout au long de la vie: quelques recommandations. *Distances et médiations des savoirs. Distance and Mediation of Knowledge* 2.5.

Scheihing, E. I., Carrasco, S., Guerra, J. D., & Parra, D. A. (2005). An adaptive Web platform based on a multiagent system and ontologies. *Nuevas Ideas en Informática Educativa*, 1, 172–176.

Schiaffino, S., Garcia, P., & Amandi, A. (2008). eTeacher : providing personalized assistance to e-learning students. *Computers & Education*, 51(4), 1744–1754.

Schwartz, H.A., Eichstaedt, J.C., Kern, M.L., Dziurzynski, L., Ramones, S.M., Agrawal, M., Shah, A., Kosinski, M., Stillwell, D., Seligman, M.E.P. & Ungar, L.H. (2013). Personality, Gender, and Age in the Language of Social Media: The Open-Vocabulary Approach. *PLOS ONE*. 8(9):e73791.

Sethi, M.A., Lomte, S.S. & Shinde, U.B. (2016). Adaptive eLearning system for visual and verbal learners. *In: 2016 3rd International Conference on Computing for Sustainable Global Development (INDIACom)*, pp. 1302–1306.

Shakouri, H. G., & Menhaj, M. (2008). A systematic fuzzy decision-making process to choose the best model among a set of competing models. I*EEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, Part A: Systems and Humans*, 38(5), 1118–1128.

Shang, Y., Shi, H., & Chen, S. S. (2001). An intelligent distributed environment for active learning. *ACM Journal of Educational Resources in Computing*, 1(2), 308–315.

Siadaty, M. Gasevic, D., Jovanovic, J., Pata, K., Milikic, N., Holocher-Ertl, T., Jeremie, Z., Ali, L., Giljanovic, A. & Hatala, M. (2012). Self-regulated Workplace Learning: A Pedagogical Framework and Semantic Web-based Environment. *Journal of Educational Technology & Society* Vol. 15, No. 4, Advanced Learning Technologies, pp. 75-88.

Siadaty, M. & Taghiyareh, F. (2007). PALS2: pedagogically adaptive learning system based on learning styles. *In Proceedings of the seventh IEEE international conference on advanced learning technologies ICALT* (pp. 616–618). Niigata: Japan.

Siemens, G. & Downes, S. (2008). *Connectivism & connective knowledge*. Universidad de Manitoba.

Sjoer, E. & Dopper, S. (2006). Learning objects and learning content management systems in engineering education: implications of new trends. *European journal of engineering education* 31.4: 363-372.

Sosnovsky, S. & Dicheva, D. (2010). Ontological technologies for user modelling. *International Journal of Metadata, Semantics and Ontologies* 5.1: 32-71.

Spiller, D. (2009). *Assessment: Feedback to promote student learning*. Repéré à http://www.waikato.ac.nz/tdu/pdf/booklets/6_AssessmentFeedback.pdf.

Staiano, J., Lepri, B., Aharony, N., Pianesi, F., Sebe, N. & Pentland, A. (2012). Friends Don'T Lie: Inferring Personality Traits from Social Network Structure, *in: Proceedings of the 2012 ACM Conference on Ubiquitous Computing, UbiComp '12. ACM,* New York, NY, USA, pp. 321–330.

Stansfield, J.L., Carr, B.P. & Goldstein, I.P. (1976). WUMPUS Advisor 1: A first implementation of a program that tutors logical and probabilistic reasoning skills. *AI Memo 381*. AI Laboratory, Massachusetts Institute of Technology.

Stash, N., Cristea, A., & De Bra, P. (2006). Adaptation to learning styles in e-learning: approach evaluation. In T. Reeves, & S. Yamashita (Eds.), *Proceedings of world conference on e-learning in corporate, government, healthcare, and higher education*. (pp. 284–291)

Stash, N., Cristea, A., & De Bra, P. (2004). Authoring of learning styles in adaptive hypermedia: Problems and solutions, *In Proceedings 13th international world wide Web conference*.

Sterbini, A. & Temperini, M. (2009). Adaptive construction and delivery of Web-based learning paths. *In Proceedings of the 39th ASEE/IEEE frontiers in education conference*, (pp. 1–6). San Antonio: Texas.

Stern, M. & Woolf, P. (2000). Adaptive content in an online lecture system. *Proceedings of the International Conference on Adaptive Hypermedia and Adaptive Web-based systems*, Trento, Italy, 291-300.

Stern, M. K. (2001). *Using adaptive hypermedia and machine learning to create intelligent Web -based courses* (Thèse de doctorat) Doctoral Dissertations Available from Proquest. Paper AAI3027261. Repéré à http://scholarworks.umass.edu/dissertations/AAI3027261.

Sumner, C., Byers, A., Boochever, R., & Park, G. J. (2013). Predicting Dark Triad Personality Traits from Twitter usage and a linguistic analysis of Tweets. *PsycEXTRA Dataset*. doi: 10.1037/e571452013-100.

Tlili, A., Essalmi, F., Jemni, M., Kinshuk, & Chen, N.-S. (2016). Role of personality in computer based learning. *Computers in Human Behavior*, *64*, 805–813. doi: 10.1016/j.chb.2016.07.043

Thomson, D., & Mitrovic, A. (2009). Towards a negotiable student model for constraint-based ITSs. *In Proceedings 17th international conference on computers in education*, (pp. 83–90), Hong Kong.

Triantafillou, E., Pomportsis, A., & Demetriadis, S. (2003). The design and the formative evaluation of an adaptive educational system based on cognitive styles. *Computers & Education*, 41(1),87–103.

Triantafillou, E., Pomportsis, A., & Georgiadou, E. (2002). AES-CS: Adaptive Educational System base on cognitive styles. *Proceedings of the AH2002 Workshop*, Malaga, Spain,10-20.

Tseng, J. C. R., Chu, H. C., Hwang, G. J., & Tsai, C. C. (2008). Development of an adaptive learning system with two sources of personalization information. *Computers & Education*, 51(2), 776–786.

Tsiriga, V. & Virvou, M. (2002). Initializing the student model using stereotypes and machine learning. *Proceedings of the IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics*.

Sluijs K., Hidders, J., Leonardi, E. & Houben, G.J. (2009). Gal : A generic adaptation language for describing adaptive hypermedia. *In 1st International Workshop on Dynamic and Adaptive Hypertext : Generic Frameworks, Approaches and Techniques*, pages 13–24.

Vapnik V. & Cortes, C. (1995). Support-Vector Networks, *Machine Learning*, 20.

Vera, M.V. & Lytras, M.D. (2008). Exploiting semantic Web and ontologies for personalised learning services: towards semantic Web-enabled learning portals for real learning experiences. *International Journal of Knowledge and Learning* 4.1: 1-17.

Verbert, K. (2008). *An architecture and framework for flexible reuse of learning object components*. (Thàse de doctorat). Faculteit Ingenieurswetenschappen, Katholieke Universiteit Leuven, Leuven, Belgium.

W3C. (10 February 2004). *OWL Web Ontology Language Guide*. W3C Recommendation. Repéré à http://www.w3.org/TR/owl-guide.

Wan, D., Zhang, C., Wu, M., & An, Z. (2014). Personality Prediction Based on All Characters of User Social Media Information. *Communications in Computer and Information Science Social Media Processing*, 220–230. doi: 10.1007/978-3-662-45558-6_20.

Wang, T. I., Wang, K. T., & Huang, Y. M. (2008). Using a style-based ant colony system for adaptive learning. *Expert Systems with Applications*, 34(4), 2449–2464.

Webb, G., Chiu, C. & Kuzmycz, M. (1997). Comparative evaluation of alternative induction engines for feature based modeling. *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, 8, 97-115.

Webb, G., Pazzani, M.J. & Billsus, D. (2001). User Modeling and User-Adapted Interaction, 11-19. doi: 10.1007/11257.1573-1391.

Weiss, D. J. & Kingsbury, G. G. (1984). Application of computerized adaptive testing to educational problems. *Journal of Educational Measurement*, 21: 361–375.

WISC (2009). What's Happening in Wisconsin! 296 Wisconsin Events at Wisconsin Online. Repéré à : http://www.wisconline.com.

Witkin, H. A., & Goodenough, D. R. (1981). Cognitive styles: Essence and origins. *New York: International Universities Press*.

Wolf, C. (2007). *Construction of an adaptive e-learning environment to address learning styles and an investigation of the effect of media choice* (Thèse de doctorat). RMIT University, Melbourne, Australia.

Yang, J., Huang, Z.X., Gao, Y.X. & Liu, H.T. (2014). Dynamic Learning Style Prediction Method Based on a Pattern Recognition Technique. *IEEE Transactions on Learning Technologies*, (2):165–77.

Yang, G., Kinshuk, K., & Graf, S. (2010). A practical student model for a location-aware and context-sensitive personalized adaptive learning system. In *Proceedings of the IEEE technology for education conference*, (pp. 130–133). Bombay, India.

Yang, T.-C., Hwang, G.-J., & Yang, S. J.-H. (2013). Development of an adaptive learning system with multiple perspectives based on students' learning styles and cognitive styles. *Educational Technology & Society*, 16 (4), 185–200.

Youyou, W., Kosinski, M., & Stillwell, D. (2015). Computer-based personality judgments are more accurate than those made by humans. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, *112*(4), 1036–1040. doi: 10.1073/pnas.1418680112.

Zadeh, L. A. (1965). Fuzzy sets. *Information and control,* 8.3 : 338-353.

Zapata-Rivera, D. (2007). Indirectly visible Bayesian student models. *In Proceedings of the 5th UAI Bayesian modelling applications workshop*. Vancouver, BC, Canada.

Zwanenberg V., N., Wilkinson, L.J., & Anderson, A. (2000). Felder and Silverman's Index of Learning Styles and Honey and Mumford's Learning Styles Questionnaire: how do they compare and do they predict academic performance? *Educational Psychology*, 20(3), 365-380.

Zywno, M.S. (2003). A Contribution of Validation of Score Meaning for Felder-Soloman's Index of Learning Styles. *Proceedings of the 2003 Annual ASEE Conference*. Washington, DC: ASEE.

Annexe A : Liste des systèmes hypermédias étudiés

1. ADAPTAPlan: (Baldiris et al., 2008)
2. Adaptlearn: (Alshammari et al., 2015)
3. AEHS-LS: (Mustafa & Sharif, 2011).
4. AEHS-TLS: (Mahnane et al., 2013).
5. AES-CS: (Triantafillou, et al., 2003).
6. AHA!: (Stash et al., 2006).
7. Alma: (Gasparinatou & Grigoriadou, 2011).
8. AMDPC: (Yang et al., 2013).
9. CeLIP: (Mota, 2006).
10. DEUS: (Brown et al., 2007).
11. Diogene: (Sangineto et al., 2008).
12. e-aula: (Sancho et al., 2005).
13. EDUCA: (Cabada et al., 2011).
14. EDUCE: (Kelly & Tangney, 2006).
15. ELP1 + ELP2: (Essalmi et al., 2010).
16. eTeacher: (Schiaffino et al., 2008).
17. GIAS : (Castillo et al., 2009).
18. IDEAL: (Shang et al., 2001).
19. ILASH: (Bajraktarevic et al., 2003).
20. iLearn: (Peter et al., 2010).
21. iMANIC: (Stern Mia Keryn, 2001).
22. INSPIRE: (Papanikolaou et al., 2003).
23. iWeaver: (Wolf, 2007).
24. Jade: (Rani et al., 2015).
25. LearnFit: (Bachari et al., 2011).
26. Lecomps: (Sterbini & Temperini, 2009).
27. Lee: (Lee & Kim, 2012).
28. LS-AEHS: (Drissi & Amirat, 2012).
29. LS-Plan: (Limongelli et al., 2009).
30. MASPLANG: (Peña et al., 2004).

31. MEDYNA : (Behaz & Djoudi, 2011).
32. Metadyne: (Deletstre, 2000).
33. METHADIS: (Prieto & García, 2006
34. MLFF based system: (Lo et al., 2012).
35. MOT: (Stash et al., 2004).
36. MyC: (Anthony et al., 2013).
37. OPAL: (Conlan et al., 2002).
38. PALS2: (Siadaty & Taghiyareh, 2007).
39. PIJ: (Juan Yang et al., 2014).
40. Portus: (Klašnja-Milicevic et al., 2011).
41. SACS: (Wang et al., 2008).
42. Smart e-course recommender: (El-Bishouty et al., 2014).
43. SPORAS: (Scheihing et al., 2005).
44. TeleEDUCOS: (Kulaglic et al., 2013)
45. TRCF-LS-KL: (Dwivedi & Bharadwaj, 2013).
46. TSAL: (Tseng et al., 2008).
47. ULUL-ILM: (Bayasut et al., 2013)
48. UZWEBMAT: (Özyurt et al., *2013*).
49. WELSA :(Popescu, 2010).
50. WHURLE: (Brown et al., 2006).

Annexe B: Algorithme 1: l'algorithme pour la méthode "Calculer OAscore ()" qui calcule le score total d'un objet d'apprentissage

\\ Module principal
DÉBUT
entrée: OA (TRP_{oa}, TIC_{oa}, TIP_{oa}, STR_{oa}, DS_{oa}, F_{oa}, DIF_{oa})
sortie: OAscore (j1, j2, j3, j4, j5, j6, j7, j8)
Calculer OAscore():

1: TRP_{oa} ← métadonnée de l'objet d'apprentissage OA "type de ressource pédagogique"
2: TIC_{oa} ← métadonnée de l'objet d'apprentissage OA "type d'interactivité avec le contenu"
3: TIP_{oa} ← métadonnée de l'objet d'apprentissage OA "type d'interactivité avec les pairs"
4: STR_{oa} ← métadonnée de l'objet d'apprentissage OA "structure"
5: DS_{oa} ← métadonnée de l'objet d'apprentissage OA "densité sémantique"
6: F_{oa} ← métadonnée de l'objet d'apprentissage OA "format"
7: DIF_{oa} ← métadonnée de l'objet d'apprentissage OA "difficulté"

8: SÉLECTIONNER {TRP_{oa}}
9: cas{"exercice", "simulation", "expérience"} :
10: {k1 ← 0, k2 ← 0, k3 ← 0, k4 ← 0, k5 ← 0}
11: cas{"questionnaire", "examen", "problème", "autoévaluation"} :
12: {k1 ← 0, k2 ← 1, k3 ← 0, k4 ← 0, k5 ← 0}
13: cas{"diagramme", "figure", "graphe", "tableau"} :
14: {k1 ← 1, k2 ← 0, k3 ← 0, k4 ← 0, k5 ← 0}
15: cas{"index"} :
16: {k1 ← 1, k2 ← 0, k3 ← 0, k4 ← 1, k5 ← 0}
17: cas{"diapositive"} :
18: {k1 ← 1, k2 ← 1, k3 ← 0, k4 ← 0, k5 ← 0}
19: cas{"texte narratif", "conférence"} :
20: {k1 ← 1, k2 ← 1, k3 ← 1, k4 ← 0, k5 ← 0}
21: cas{"forum", "wiki", "blog"} :
22: {k1 ← 0, k2 ← 1, k3 ← 0, k4 ← 0, k5 ← 1}
23: FINSÉLECTIONNER

24: SI {TIC_{oa} = "actif"} ALORS
25: {l1 ← 0}
26: SINON SI {TIC_{oa} = "expositif"} ALORS
27: {l1 ← 1}
28: SINON
29: {l1 ← -1}
30: FINSI

31: SI {TIP_{oa} = "collaboratif"} ALORS
32: {l5 ← 1}

33: SINON SI {TIP_{oa} = "non collaboratif"} ALORS
34: {l5 ← 0}
35: FINSI

36: SI {DS_{oa} = "très bas" ou DS_{oa} = "bas"} ALORS
37: {n6 ← 0}
38: SINON
39: {n6 ← 1}
40: FINSI

41: SI {STR_{oa} = "atomique"} ALORS
42: {m7 ← 1}
43: SINON SI {STR_{oa} = "linéaire"} ALORS
44: {m7 ← 2}
45: SINON SI {STR_{oa} = "hiérarchique"} ALORS
46: {m7 ← 3}
47: SINON SI {STR_{oa} = "collection"} ALORS
48: {m7 ← 4}
49: SINON SI {STR_{oa} = "en réseau"} ALORS
50: {m7 ← 5}
51: FINSI

52: SI {F_{oa} = "vidéo" ou F_{oa} = "image"} ALORS
53: {o3 ← 0}
54: SINON SI {F_{oa} = "texte" ou F_{oa} = "audio"} ALORS
55: {o3 ← 1}
56: SINON
57: {03 ← -1}
58: FINSI

59: SI {DIF_{oa} = "très bas"} ALORS
60: {p8 ← 1}
61: SINON SI {DIF_{oa} = "bas"} ALORS
62: {p8 ← 2}
63: SINON SI {DIF_{oa} = "moyen"} ALORS
64: {p8 ← 3}
65: SINON SI {DIF_{oa} = "élevé"} ALORS
66: {p8 ← 4}
67: SINON SI {DIF_{oa} = "très élevé"} ALORS
68: {p8 ← 5}
69: FINSI

70: SI {l1 = -1} ALORS
71: {j1 ← k1}
72: SINON
73: {j1 ← l1}
74: FINSI

75: j2 ← k2

```
76: SI {o3 = -1} ALORS
77: {j3 ← k3}
78: SINON
79: {j3 ← o3}
80: FINSI

81: j4 ← k4

82: SI {l5 = 0} ALORS
83: {j5 ← k5}
84: SINON
85: {j5 ← l5}
86: FINSI

87: j6 ← n6

88: j7 ← m7

89: j8 ← p8

90: RETOURNER OAscore

91: FIN
```