



Faculté des Sciences de L'Ingéniorat

Année 2013

Département d'Informatique

MEMOIRE

Présenté en vue de l'obtention
du diplôme de MAGISTER en Informatique

*Perception du comportement de l'apprenant
dans un environnement d'apprentissage*

Option
TIC et Ingénierie du document

par
M^{me} BOUCHEKOUF Asma

Directeur de Mémoire : Pr SERIDI Hassina

DEVANT LE JURY

Président : Pr FARAH Nadir

Examineurs : Pr BAHY Soraya
Dr LAFIFI Yacine

Résumé

De nombreux Environnements Informatiques d'Apprentissage Humain (EIAH) se sont appuyés principalement sur la détection de caractéristiques relatives aux connaissances, aux intérêts, aux objectifs, aux pré-requis et aux traits individuels pour le suivi et l'adaptation des contenus. Cependant, l'identification de ces caractéristiques est un problème difficile dans le domaine de l'enseignement à distance. En effet, l'observation de l'apprenant, est rendue difficile par l'absence du contact face-à-face. Par conséquent, les recherches se sont orientées vers l'analyse du comportement de l'apprenant dans l'environnement d'apprentissage pour remplacer, en partie, l'observation informelle de son activité. Cette analyse est basée sur l'interprétation d'informations recueillies pendant la session d'apprentissage, appelées traces. Ces traces, définies comme une séquence temporelle d'observés, fournissent des connaissances sur l'activité grâce à des variables calculées que nous appelons caractéristiques.

Parmi les caractéristiques individuelles, nous nous intéressons dans cette thèse, plus particulièrement, aux styles d'apprentissage. Ce concept est lié à la fois à un ensemble de conduites et de stratégies dans la manière de gérer et d'organiser l'information et à la manière de mettre en oeuvre ces conduites et stratégies. Les EIAH qui utilisent ces styles s'appuient généralement sur l'un des modèles proposés dans la littérature, ou proposent un modèle qui n'est qu'une sélection de dimensions ou de préférences pouvant être déterminées dans de tels contextes. Par ailleurs, pour la détection automatique de ces styles, les nouveaux travaux se sont orientés vers l'utilisation des traces via des méthodes de datamining.

L'objectif de cette recherche est de proposer des caractéristiques, aussi indépendants que possible de la conception de l'environnement de formation, permettant de fournir aux enseignants une perception du comportement de leurs apprenants et d'identifier leurs styles d'apprentissage. La proposition d'une solution à cette problématique vise à fournir un service à de nombreux EIAH, utilisant les styles d'apprentissage pour l'adaptation, sans la nécessité de modifier le système pour y ajouter une nouvelle fonctionnalité. Cela permet également d'enrichir le modèle de l'apprenant, et d'améliorer la tâche de suivi, en offrant aux tuteurs une perception de l'activité de leurs apprenants, et leurs préférences d'apprentissage, sans avoir à analyser dans le détail

toutes leurs interactions. Elle permet également à l'apprenant d'acquérir un savoir métacognitif sur ses méthodes d'apprentissage.

Pour répondre à cette problématique, nous nous sommes intéressés aux environnements Web, sur lesquels sont basés la majorité des EIAH, notamment les plates-formes de formation à distance, et sur lesquels plusieurs études ont été menées pour interpréter les comportements des utilisateurs à base de traces de navigation. Nous visons à appliquer les résultats de ces travaux dans le contexte d'apprentissage, où la navigation de l'apprenant peut être assimilée à celle d'un internaute dans la situation particulière d'apprentissage. Cette approche est bien fondée, vu que plusieurs recherches en psychologie et sciences de l'éducation ont montré une forte relation entre le style d'apprentissage et le comportement de navigation des apprenants avec des ressources en ligne.

Par conséquent, nous visons dans cette thèse à exploiter cette relation afin de confirmer la possibilité d'inférer automatiquement de telles informations sur l'apprenant (styles d'apprentissage), à partir des traces de navigation (parcours suivi) et essayer d'adapter ce dernier.

Pour atteindre cet objectif, nous avons adopté une approche pragmatique et pluridisciplinaire. D'une part, nous avons étudié l'état de l'art sur les trois axes de recherches liés à cette problématique, à savoir : les styles d'apprentissage, les comportements de navigation sur le Web, et les traces numériques dans les EIAH. D'autre part, nous avons cherché les besoins des enseignants en termes d'informations sur les comportements et les préférences d'apprentissage de leurs apprenants, ainsi que les interprétations qu'ils peuvent associer à leurs parcours, afin de définir des indicateurs permettant d'identifier les styles d'apprentissage qui leurs sont utiles. Ainsi, nous avons défini les styles à identifier, et les caractéristiques intervenants dans leurs calculs, à travers l'utilisation des techniques de datamining pour classifier les utilisateurs et plus précisément en utilisant l'algorithme de fourmis qui ont prouvé leur importance dans les domaines d'optimisation et de classification.

Nous sommes ainsi convaincus de la validité de notre démarche qui nous permettra de poursuivre le travail dans cette chaîne opératoire visant le suivi et l'adaptation des EIAH à base de styles d'apprentissage.

Summary

Many Computer Learning Human Environments (LHE) relied mainly on the detection of features related to the knowledge, interests, goals, prerequisites and individual traits for the monitoring and adaptation of content. However, the identification of these features is a difficult problem in the field of distance education. Indeed, the observation of the learner, is made difficult by the absence of face-to-face. Therefore, research has been directed towards the analysis of learner behavior in learning environments to replace, in part, informal observation of its activity. This analysis is based on the interpretation of information gathered during the learning session, called traces. These traces, defined as a temporal sequence of observed provide knowledge about the business through calculated variables that we call features.

Among individual characteristics, we focus in this thesis, in particular learning styles. This concept is related to both a set of behaviors and strategies in how to manage and organize information and how to implement these behaviors and strategies. The LHE using these styles are generally based on one of the models proposed in the literature, and propose a model that is only a selection of sizes or preferences may be identified in such contexts. Moreover, for the automatic detection of these styles, the new work was oriented towards the use of traces via data mining methods.

The objective of this research is to propose characteristics as independent as possible from the design of the learning environment, allowing teachers to provide a perception of the behavior of their students and identify their learning styles. The proposal for a solution to this problem is to provide a service to many LHE, using learning styles for adaptation without the need to modify the system to add new functionality. This also helps to enrich the learner model, and improve the tracking task, providing tutors perception of the activity of their students and their learning preferences without having to analyze in detail all their interactions. It also allows the learner to acquire metacognitive knowledge of learning methods.

To address this problem, we are interested in web environments, which are based on the majority of LHE, including platforms, distance learning, and on which several studies have been conducted to interpret the behavior of users based traces of navigation. We aim to apply the results of this work in the context of learning, where the learner's navigation can be likened to that of a surfer in the particular situation of learning. This approach is well-founded, given that

several studies in psychology and science education have shown a strong relationship between learning style and navigation behavior of learners with online resources. Therefore, in this thesis we aim to exploit this relationship in order to confirm the possibility of automatically inferring such information on the learner (learning styles) from traces of navigation (path tracking) and try to adapt latter.

To achieve this goal, we have adopted a pragmatic approach and multidisciplinary. First, we examined the state of the art on three areas of research related to this issue, namely: learning styles, behaviors of web browsing, and digital traces in LHE. On the other hand, we sought teachers' needs in terms of information on behavior and learning preferences of their students, as well as the interpretations they can associate with their journey to define indicators to identify their learning styles are useful. Thus, we have defined the styles to identify the characteristics and stakeholders in their calculations, through the use of data mining techniques to classify users and more precisely using the ant algorithm which prove their importance in the fields of optimization and classification.

We are convinced of the validity of our approach that will allow us to continue the work in this operational chain aimed at monitoring and adapting LHE -based learning styles.

ملخص

العديد من بيانات التعلم الإنساني للكمبيوتر (EIAH) تركز أساسا على الكشف عن الخصائص ذات الصلة بالمعارف، والمصالح والأهداف والمعارف المسبقة والصفات الفردية لمتابعة وتكييف المحتوى. ومع ذلك، فإن تحديد هذه الميزات هي مشكلة صعبة في مجال التعليم عن بعد. في الواقع، تكون متابعة المتعلم صعوبة بسبب عدم وجود العلاقة وجها لوجها. و لذلك، تم توجيه البحوث نحو تحليل سلوك المتعلم في بيئات التعلم ليحل محل هذه العلاقة، في جزء منه، والمتابعة غير الرسمية للمتعم في نشاطاته. و هذا التحليل يستند على تفسير المعلومات التي تم جمعها خلال الدورة التعليمية، وتدعا الآثار "les traces". هذه الآثار، كما هو في التعريف تسلسل الزمني للأحداث، تقدم معلومات و معارف حول الأعمال أو التمارين بفضل حساب المتغيرات التي نسميها الميزات "les caractéristiques".

من بين الخصائص الفردية، نحن سنركز في هذه الأطروحة، خاصة على أساليب التعلم "Style d'apprentissage". ويرتبط هذا المفهوم على حد سواء بمجموعة من السلوكيات والاستراتيجيات في كيفية إدارة وتنظيم المعلومات وكيفية تطبيق هذه السلوكيات والاستراتيجيات. و EIAH التي تستخدم هذه الأساليب تستند عموما على واحد من النماذج المقترحة في الأعمال المعروفة سابقا، أو اقتراح نموذج و الذي هو ليس سوى مجموعة من الأبعاد أو التفضيلات التي يمكن تحديدها في مثل هذه المواضيع. وعلاوة على ذلك، للكشف التلقائي على هذه الأساليب، الأعمال الجديدة توجهت نحو استخدام الآثار عبر استخدام طرق استخراج البيانات "Datamining".

والهدف من هذا البحث هو اقتراح خصائص، مستقلة بقدر الإمكان عن تصميم بيئة التعلم، مما يسمح بتوفير للمعلمين نظرة على سلوك الطلاب وتحديد أساليب التعلم الخاصة بهم. اقتراح حل لهذه المشكلة يتمثل في توفير هذه الخدمة بكثير من EIAH ، وذلك باستخدام أساليب التعلم للتكيف دون الحاجة إلى تعديل النظام لإضافة وظائف جديدة. هذا يساعد أيضا على إثراء نموذج المتعلم، وتحسين مهمة تتبعه، والتوفير للمعلمين تصور لنشاط الطلاب وميولهم التعليمية دون الحاجة إلى تحليل مفصل لكل ما لديهم من فعاليات. كما يسمح للمتعم اكتساب المعرفة ما وراء المعرفية عن أساليب التعلم.

لمعالجة هذه المشكلة، نحن مهتمون ببيئات شبكة الإنترنت، والتي تقوم في غالبيتها على EIAH ، بما في ذلك "les plates-formes" للتعليم عن بعد، والتي أجريت عليها العديد من الدراسات لتفسير سلوك المستخدمين استنادا لآثار التصفح. و نحن نهدف إلى تطبيق نتائج هذا العمل في سياق التعلم، حيث يمكن تشبيهه ملاحه "navigation" الإنسان في الأنترنت في الحالة الخاصة للتعلم. هذا المنهج مبني جيدا، نظرا إلى أن العديد من الدراسات في علم النفس وعلم التربية وأظهرت وجود علاقة قوية بين نمط التعلم وسلوك الملاحه للمتعلمين مع الموارد على الانترنت.

لذلك، في هذه الرسالة نحن نهدف إلى استغلال هذه العلاقة من أجل تأكيد إمكانية استنتاج هذه المعلومات تلقائيا على المتعلم (أنماط التعلم "les styles d'apprentissage") من آثار التصفح (تتبع المسار "les traces") ومحاولة التكيف هذا الأخير.

لتحقيق هذا الهدف، فقد اعتمدنا نهجا عمليا ومتعدد التخصصات. أولا، درسنا مختلف الدراسات و الأعمال و البحوث المتوفرة في المجالات الثلاثة المتصلة بهذه المسألة، وهي: أساليب التعلم، سلوكيات تصفح الإنترنت، والآثار الرقمية في

EIAH. من ناحية أخرى، سعينا لمعرفة احتياجات المعلمين من حيث المعلومات عن السلوك والتفضيلات التعليمية للطلاب، فضلا عن التفسيرات المقدمة للمسارات المتبعة و التي تجعلهم قادرين على التوصل إلى تحديد المؤشرات المساعدة في تحديد أساليب التعلم الخاصة بهم مفيدة. وهكذا، حددنا أنماط لتحديد الخصائص وأصحاب المصلحة في حساباتهم، من خلال استخدام تقنيات استخراج البيانات "datamining" لتصنيف المستخدمين وأكثر دقة باستخدام خوارزمية " algorithm de "fourmis" التي أثبتت أهميتها وفعاليتها في مجالات "optimisation" و "classification".

نحن مقتنعون من صحة نهجنا الذي من شأنه أن تسمح لنا بمواصلة العمل في هذه السلسلة التنفيذية التي تهدف إلى متابعة وتكييف EIAH القائمة على أساليب التعلم.

Sommaire

Chapitre 1

E-Learning

1	Introduction.....	04
2	Définition du E-Learning.....	04
2-1	Aperçu historique.....	04
2-2	Définition du E-Learning.....	05
3	Acteur du E-Learning.....	07
4	Data mining.....	08
4-1	<i>C'est quoi la fouille de données</i>	08
4-2	<i>Les plateformes générales de datamining</i>	08
5	L'application des techniques de data mining dans les systèmes éducatif.....	09
6	Les plates-formes.....	11
7	Les plates-formes éducatives.....	11
8	Les systèmes d'éducation: les données et les objectifs.....	12
8-1	Les salles de classe (Enseignement traditionnel).....	12
8-2	Enseignement à distance.....	13
8-2-1	<i>Limite des fichiers Log</i>	14
8-2-2	<i>Les solutions proposées</i>	14
8-2-3	<i>Particular Web-Based courses</i>	15
8-2-4	<i>Well_known learning content management systems (LCMS)</i>	16
8-2-5	<i>Adaptive and Intelligent Web-based educational systems (AIWBES)</i>	16
9	Le prétraitement des données.....	17
10	L'application des techniques de data mining dans les systèmes éducatifs.....	20
10-1	Statistiques et visualisation	20
10-2	Web mining	21
10-2-1	<i>Clustering and classification</i>	22
10-2-2	<i>Fouille par les règles associatives</i>	23
11	Travaux réalisées : les techniques de data mining dans les systèmes éducatifs....	24
11-1	Particular web-based courses.....	24
11-1-1	<i>Clustering and classification</i>	24
11-1-2	<i>Fouille par les règles associatives</i>	24
11-1-3	<i>Text mining</i>	25
11-2	<i>Well-know learning content management systems</i>	26
11-2-1	<i>Clustering and classification</i>	26
11-2-2	<i>Fouille par les règles associatives</i>	26
11-2-3	<i>Text mining</i>	27
11-3	Adaptive and intelligent web-based educational systems.....	27
11-3-1	<i>Clustering and classification</i>	27
11-3-2	<i>Les systèmes adaptatives et intelligents</i>	29

11-3-3	Text mining	29
12	Conclusion et travail futur.....	29

Chapitre 2

Style d'Apprentissage

1	Introduction.....	34
2	Définition du style d'apprentissage.....	34
3	Historique du style d'apprentissage.....	40
3-1	L'origine du style d'apprentissage	41
3-2	Du style cognitif au style d'apprentissage.....	41
4	Les styles d'apprentissage comme expression d'une pédagogie différenciée	43
5	Le modèle de Kolb	46
5-1	Test d'évaluation des styles d'apprentissage de Kolb.....	46
5-2	L'apprentissage expérientiel et ses composantes.....	47
5-2-1	Le mode EC (expérience concrète, implication).....	47
5-2-2	Le mode OR (observation réfléchie, analyse).....	47
5-2-3	Le mode CA (conceptualisation abstraite, synthèse).....	47
5-2-4	Le mode EA (expérimentation active, application).....	48
5-3	Le questionnaire et son interprétation.....	48
5-4	Description des 4 styles de kolb.....	49
5-4-1	Le profil du divergeur.....	49
5-4-2	Le profil de l'assimilateur.....	49
5-4-3	Le profil du convergeur.....	50
5-4-4	Le profil de l'adaptateur.....	50
6	Conclusion.....	50

Chapitre 3

Colonies de Fourmis

1	Introduction.....	55
2	Généralités sur les fourmis.....	55
2-1	L'intelligence collective des fourmis.....	55
2-1-1	La communication	56
2-1-2	La division du travail.....	57
2-1-3	La construction du nid.....	58
2-1-4	La quête de nourriture.....	58
2-2	Capacités individuelles des fourmis	59
3	Définition des fourmis Artificielle.....	59
4	Historique.....	60
5	Les algorithmes de fourmis artificielles pour l'optimisation combinatoire.....	62
5-1	Inspiration biologique.....	62
5-2	Les expériences sur les fourmis réelles.....	63

5-3	L'algorithme Ant System (AS)	63
5-4	Ant Colony System « ACS »	64
5-5	Max-Min Ant System.....	65
5-6	Domaines d'application.....	66
6	Les algorithmes de fourmis artificielles pour la classification.....	66
6-1	Inspiration biologique.....	67
6-2	Modèles du tri du couvain et application à la classification de données.....	67
6-3	Modèle de Lumer et Faieta.....	68
6-4	L'algorithme AntClass.....	69
7	Autres domaines d'application.....	71
8	Autres sources d'inspiration.....	72
9	Conclusion.....	73

Chapitre 4

Conception

1	Introduction.....	77
2	Motivations	77
3	Objectifs.....	78
4	L'architecture du système.....	80
4-1	Première phase : Détection du style d'apprentissage	82
4-2	Deuxième phase : Extraction des caractéristiques	84
4-3	Troisième phase : Classification	85
4-3-1	L'algorithme LM.....	86
4-3-2	L'algorithme AntClass	89
5	Identification et représentation de cas d'utilisation	90
6	Description et représentation des Scénarios.....	91
6-1	Identification des scénarios	91
6-2	Le scénario du système.....	92
6-3	Description des scénarios.....	93
7	Diagramme de classe.....	100
6	Conclusion.....	102

Chapitre 5

Implémentation

1	Introduction.....	107
2	Environnement de travail	107
2-1	Weka (Waikato Environment for Knowledge Analysis).....	107
2-2	Eclipse Java.....	109
2-3	La plateforme Moodle	109
2-4	Mysql Administrator	111
2-5	EasyPHP	112

2-6	ArgoUML.....	113
2-7	VB.....	113
3	Les données.....	115
4	Implémentation	117
4-1	Test de Kolb	118
4-1	Prétraitement.....	122
4-1	Datamining.....	122
5	Evaluation.....	124
7	Conclusion.....	125

Liste des figures

Chapitre 1

E-Learning

1-1	Comparaison entre le E-Learnin et l'apprentissage traditionnel	06
1-2	Le cycle d'application de data mining dans les systèmes d'éducation.....	10

Chapitre 2

Style d'Apprentissage

2-1	Le modèle de Kolb.....	46
-----	------------------------	----

Chapitre 3

Colonies de fourmis

3-1	Grille de classification de Lumer et Faieta.....	69
-----	--	----

Chapitre 4

Conception

4-1	Architecture proposée	81
4-2	Utilisation des styles d'apprentissage de Kolb dans un style d'apprentissage de la formation professionnelle.....	83
4-3	Diagramme des cas d'utilisation.....	91
4-4	Diagramme récapitulatif de tous les scénarios.....	93
4-5	Diagramme de séquence système «identification de comportement»	94
4-6	Diagramme de séquence système «classification»	95
4-7	Diagramme de séquence système «calcul des caractéristiques (test de kolb)».....	96
4-8	Diagramme de séquence système «calcul des prédictions des utilisateurs sur les ressources».....	97
4-9	Diagramme de séquence système «recommandation des ressources».....	98
4-10	Diagramme de séquence système «inscription».....	99
4-11	Diagramme de séquence système «connexion».....	100
4-12	Diagramme de séquence système «déconnexion».....	100
4-13	Diagramme de Classe conception «Système d'adaptation».....	101

Chapitre 5

Implémentation

5-1	L'outil Weka de datamining	108
5-2	La plateforme Moodle	111
5-3	L'outil Mysql Administrator.....	112
5-4	La page de démarrage de VB.....	115
5-5	Les données de la table mdl_log en format xls.....	116
5-6	Fenêtre VB permettant l'accès aux outils utilisés.....	117
5-7	Le fichier result_AntClass.arff via Notepad	123
5-8	Le vecteur centre de gravité de chaque cluster	124

Liste des tables

Chapitre 2

Style d'Apprentissage

2-1	Les différentes définitions du Style d'apprentissage.	39
-----	--	----

Introduction Générale

Dans le cadre des Environnements Informatiques d'Apprentissage Humain (EIAH), ou plus spécifiquement dans des Formations Ouvertes et A Distance (FOAD), l'enseignant ne se trouve pas face à face avec ses apprenants pour déterminer, à partir de leurs expressions faciales, de leurs questions et interactions, s'ils ont bien assimilé les connaissances présentées. Il n'est pas non plus en mesure de savoir si la démarche entreprise dans la construction du cours s'adapte au niveau des apprenants. C'est pourquoi, il est nécessaire de rassembler un ensemble d'informations sur l'apprenant, afin que l'enseignant ait un bilan de l'utilisation du système d'apprentissage, pour assurer l'individualisation de la formation et son amélioration.

Pour atteindre cet objectif, de nombreuses recherches sur l'analyse et l'interprétation des activités réalisées par les apprenants durant leurs interactions avec l'environnement de formation ont été menées. Ces travaux portent sur le recueil et l'interprétation en cours de session, d'informations appelées « *traces* ». L'exploitation de ces traces, définies comme une séquence temporelle d'observés, fournit des « connaissances sur l'activité » que nous appelons « caractéristiques ». La problématique consiste donc à inférer diverses informations et caractéristiques sur l'utilisateur à partir des traces de navigation (liens, suivis, clicks, etc.) pour déterminer son style d'apprentissage qui nous aidera à adapter son parcours.

Cependant, la majorité des plates-formes de FOAD fournissent des indicateurs typiques pour le suivi, tels que le nombre de connexion de l'apprenant, la durée de la session, la dernière partie visitée du cours, etc. Pour évaluer l'apprenant, elles se basent généralement sur les scores atteints. Ces informations sont utiles, mais ne permettent pas à l'enseignant d'avoir une perception de l'activité réelle de l'apprenant. De plus, les enseignants impliqués dans de tels dispositifs, expriment le besoin de synthétiser ces informations afin de faciliter leur activité de tutorat. En effet, ces enseignants (tuteurs) posent deux questions principales : « que fait réellement l'apprenant au cours de sa session d'apprentissage? » et « quelles sont ses préférences d'apprentissage? ».

La première question est liée au comportement de l'apprenant. Les enseignants cherchent à percevoir l'activité des apprenants comme dans un contexte ou une situation traditionnelle d'apprentissage « *face to face* ». Pour cela, plusieurs recherches se sont intéressées à la définition

de caractéristiques d'apprentissage lié aux différents types d'activités des apprenants, selon le contexte de la formation. Plusieurs questions se posent : Quelles sont les informations nécessaires à l'enseignant pour la perception de ce que fait réellement l'apprenant ? Comment analyser et interpréter ces informations ?

Concernant la seconde question, pour mesurer les préférences d'apprentissage, plusieurs EIAH adaptatifs se basent sur la prise en compte des différences individuelles, notamment, le « *style d'apprentissage* ». Ce concept désigne un ensemble de conduites et de stratégies dans la manière de gérer et d'organiser l'information. Cependant, ces EIAH se heurtent à plusieurs difficultés : Quels styles d'apprentissage utiliser dans un tel contexte de formation, parmi la multitude des styles d'apprentissage définis dans la littérature ? Comment les identifier ?

Les réponses à ces questions, aident non seulement les enseignants dans leurs tâches de suivi et de tutorat, mais aussi les concepteurs des EIAH pour l'adaptation et la personnalisation de la formation.

1

E-Learning

Sommaire

01	Introduction.	04
02	Définition du E-Learning.	04
03	Acteur du E-Learning	07
04	Data mining.	08
05	L'application des techniques de data mining dans les systèmes éducatif.	09
06	Les plates-formes.	11
07	Les plates-formes éducatives	11
08	Les systèmes d'éducation: les données et les objectifs .	12
09	Le prétraitement des données.	17
10	L'application des techniques de data mining dans les systèmes éducatifs.	20
11	Travaux réalisées : les techniques de data mining dans les systèmes éducatifs.	24
12	Conclusion et travail futur.	29

Dans ce chapitre nous introduisons les différentes notions relatives au domaine du E-Learning. Nous présentons les différents travaux réalisés dans ce domaine très vaste.

1. INTRODUCTION:

L'application des Technologies de l'Information et de la Communication pour l'Enseignement (TICE) a donné naissance à une nouvelle forme d'apprentissage appelée E-Learning. L'introduction de ces TICE vise à améliorer la qualité de la formation en facilitant l'accès aux ressources et aux services du web d'une part ; et la collaboration à distance d'autre part.

Ce chapitre est destiné à une présentation du domaine du E-Learning, considéré comme domaine d'application des technique et méthodes de data mining (notre travail). Il résumera pratiquement toutes les définitions, les acteurs et les travaux réalisés dans ce domaine vaste sans oublier de parler des travaux futurs prévus d'être faits dans les plus proches délais.

2. Définition du E-Learning

2.1. Aperçu historique

Une longue histoire a précédé ce qu'on regroupe aujourd'hui sous la notion du « E-Learning ». Il s'agit de la dernière forme de l'Enseignement à Distance (EAD). L'enseignement à distance ou l'apprentissage à distance se compose de techniques et méthodes permettant l'accès aux programmes éducatifs pour les étudiants qui sont séparés par le temps et l'espace. Les systèmes de E-Learning souffrent du manque de la relation élève-enseignant (une à une). Il existe plusieurs moyens pour assurer l'enseignement à distance: la correspondance sur papier, des cassettes vidéo éducatives, éducation par ordinateur (enseignement multimédia, utilisation d'Internet pour l'éducation sur le Web), etc. Où trois phases de développement sont distinguées (qui sont toutes des formes de développement de l'enseignement traditionnel):

1) première phase :

Connu sous le nom d'enseignement par correspondance ; l'enseignement dans cette phase est basé sur la diffusion du contenu de cours élaboré par l'enseignant suivant sa

propre logique qui s'impose à tous les apprenants. Le rythme de l'enseignement et lui aussi imposé par l'organisation de la formation.

2) Seconde phase :

Caractérisé par le développement de l'enseignement assisté par ordinateur (EAO), basée sur l'approche « **behavioriste** » ; qui a cherché à se dégager de cette programmation linéaire et uniforme en proposant des parcours différents pour les élèves en fonction des résultats de tests.

3) Troisième phase :

Fondé sur l'approche constructiviste (le savoir ou la connaissance est construite par l'apprenant). Cette phase se caractérise par l'introduction d'une plus grande variété de technologies dont notamment le développement d'Internet. C'est une mixture entre l'enseignement à distance et l'enseignement présentiel (traditionnelle) connu sous le nom « **blended learning** ». Il essaye de cumuler les avantages des deux formules.

Avec le E-Learning c'est différent, il y'a une personnalisation des parcours pédagogiques en fonction des résultats de tests et des conseils du tuteur.

2.2. Définition du E-Learning

Aujourd'hui, il y'a beaucoup de termes utilisés pour désigner l'éducation basée sur le Web comme l'E-Learning, E-formation, l'enseignement en ligne, web-based Learning, web-based training, web-based instruction, etc.

Nous retenons la définition proposée par le Conseil Européen (2001), qui considère que le E-Learning est : « un ensemble de concepts, de méthodes, et d'outils utilisant les nouvelles technologies multimédias et de l'Internet, pour améliorer la qualité de l'apprentissage en favorisant l'accès à des ressources et des services, ainsi que les échanges et la collaboration éventuellement à distance ». [1]

Le E-Learning est donc née pour permettre au apprenants de se former sans se déplacer dans un lieu de formation, et sans s'inquiéter du temps de début ou de fin de formation puisque le formateur ne sera pas présent physiquement.

Cependant, dans ce nouveau mode de transmission et d'acquisition du savoir, concernant aussi bien des formations académiques que professionnelles, la relation directe enseignant/apprenant (face à face) est remplacée par une relation médiatisée par un support et un ensemble de techniques.

Le principe consiste alors à remplacer les anciennes méthodes temps/place/contenu de l'apprentissage par des processus d'apprentissage rapides/ouverts/personnalisés. Et voici quelque point de différences entre l'apprentissage traditionnelle dans les classes et se nouveau mode E-Learning illustrer dans le tableau de la *Figure 1-1*

Dimensions	Apprentissage traditionnel	E-learning
<i>Centré</i>	Enseignant	Apprenant
<i>Rôle de l'apprenant</i>	Passif	Actif
<i>Personnalisation</i>	Enseignement de masse avec un contenu qui doit satisfaire les besoins de plusieurs apprenants	Personnalisation avec un contenu adapté au besoin de chacun
<i>Processus d'apprentissage</i>	Statique, fondé sur un contenu prédéfini	Dynamique, fondé sur les interactions entre les apprenants
<i>Flexibilité</i>	Peu de liberté dans l'organisation du travail	Autonomie importante de l'apprenant pour organiser son apprentissage
<i>Espace</i>	Espace circonscrit : salle de classe	Distribué, ouvert
<i>Technologies utilisées</i>	Tableau, écran mural, etc.	Technologies de l'information et de la communication (TIC)

Figure 1-1 Comparaison entre le E-Learning et l'apprentissage traditionnel [2]

Cependant, le domaine du E-Learning est vu comme un processus d'apprentissage, où la pratique pédagogique se focalise davantage sur l'apprenant, en mettant à sa disposition des dispositifs de formation en ligne et interactifs. La formation est adaptée aux besoins et au niveau de l'apprenant, en lui proposant un environnement où il peut progresser à son rythme et bénéficier d'un suivi personnalisé.

3. Acteurs du E-Learning

Nous présentons dans cette section les acteurs du E-Learning. Nous nous intéressons à ceux qui interviennent dans la phase d'utilisation d'un dispositif de formation en ligne.

L'apprenant : est une personne engagée et active dans un processus d'acquisition ou de perfectionnement des connaissances et de leur mise en œuvre. Il peut, consulter en ligne ou télécharger les contenus pédagogiques, participer à des activités d'apprentissage en ligne (activités individuelles ou collaboratives), échanger des données, effectuer des exercices, s'auto-évaluer et transmettre des travaux à son tuteur pour les corriger.

Le tuteur : aide à faire progresser les apprenants en mettant davantage au premier plan les fonctions d'évaluation, de suivi « **Tracking** » et d'accompagnement, pour atteindre un objectif d'apprentissage, plutôt que la capacité à transférer une expertise. Il communique et interagit avec eux, en jouant un rôle d'administrateur dans le cadre d'une activité collective. Ses rôles consistent alors à gérer les communications.

Il facilite l'apprentissage et gère les apprenants et les environnements. Donc son rôle est de suivre l'évolution du travail de l'apprenant et de l'assister.

La qualité du suivi d'un tuteur permet d'assurer au mieux l'encadrement d'un apprenant et ainsi maintenir sa motivation afin de réduire les risques d'abandon au cours de la formation.

L'administrateur : chargé d'entretenir l'environnement technique c'est à dire assure l'installation et la maintenance du système, gère les droits d'accès, crée des liens vers d'autres systèmes et ressources externes (dossiers administratifs, catalogues, ressources pédagogiques, etc.).

4. Datamining

4.1. C'est quoi la fouille de données :

La fouille de données se rapporte au processus de trouver les « patterns » intéressants dans les données qui ne sont pas explicitement une partie des données. [3]

D'après Han et Kamber [4], le terme datamining se réfère à l'extraction de connaissances à partir de grandes quantités de données. Le data mining est un domaine récent qui se situe à l'intersection des statistiques, de l'apprentissage automatique et des bases de données.

Le datamining (exploration de données) est un terme ambiguë qui a été employé pour se rapporter au processus de trouver des informations intéressantes dans de grands dépôts des données. Plus avec précision, la limite se rapporte à l'application des algorithmes spéciaux dans un processus établi sur des principes sains de nombreuses disciplines comprenant des statistiques, l'intelligence artificielle, l'apprentissage automatique, la science de base de données, et de recherche documentaire

4.2. Les plateformes générales de datamining :

Il y a beaucoup d'outils généraux d'exploitation de données qui fournissent des algorithmes d'exploitation, le filtrage et des techniques de visualisation. Quelques exemples d'outil commercial et scolaire sont DBMiner, Clementine, Intelligent Miner, Weka, etc. [5]

© WEKA :

Weka est une collection d'algorithmes d'apprentissage automatique pour des tâches d'exploitation de données. Les algorithmes peuvent être appliqués directement à un ensemble de données ou s'appeler de vos propres codes Java. Weka contient des outils pour le prétraitement de données, la classification, la régression, le clustering, et la visualisation. Il est également bien adapté pour développer de nouvelles solutions d'apprentissage automatique.

◎ CLEMENTINE :

Clémentine rend facile de découvrir des perspicacités dans vos données. Son interface graphique simple met la puissance de l'exploitation de données dans les mains des clients de l'entreprise et augmente la productivité d'analyste.

◎ TANAGRA :

Un logiciel de data mining gratuit pour l'enseignement et la recherche

◎ DBMiner :

DBMiner est spécialisé dans le domaine économique. Il utilise des processus intelligents et automatisés pour analyser de grands volumes de données détaillées des bases de données relationnelles, des entrepôts de données et des données de Web avec la facilité d'utilisation exceptionnelle et la souplesse élevée. En encapsulant des technique de data mining, vous pouvez présenter vos produits ou services aux clients.

5. L'application des techniques de data mining dans les systèmes éducatif

La fouille de données dans le domaine d'éducation est une discipline naissante, qui s'intéresse aux développements des méthodes d'explorations des données éducatives (seulement). On les utilise pour bien comprendre l'apprenant ou l'étudiant, et l'environnement d'apprentissage. On applique les techniques de data mining dans les systèmes éducatifs afin d'améliorer l'apprentissage, cela peut être considérée comme une technique d'évaluation continue. [6] Par examen la façon dont les élèves utilisent le système est un moyen d'évaluer l'apprentissage d'une manière continue et aide l'éducateur à améliorer le matériel pédagogique [7]. Les techniques de data mining peuvent découvrir des informations utiles qui peuvent être utilisées dans l'évaluation continue pour aider les éducateurs à prendre des décisions lors de la conception ou de la modification d'environnement ou de l'approche pédagogique. L'application de data mining dans les systèmes éducatifs est un processus itératif de l'hypothèse du cycle de formation, d'essai et

de raffinement (voir **Figure 1.2**). Data mining doit entrer dans la boucle du système et doit guider, faciliter et améliorer l'apprentissage. Non seulement transformer les données brutes en connaissances, mais aussi le filtrage de connaissances significatives pour la prise de décision. Comme on peut le voir dans la **Figure 1.2**, les éducateurs et les responsables universitaires sont en charge de la conception, la planification, la construction et la maintenance des systèmes d'enseignement. Les élèves utilisent et interagissent avec eux à partir de toutes les informations disponibles sur les plates-formes. Donc, les différents techniques de data mining peuvent être appliquées afin de découvrir des connaissances utiles qui contribuent à améliorer le E-Learning.

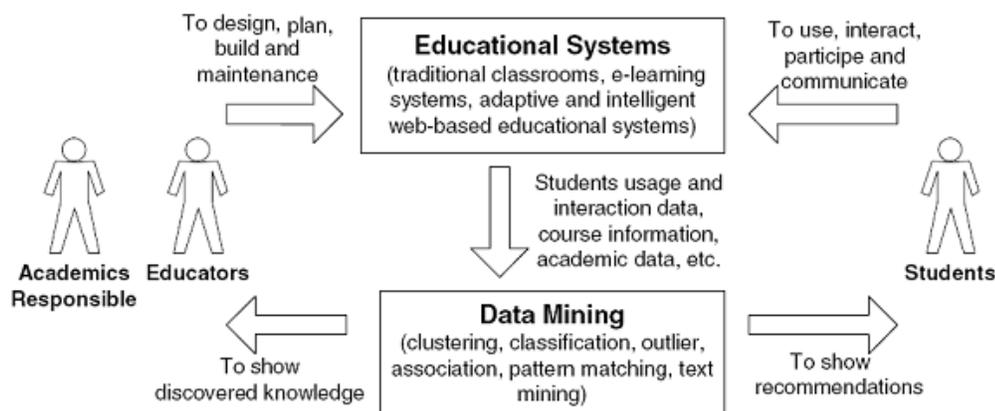


Figure 1-2 Le cycle d'application de data mining dans les systèmes d'éducation [6]

La découverte de connaissances peut être utilisée non seulement par les tuteurs (éducateurs), mais aussi par les propres usagers (les étudiants). Ainsi, l'application de data mining dans les systèmes éducatifs peuvent être orientée vers les différents acteurs [8]:

Etudiants : [9]; [10]; [11]; [12]; [13] L'objectif est de recommander aux apprenants : les activités, les ressources et les tâches qui favorise et améliore leur apprentissage, de proposer un bon apprentissage suivant les expériences des étudiants, de proposer de raccourcir les liens ou tout simplement de suivre le parcours détaillé. On se base sur les tâches déjà faites par l'apprenant et leurs réussites, et sur les tâches faites par d'autres élèves.

Educateurs : [14]; [15]; [16]; [17]; [18]; [19]; [20]; [21]; [22]; [23]; [24]; [25]; [26] L'objectif est d'obtenir plus de commentaires pour le système d'enseignement : évaluer la

structure du contenu des cours et son efficacité sur le processus d'apprentissage, classer les élèves en groupes en fonction de leurs besoins en matière (guide) et de suivi, trouver des modèles d'apprentissage régulier ou irréguliers de l'apprenant, trouver les erreurs qui sont les plus souvent fait, trouver les activités qui sont plus efficaces, découvrir des connaissances qui améliore l'adaptation et la personnalisation des cours, etc.

Administrateurs : [27]; [28]; [29]; [30]; [31]; [32]; [33] L'objectif est d'avoir les paramètres qui nous permet de prouver l'efficacité du site et de l'adapter au comportement de leurs utilisateurs, avoir des mesures pour améliorer l'organisation institutionnelle des ressources (humaines et matérielles) et de leur éducation, de renforcer les programmes éducatifs offerts et de déterminer l'efficacité de la nouvelle machine d'apprentissage à distance.

6. Les plates-formes :

Il existe de nombreux outils d'exploration de données générales qui fournissent des l'exploitation minière des algorithmes de filtrage et de techniques de visualisation. Quelques exemples d'outils commerciaux et universitaires sont DBMiner, Clémentine, Intelligent Miner, Weka, etc. [5]

7. Les plates-formes éducatives

Les outils cité précédemment comme (Weka, Clementine,... etc.) ne sont pas spécifiquement conçu et maintenu à des fins pédagogiques et elles sont lourde pour un enseignant qui n'a pas une vaste connaissance de l'extraction de données pour utiliser ces outils. Afin de résoudre ce problème, certaines « **educational data mining** », les outils statistiques et de visualisation ont été développés pour aider les éducateurs à analyser les différents aspects du processus d'apprentissage.

8. Les systèmes d'éducation: les données et les objectifs

Datamining peut être appliqué à des données provenant du système d'enseignement traditionnel ou d'enseignement à distance. Il est nécessaire de traiter séparément ces deux types du fait qu'ils ont des sources de données et des objectifs différentes.

8.1. Les salles de classe (Enseignement traditionnel)

Dans les salles de classe conventionnelle, les éducateurs tentent d'améliorer le suivi d'apprentissage des élèves et l'analyse de leurs performances par des documents papier et l'observation. Ils peuvent également utiliser des renseignements sur les étudiants acquis par leur fréquentation, informations sur les cours, les objectifs du programme et des plans personnalisés de données. Donc il y'a une variété de sources d'informations pour l'établissement éducatifs: les bases de données traditionnelles, des informations en ligne, les bases de données multimédia, etc. Datamining peut aider chaque acteur du processus d'apprentissage:

Educateur : voudrais savoir les étudiants qui s'inscriront à un cours particulier et les étudiants qui ont besoin d'aide en vue d'obtenir leur diplôme. En plus, ils souhaitent savoir quelle méthode l'apprentissage est la plus approprié à l'ensemble d'apprenants, pourquoi une classe est meilleure par rapport aux autres, et pourquoi un groupe d'étudiants est meilleur par rapport a d'autre, etc.

Administrateur : tiens à trouver des informations telles que les conditions d'admission et de prévoir la taille d'inscription dans une classe pour le planifier.

Elève : souhaite connaître la meilleure façon de choisir des cours basée sur la prévision de la façon dont il se progresse dans les cours sélectionnés.

Il y'a des travaux sur les applications de l'extraction de datamining dans l'enseignement traditionnel. [32] ; [27] ; [30] ; [29].

8.2. Enseignement à distance

Actuellement, le Web permet aux étudiants d'apprendre par le biais d'Internet. L'éducation basée sur le Web est une forme de l'éducation à distance qui est fournis par l'Internet. Les sites ou plus précisément les plates-formes basé sur les systèmes éducatifs peuvent normalement enregistrer les différents accès l'étudiant dans les journaux c'est-à-dire les fichiers logs qui nous offrent la trace de navigation de l'apprenant sur le site. Il y'a plusieurs types de fichiers logs (suivant leurs emplacements) :

☉ Fichier Log coté serveur :

Il existe un seul fichier log pour tous les étudiants qui encapsule les détails du temps, chemins, et de l'action. Ceci constitue la source de donner la plus utilisé pour effectuer l'extraction de données. Il y a une variété de formats pour ce fichiers, tels que le format log commun (CLF), le format log étendu (ELF), etc.

☉ Fichier log coté client.

C'est un ensemble de fichiers log, un fichier pour chaque étudiant, qui contient des informations sur l'interaction de l'utilisateur avec le système. Il peut être implémenté par :

- un agent à distance (tel que le JavaScript, et les Applets Java),
- la modification du code source du navigateur existant,
- ou l'utilisation des cookies.

☉ Fichier log proxy.

Il est constitué d'un ensemble de fichiers Log caché entre les navigateurs clients et les serveurs Web. Ces informations complètent les informations du fichier Log du serveur.

Mais il convient à noter que l'authentification est faite en incluons des restrictions par la loi. Par conséquent, chaque fois qu'un système de log authentifie un utilisateur, sa ne veux pas dire que cette personne est véritablement celle qu'elle prétend d'être (identité), mais malgré cela le traitement se fait comme si c'était la vrais personne.

8.2.1. Limite des fichiers Log

Les fichiers Logs ont également plusieurs limites : pas de suivi d'utilisateurs mais des fichiers, simple clics et non les activités d'apprentissage, ne capture pas le contexte de l'information, reconnaître des ordinateurs spécifiques mais pas des personnes spécifiques, le problème d'avoir des informations inexactes et incomplètes, et certains aspects techniques du navigateur Web (comme la cache) qui empêche d'enregistrement des fichiers logs.

8.2.2. Les solutions proposées :

Pour remédier à ces problèmes, des chercheurs ont proposé plusieurs solutions.

[35] proposent d'utiliser un autre moyen d'enregistrer un apprenant portfolio qui comprend le chemin (parcours) d'apprentissage, les cours préférés, le niveau de classe, bien sûr, et le temps d'apprentissage, etc.

[36] utilisent plus d'informations pour créer des modèles pour le comportement de navigation des utilisateurs: accès à Internet (se connecter), la structure d'un site Web visité, et le contenu des pages Web visitées.

[37] étendent automatiquement les fichiers logs générés par l'introduction d'informations contextuelles comme des événements supplémentaires par exemple associer des commentaires et des fichiers statiques.

[38] concatène les informations tirer des activités avec le contenu et les profils d'utilisateurs pour composer des modèles d'informations.

[7] combine les données avec d'autres méthodes non formelle ou heuristique, comme le Chat informel avec les élèves, des enquêtes, ou l'écriture des commentaires sur un site Web.

[39] propose d'utiliser pour le suivi des méta-langages qui décrivent la trace sémantiquement enregistrée par les systèmes Web d'éducation.

[40] proposent d'utiliser un agent logiciel pour extraire les données de l'environnement d'apprentissage et de les organiser de façons intelligentes.

Nous distinguons trois types différents de systèmes éducatifs basés Web:

8.2.3. Les cours particuliers basés Web

Ils utilisent la norme HTML (HyperText Markup Language). Il y'a beaucoup de cours, des tutoriels, etc. de ce type sur Internet, et par rapport un autre site Web, ils ont les mêmes sources de données :

☉ Contenu:

Les données réelles dans les pages web, c'est-à-dire les données que la page Web a été conçue pour transmettre aux utilisateurs. Elle comprend généralement des textes, graphiques, vidéo, sons, etc.

☉ Structure:

Les données qui décrivent l'organisation du contenu. La structure d'informations intra-page comprend les différentes balises HTML ou XML dans une page donnée. Cela peut être représenté comme une structure arborescente, où la balise d'HTML devient la racine de l'arbre. Le principal type de structure d'information inter-page est les hyperliens qui relient une page à l'autre.

☉ Utilisation:

Les données qui décrivent le modèle d'utilisation des pages web. Il existe deux principaux types d'information sur les étudiants : des informations sur les actions et les communications de l'élève, et des informations sur les activités de l'élève dans le cours.

☉ Profil de l'utilisateur:

Les données qui fournissent des informations démographiques sur les utilisateurs d'un site Web. Cela comprend l'enregistrement des données et customiser les informations du profil client.

Datamining peut être utilisé pour savoir comment les étudiants utilisent les cours, la manière dont une stratégie pédagogique impacts sur les différents types d'étudiants, dans

quel ordre les élèves étudient les sous-thèmes, quelles sont les pages et les sujets que les étudiants sautent, combien de temps les élèves prennent avec une seule page, un chapitre ou le cours complet, etc.

8.2.4. Les plates forms de type (LCMS)

Se sont des plates-formes qui offrent une grande variété de canaux et d'espaces de travail pour : faciliter le partage de l'information et de la communication entre les participants à un cours, permettre aux éducateurs de distribuer des informations aux étudiants, la production de contenu matériel, préparer des missions et des essais, participer à des discussions, gérer à distance les cours et permettre l'apprentissage collaboratif avec des forums, des chats, des zones de stockage de fichiers, services de presse, etc. Quelques exemples de LCMS commercial sont : Blackboard, Virtual-U, WebCT, TopClass, etc. et quelques exemples de LCMS libre sont Moodle, Ilias, Claroline, aTutor, etc. Ces systèmes collectent de grandes quantités de données dans les fichiers Logs sur les activités des élèves et qui sont généralement intégré dans le suivi des caractéristiques d'étudiants. Ils peuvent enregistrer toutes les activités, comme : la lecture, l'écriture, prendre un test, effectuer les divers tâches dans les environnements réel ou virtuel. Ils ont normalement aussi une base de données qui stocke tous les informations systèmes: les informations personnelles des utilisateurs (profil), les résultats scolaires, les données d'interaction de l'utilisateur, etc.

Bien que certaines plates-formes offrent les outils de rapport, lorsqu'il existe un grand nombre d'étudiants, il devient difficile pour l'enseignant d'extraire des informations utiles. Datamining peut être appliquée à explorer, de visualiser et d'analyser des données afin de identifier des tendances utiles pour évaluer les activités du Web pour obtenir plus de commentaires (feedback) objectif pour votre instruction et pour savoir plus sur la manière dont les élèves apprends sur le LCMS.

8.2.5. Les systems adaptatives et Intelligents

Les AIWBES fournis une alternative à l'approche traditionnelle dans le développement des didacticiels éducatifs. AIWBES essaye d'être plus adaptables par la construction un

modèle des objectifs, les préférences et les connaissances de chaque étudiant et on utilise ce modèle, tout au long de l'interaction avec l'élève afin de l'adapter aux besoins de cet étudiant. AIWES sont le résultat d'une co-évolution des Intelligent Tutoring Systems (ITS) et Adaptive Hypermedia systems (AHS). Quelques exemples des AIWES : SQL-Tutor, German Tutor, ActiveMath, VC-Prolog-Tutor, et voici quelques exemples des AHS : AHA!, InterBook, KBS-Hyperbook, WebCOBALT. Les données de AIWES sont sémantiquement riches et peuvent conduire à plus d'analyse et de diagnostic que les données tirés des systèmes éducatifs basée Web traditionnelles. Les données disponibles proviennent du modèle de domaine (qui peut être structurée en une ontologie), des données pédagogiques (série de problèmes, leurs réponses et des informations complexes), l'interaction des fichiers log (données relatives à l'interaction des utilisateurs) et l'étudiant modèle (liste des satisfactions et de violations des contraintes). AIWES utiliser un modèle standard d'étudiant (utilisé en interne par le système de tutorat), mais, à la fin de l'extraction de connaissances, il est nécessaire d'avoir un nouveau modèle d'interaction avec les étudiants augmentée par des données contextuelles. Ces interactions d'étudiants peuvent être analysées à un certain nombre de couches de granularité: cours, sessions, les problèmes, les tentatives et les contraintes

Datamining peut être utilisées afin de connaître les causes des problèmes dans le système, par exemple, inexacts commentaires (feedback) de déclarations, l'adapter du niveau suivant le progrès de l'apprenant, de suggérer des apprentissages personnalisés et des activités pour les étudiants.

9. Le prétraitement des données

Le prétraitement des données permet de transformer les données l'original sous une forme convenable pour être utilisé par des algorithmes spécifiques. Donc, avant d'appliquer les algorithmes de datamining, un certain nombre de prétraitement de données doivent être fêtent:

⊙ Le nettoyage des données :

Elle est l'une des principales tâches de prétraitement, pour supprimer les entrées inutiles et les articles du fichier Log qui ne sont pas nécessaires pour le processus de datamining tels que les graphiques et les scripts.

⊙ Identification de l'utilisateur :

Le processus d'association d'une page de références à un utilisateur connecté.

⊙ Session d'identification :

Il prend toutes les pages de références pour un utilisateur donné et les cours dans le fichier Log et les pauses en sessions utilisateur.

⊙ Chemin complet :

Il est rempli à la page des références qui manquent en raison du navigateur et le serveur proxy de cache.

⊙ Identification de transaction :

Il décompose la session à de plus petites unités, à savoir les opérations de transactions ou les chapitres.

⊙ La transformation de données et leurs enrichissements :

Elle consiste à calculer de nouveaux attributs de celles qui existent déjà, une conversion des attributs numériques en attributs nominaux, en fournissant un sens à des références contenues dans logs, etc.

⊙ Intégration des données :

C'est l'intégration et la synchronisation des données provenant de sources hétérogènes.

⊙ Réduction des données :

C'est pour la réduction de la dimensionnalité des données.

De plus, le prétraitement des données par les systèmes éducatifs a quelques caractéristiques spécifiques:

 La plupart des systèmes utilisent l'authentification d'utilisateur (la protection avec un mot de passe) dans les fichiers Logs qui ont des entrées identifiées par les utilisateurs dès que l'utilisateur a ouvert sa session (Log-in) et les sessions sont identifiées dès que les utilisateurs ont également à se déconnecter (Log-out).

 La plupart des systèmes enregistrent les interactions d'étudiants non seulement dans les fichiers Logs, mais aussi directement dans les bases de données. Si ce n'est pas le cas, pendant le processus de préparation, les données de chaque élève (profil, logs, etc.) peuvent être regroupées dans une base de données. Les bases de données sont plus puissantes que les fichiers textuels log et nous fournis une analyse plus simple, plus souple et moins de bug.

 La transformation des données est plus orientée vers une meilleure interprétation des données. Les valeurs numériques sont discrétisées ou transformées en rangés pour pouvoir fournir une compréhension visuelle des données beaucoup plus grande. De nouveaux attributs sont dérivés à partir des attributs courants. La dérivation est une sorte d'agrégation, par exemple, chaque tentative est regroupée dans un nouveau numéro.

 Dans la répartition des sessions personnellement visité a des transactions, les sous-sections peuvent être identifiées ou sessions avec des informations cohérentes utiliser pour identifiées les séquences dans lequel le besoin est d'identifier le contenu réel des pages. Outre les différents sens de l'interaction à différents niveaux d'abstraction peuvent être distingués: l'apprentissage et le test d'interaction, interface homme-machine et le multimédia et le service d'interaction.

 Les données de filtration utilisent des concepts spécifiques d'éducation comme le nombre de tentatives, le nombre de répétition de lecture, le niveau des connaissances, etc. Normalement, les données sont filtrées par la définition de quelque conditions sur un ou plusieurs attributs et en supprimant les cas qui ne vérifie pas ces conditions.

Les éducateurs ont à participer activement dans ces étapes de prétraitement, par exemple, en indiquant les données spécifiques de filtration et la dérivation d'attribut ou la transformation, etc.

10. L'application des techniques de datamining dans les systèmes éducatifs

Datamining est un domaine pluridisciplinaire dans laquelle plusieurs paradigmes de l'informatique convergent: la construction d'arbre de décision, règle d'induction, les réseaux de neurone artificiels, les instance-based learning, l'apprentissage bayésien, la programmation logique, les algorithmes statistiques, etc. Nous allons voir quelques applications spécifiques des techniques de datamining groupés par tâches, dans les systèmes éducatifs basé Web.

10.1. Statistiques et visualisation

Les statistiques d'utilisation des étudiants sont souvent le point de départ de l'évaluation d'un système E-Learning, mais elles ne sont généralement pas considérées comme des techniques de datamining. L'inférence statistique formelle est prise en charge dans le sens où une hypothèse est alors formée et testée sur les données. Datamining, en revanche, est la découverte dans le sens que l'hypothèse est automatiquement extraite de ces données.

Les statistiques d'usage peuvent être extraites en utilisant des outils standard créés pour analyser les fichiers Logs du serveur Web comme AccessWatch, Analog, Gwstat, WebSTAT, etc. Mais il y'a des outils statistiques spécialisé a l'éducation en tant que données comme Synergo / ColAT. Quelques exemples de des statistiques d'utilisation sont des mesures simples telles que le nombre total des visites et le nombre de visites par page. D'autres statistiques générales montrent la distribution des apprenants connectés au fil du temps, les cours plus fréquemment accéder, comment les apprenants créent un grand nombre de sessions d'apprentissage au fil du temps. En outre, certaines statistiques spécialisées dans

AIWBES peuvent montrer le nombre moyen de contraintes violées, A peut prêter la complexité d'un problème, le temps total passé dans des tentatives. Des statistiques plus complexes pour les tests des procédures comme l'analyse de régression, analyse de corrélation, plusieurs variétés de méthodes statistiques ont besoin d'utiliser des outils statistiques plus puissants comme SPSS, SAS, S, R, Statistica, etc. Si les données sont stockées dans une base de données relationnelle, alors les requêtes de SQL peuvent fournir des fonctionnalités pour un certain nombre d'opérations statistiques simples comme la déviation standard, mode, la taille d'échantillon, etc.

Mais les informations obtenues à partir des statistiques d'usage ne sont pas toujours faciles à interpréter pour les éducateurs et après d'autres techniques doivent être utilisées.

Les techniques de visualisation d'information peuvent être utilisées pour graphiquement représenter les complexes, les données multidimensionnelles du suivi d'étudiants, recueillies par les systèmes éducatifs basés Web. Ces techniques facilitent l'analyse d'une grande quantité d'informations par la représentation des données visuellement sur écran. Normalement, de grandes quantités de données brutes sont représentées en tant que feuille de calcul, nuage de points, représentations 3D, etc. Les informations visualisées dans des graphes statistiques peuvent être sur la session complète, la question admise, l'évaluation un examen, ...etc. Les techniques de visualisation ont été utilisées pour visualiser les aspects sociaux dans l'apprentissage basé ordinateur, les relations communautaires dans les systèmes peer-to-peer et la conversation dans les groupes en ligne. Les enseignants peuvent manipuler les représentations graphiquement produites, qui leur permettent de mieux comprendre leurs élèves et à devenir conscient de ce qui se passe dans les classes à distance. Il existe certains outils de visualisation spécialisée appliquée sur les données tirés des systèmes éducatifs tels que GISMO/CourseVis et Listen tool.

10.2. Web mining

Web mining est l'application des techniques de datamining pour extraire des connaissances à partir des données du web : web content mining est le processus d'extraire des informations utiles à partir du contenu des documents web; web structure mining est le

processus de découverte de la structure d'information sur le Web usage mining (WUM) qui est la découverte de modèles significatifs à partir de données générées par les transactions client-serveur sur une ou plusieurs localités web. Mais il existe deux catégories de web mining du point de vue utilités du système:

 « Offline web mining », qui est utilisé pour découvrir les modèles et autres informations utiles pour aider les éducateurs de valider les modèles d'apprentissage et de restructurer le site Web,

 « Online or Integrated web mining », dans laquelle les modèles automatiquement découverts sont intégrés dans un système logiciel intelligent ou un agent qui pourrait suivre les apprenants dans leurs efforts d'apprentissage en ligne. Les modèles significatifs sont utilisés par le système pour améliorer l'application ou son fonctionnement.

Il y'a plusieurs techniques de web mining appliqués aux systèmes éducatifs, mais la plupart d'entre eux peuvent être regroupés dans l'une des trois suivantes:

10.2.1. Clustering et classification

Le Clustering est le processus de regroupement d'un ou plusieurs objets physique ou abstraite dans des classes d'objets similaires. Clustering et classification sont toute les deux des méthodes de classification. Le clustering est une classification non supervisée et la classification est une classification supervisée. La classification et la prédiction sont aussi des techniques relatives. La classification prévoit les noms de classe, alors que la prédiction prédit des valeurs continues des fonctions. D'autre part, une « **Outlier** » est une observation (ou une mesure) qui est exceptionnellement élevé ou faible par rapport aux autres valeurs dans une base de données. « **Outliers** » généralement sont attribuables à l'une des causes suivantes: la mesure est observé, enregistré, ou entrés dans l'ordinateur incorrectement. Les mesures viennent d'autres populations, la mesure est exacte, mais représente un événement rare.

Toutes ces méthodes ont été appliquées aux systèmes l'éducatifs basée Web. Le clustering peut regrouper un ensemble de pages dont ils ont un contenu similaire, les

utilisateurs ayant un même comportement lors de la navigation ou de sessions. La classification permet de caractériser les propriétés d'un groupe de profils d'utilisateurs, les pages ou les sessions similaires d'apprentissage. Et la détection des « **outliers** » peut détecter les élèves ayant des difficultés d'apprentissage.

10.2.2. Fouille par les règles associatives

« **Association rule mining** » est l'une des plus étudiées des méthodes d'exploitation. Ces règles associer un ou plusieurs attributs d'un ensemble de données avec un autre attribut, produisant une déclaration if-then sur les valeurs d'attributs. Les règles d'Association et d'exploitation (mining association rules) entre les ensembles d'articles dans de grandes bases de données a été tout d'abord commencer par Agrawal, Imielinski, et Swami [41] et elle a ouvert une toute nouvelle famille d'algorithmes. L'original problème était le panier de l'analyse qui a essayé de trouver intéressant l'ensemble des relations entre les produits achetés. « Sequential pattern mining » [41] tente de trouver des modèles inter session, telles que la présence d'un ensemble d'éléments suivis d'un autre élément dans un ensemble « **time-ordered** » ensembles de sessions ou d'épisodes.

Ces méthodes ont été appliquées aux systèmes éducatifs basés Web. Les associations pourraient indiquer quel est le contenu des étudiants qui tend à accéder en même temps, ou quelle combinaison d'outils qu'ils utilisent. Les motifs séquentiels peuvent révéler quel le contenu a motivé l'accès à d'autres matières, ou comment les outils et les contenus sont mêlés dans le processus d'apprentissage.

11. Travaux réalisées : les techniques de datamining dans les systèmes éducatifs

11.1. Particular web-based courses

11.1.1. Clustering et classification

[43] appliquent les arbres de décision (algorithme C5.0) et les données cube de la technologie de « **web log portfolio** » pour la gestion des activités de la salle de classe. L'analyse inductive découvre les potentielle des groupes d'étudiants qui ont des caractéristiques similaires et la réaction à une stratégie pédagogique.

[17] ont classifié les étudiants en se basant sur les caractéristiques extraites des données enregistrées afin de prévoir leurs notes finales. Ils utilisent les algorithmes génétiques afin d'optimiser la combinaison de plusieurs classifieurs par fonction de vecteurs de poids.

[25] propose une méthode de « **outlier** » en ligne de détection des processus d'apprentissage irrégulière des apprenants en utilisant les donnés du temps de réponse des apprenants pour les contenus e-learning. La méthode « **outlier** » de détection utilise une distribution prédictive bayésienne et elle aide dans les deux sens d'instruction en utilisant les résultats trouvés pour le processus d'apprentissage des apprenants.

11.1.2. Fouille par les règles associatives

[14] effectuer l'analyse de parcours traversé sur une page Web pour personnaliser l'éducation, et les associations d'une page Web pour la structure des connaissances virtuelle, qui peuvent être formés par les apprenants eux-mêmes alors qu'ils naviguent entre les pages Web.

[35] trouve le comportement incorrect des élèves. Elles modifient les fichiers log web traditionnels, et applique des règles d'association floues pour savoir les relations entre chaque modèle de comportement de l'apprenant; y compris le temps passé en ligne, le nombre de lecture et articles publiés, le nombre de questions posés, etc.

[44] développe un outil d'analyse de portfolio basée sur les techniques de datamining. Il utilise les groupements matériels associatifs et les séquences entre elles. Cette connaissance permet aux éducateurs d'étudier la structure dynamique du navigateur et à identifier des modèles d'apprentissage intéressant ou imprévus. Pour ce faire, il découvre deux types de relations: relations d'association et les relations de séquence entre documents.

[45] utilise le datamining et le raisonnement a base de cas pour la distance d'apprentissage. Ils utilisent le clustering pour classifier les étudiants basant sur leurs actions d'apprentissage et ils trouvent des règles d'association séquentielle de différents points de connaissances.

[46] proposer une ontologie basée sur des « **framework** » et des règles d'association de découverte, en utilisant l'algorithme a priori. Le rôle de l'ontologie est de déterminer quels sont les matériels d'apprentissage qui sont plus susceptibles d'être recommandé à l'utilisateur.

11.1.3. Text mining

[25] utilise le datamining et les technologies de texte mining pour l'apprentissage collaboratif dans un ILMS. Elle utilise du text mining pour la discussion conseil d'administration élargi l'analyse des correspondances. Les apprenants sélectionnez la catégorie qui représente son commentaire le système fournit des évaluations d'un apprenant observations entre pairs.

[47] proposent de construire automatiquement un e-manuel par le biais de contenu web mining. Ils utilisent une stratégie de classement évaluer la pertinence et la page web de leur extrait de concept caractéristiques concept et de construire des hiérarchies.

[48] propose une ontologie fondée sur outil pour faire le meilleur parti des ressources disponibles sur le web. Ils se servent de text mining et de text clustering techniques afin de regrouper les documents en fonction de leur les sujets et les similitudes.

[49] propose d'effectuer l'extraction de données sur les documents, qui sert de base pour l'extraction de connaissances dans le e-learning environnement. Dans le processus de

fouille de texte, un groupement (clustering) est également utilisé pour identifier des groupes de documents.

11.2. Well-know learning content management systems

11.2.1. Clustering et classification

[23] propose des étudiants de données minières l'aide à découvrir les modes de regroupement tenant compte utilisateur comportements. Ils proposent des modèles de collaboration pour la gestion pour caractériser le comportement des groupes dans unstructured collaboration espaces.

[18] d'étendre les capacités de séquençage du SCORM standard pour y inclure la notion d'itinéraire, en combinant l'expertise des éducateurs appris avec l'expérience acquise par l'utilisation du système d'analyse. Ils utilisent algorithmes de regroupement pour le groupement des étudiants.

[50] pour détecter atypique comportement sur le regroupement de la structure d'un utilisateur virtuel campus. Ils proposent d'utiliser une génératrice topographique cartographie et d'un modèle de regroupement de modèle caractérisent des groupes d'étudiants en ligne. Le modèle neutralise l'impact négatif des données aberrantes sur le clustering processus.

11.2.2. Fouille par les règles associatives

[26] propose la découverte des modèles utiles basés sur des restrictions, pour aider les éducateurs à évaluer les activités des élèves sur les cours de Web.

[36] utilisent également des agents de recommandation pour les systèmes de e-learning qui utilise les « **mining** » règle d'associations pour la découverte des associations entre les actions de l'utilisateur et les URLs. L'agent recommande les activités d'apprentissage en ligne ou des raccourcis dans un cours de site web basé sur l'historique d'accès des apprenants.

[20] analyse les sessions individuels des étudiant. D'abord, ils définies la période d'apprentissage (de temps) de chaque étudiant et ensuite divisé les fichiers log (journal) coté

serveur web a des sessions individuelles, calculer les statistiques de la session et de recherche des modèle de session et de séries chronologiques.

[51] ont proposé quatre phases pour l'approche d'exploitation de « **portfolio** » d'apprentissage, qui utilise « **mining** » modèle séquentielle, le clustering et les arbres de décision crée de façon, pour extraire les caractéristiques de l'apprentissage afin de créer un arbre de décision pour prévoir un nouveau apprenant appartient a quelle groupe.

11.2.3. Text mining

[52] proposent d'utiliser le texte comme une exploitation minière stratégie d'évaluation des forums de discussion asynchrone. Text mining techniques d'amélioration de l'éducateur de la capacité d'évaluer les progrès d'un fil de discussion.

[53] de récupérer des données à partir de pdf interactif multimédia productions pour aider à l'évaluation du multimédia des présentations, pour fines statistiques et pour extraire les données pertinentes. Ils identifient les principaux blocs de présentations multimédias et de récupérer leurs propriétés.

11.3. Adaptive and intelligent web-based educational systems

11.3.1. Clustering et classification

[24] utilisent des données de grappes d'entreprises pour l'apprentissage web à promouvoir la collaboration basée sur le groupe d'apprentissage et de fournir progressives apprenant le diagnostic. Ils trouvent des grappes des élèves ayant des caractéristiques d'apprentissage basé sur la séquence et le contenu des pages qu'ils ont visitées. Actuellement, ils travaillent à puce recommandation pour l'évolution des systèmes de e-learning à l'aide de groupements et de filtrage collaboratif. Cet est un document de recommandation qui peut personnaliser et d'adapter le contenu des cours sur la base du système de l'observation des apprenants et de l'accumulation des notes donnée par les apprenants.

[15] d'introduire un modèle hybride, qui combine à la fois des données et techniques d'apprentissage machine à la construction d'un réseau bayésien pour décrire les processus d'apprentissage de l'élève. L'objectif est de classer les élèves pour leur donner une différenciation directe en fonction de leurs compétences et leurs autres caractéristiques.

[54] la construction d'un agent d'apprentissage pour les étudiants de haut niveau avec la modélisation d'apprentissage machine dans les systèmes de tutorat intelligent. L'agent apprend à prévoir la probabilité de l'étudiant prochaine réponse sera correcte, et combien de temps il faudra à l'étudiant de produire cette réponse. Ils utilisent la régression linéaire pour prédire variables observables.

[55] en déduire des variables non observables d'apprentissage des élèves. Ses fichiers de log. Ils font une analyse de la corrélation entre les variables et de construire un réseau bayésien en déduit que les élèves des attitudes (négatifs et positifs) et les prévisions du système. Ils utilisent au maximum la méthode pour apprendre les probabilités conditionnelles des étudiants des données.

[56] d'utiliser la machine à apprentissage latente modèle de réponse à l'étudiant de détecter l'utilisation abusive des systèmes de tutorat intelligent. Ils construisent un classificateur pour déterminer si un élève est le jeu le système d'une façon qui mène à l'apprentissage et pauvres en nécessité d'une intervention.

[57] recherché des sources d'erreur de prévision d'un élève des connaissances. Ils effectuent une régression par étapes de prédire ce que les mesures d'aide à expliquer une mauvaise prédiction des examens d'Etat.

[19] détecte les régularités et des écarts dans l'apprenant ou de l'éducateur entre autres actions, afin de fournir aux éducateurs et les apprenants ayant des informations supplémentaires à gérer leur apprentissage et l'enseignement.

[58] utilisent un arbre de décision flou pour la modélisation et la discrimination à l'utilisateur novice d'un l'expérience utilisateur automatiquement. Ils ont recours à un

mandataire pour apprendre les caractéristiques cognitives de l'interaction d'un utilisateur et de classer les utilisateurs expérimentés ou non.

11.3.2. Les systems adaptatives et Intelligents

[11] utilise les règles d'associations floues dans un system de recommandation personnalisé e-learning recommender système. Il utilise floue règles de découvrir les associations entre l'étudiant et une liste de matériels d'apprentissage.

[21] proposent d'utiliser la grammaire à base de la programmation génétique avec l'optimisation multi-objective technique pour fournir une rétroaction aux didacticiels auteurs. Ils découvrent intéressant les relations d'étudiant l'utilisation de l'information.

[16] d'utiliser la règle d'association et symboliques d'analyse de données, ainsi que des requêtes SQL traditionnelle à l'exploitation minière des étudiants données saisies à partir d'un outil basé sur le tutorat. Leur objectif est de trouver des erreurs qui se produisent souvent ensemble.

[59] l'utilisation des règles d'association pour guider la recherche de la meilleure installation de transfert de l'élève modèle l'apprentissage dans les systèmes de tutorat intelligent. L'association déterminer les règles de fonctionnement à effectuer sur le modèle de transfert qui permettent de prédire la réussite de l'élève.

11.3.3. Text mining

[24] Tang et al. (2000) propose de construire un service personnalisé Web tuteur arbre par l'exploitation minière fois le contexte et la structure des didacticiels. They use a keyword-driven text mining algorithm to select articles for distance learning students.

12. Conclusion et travail futur

L'éducation d'extraction de données est un domaine lié à venir bien établi de plusieurs domaines de recherche, y compris e-learning, hypermédias adaptatifs, les systèmes de tutorat intelligent, web mining, datamining, etc L'application de l'extraction de données en systèmes

d'enseignement a des exigences spécifiques de ne pas présenter dans d'autres domaines, principalement la nécessité de prendre en compte les aspects pédagogiques de l'apprenant et le système. Bien que les données sur l'éducation des mines soient un très récent domaine de la recherche il y a un nombre important de contributions publiées dans des revues, des congrès internationaux, des ateliers et des cours de livres, qui montrent que cela est un nouveau domaine prometteur. Certains de travaux les plus prometteurs sont l'utilisation de l'E-Learning la recommandation des agents. Ces agents de recommandation voit ce que l'élève fait et recommande des mesures (activités, des raccourcis, des contenus, etc) ils, seraient bénéfique pour l'étudiant. De recommandation agents peuvent aussi être intégrées dans l'élaboration d'E-Learning les systèmes dans lesquels les documents sont automatiquement disponibles sur le Web et de les intégrer dans le système. De cette façon, ils aident les enseignants à détecter les parties des matériaux provenant de sources hétérogènes comme Internet est la meilleure à utiliser pour composer de nouveaux cours. Outre recommenders peuvent aussi être intégrés à de domaine les connaissances et les ontologies, en combinant l'exploitation minière et web sémantique dans les mines. Semantic Web mining est une réussite de l'intégration ontologique de connaissances à chaque étape de la connaissance processus de découverte. L'éducation d'extraction de données est un jeune domaine de recherche et plus spécialisée est nécessaire et de travail axé sur l'éducation domaine afin d'obtenir une demande semblable, le succès niveau à d'autres domaines, tels que les données, l'exploitation minière de données e-commerce, etc.

2

***Style
d'Apprentissage***

Sommaire

01	Introduction.	34
02	Définition du style d'apprentissage	34
03	Historique du style d'apprentissage.	40
04	Les styles d'apprentissage comme expression d'une pédagogie différenciée.	43
05	Le modèle de Kolb.	46
06	Conclusion.	50

Dans ce chapitre on clarifie le concept de style d'apprentissage par la présentation théorique de ce dernier, et on examinant historiquement comment a évolué le concept des différences individuelles. Puis on a clarifié le Test de Kolb (Test choisie) avec ses différentes étapes.

1. INTRODUCTION:

De nombreux Environnements Informatiques d'Apprentissage Humain (EIAH) se sont appuyés principalement sur la détection de caractéristiques relatives aux connaissances, aux intérêts, aux objectifs, aux pré-requis et aux traits individuels pour le suivi et l'adaptation des contenus. Cependant, l'identification de ces caractéristiques est un problème difficile dans le domaine de l'enseignement à distance. En effet, l'observation de l'apprenant, est rendue difficile par l'absence du contact face-à-face. Par conséquent, les recherches se sont orientées vers l'analyse du comportement de l'apprenant dans l'environnement d'apprentissage pour remplacer, en partie, l'observation informelle de son activité. Cette analyse est basée sur l'interprétation d'informations recueillies pendant la session d'apprentissage, appelées traces. Ces traces, définies comme une séquence temporelle d'observés, fournissent des connaissances sur l'activité grâce à des variables calculées que nous appelons indicateurs.

Parmi les caractéristiques individuelles, nous nous intéressons, plus particulièrement, aux styles d'apprentissage. Ce concept est lié à la fois à un ensemble de conduites et de stratégies dans la manière de gérer et d'organiser l'information et à la manière de mettre en oeuvre ces conduites et stratégies. Les EIAH qui utilisent ces styles s'appuient généralement sur l'un des modèles proposés dans la littérature, ou proposent un modèle qui n'est qu'une sélection de dimensions ou de préférences pouvant être déterminées dans de tels contextes. Par ailleurs, pour la détection automatique de ces styles, les nouveaux travaux se sont orientés vers l'utilisation des traces via des méthodes de datamining.

2. Définition du style d'apprentissage :

Définir les styles d'apprentissage n'est pas une question simple tant un simple survol de la littérature met rapidement en évidence la pluralité et la diversité des définitions. En effet certains auteurs mettent l'accent sur les caractéristiques du comportement lui-même, d'autres sur le processus ou la structure inférée à partir du comportement. Pour d'autres encore, le style d'apprentissage émerge d'un ensemble de caractéristiques définissant le profil d'apprentissage unique d'un apprenant, pour d'autres

encore il renvoie à une typologie des types de personnes. Le tableau suivant résume les différentes définitions écrites dans la littérature.

Définition basé sur	auteurs	date	Définition
Les manières caractéristiques	Claxton et Ralston [60]	1978	la manière constante d'un élève de répondre à des stimuli et de les utiliser en cours d'apprentissage.
	Keefe [69]	1979	Les styles d'apprentissage sont des comportements cognitifs, affectifs et physiologiques caractéristiques des individus et qui servent comme indicateurs relativement stables de la manière dont les apprenants perçoivent, interagissent et répondent dans un environnement d'apprentissage.
	Keefe [61]	1987	L'ensemble de facteurs cognitifs, affectifs et physiologiques caractéristiques 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.
	Patureau [64]	1990	Si l'on peut définir le style d'apprentissage d'une personne comme sa façon à elle d'apprendre, modelée par son style cognitif (sa façon de fonctionner) et son vécu en

			matière d'enseigner-apprendre.
	Dunn et Dunn [62]	1978	Le style d'apprentissage est la manière dont au moins 18 éléments organisés en quatre stimuli de base affectent l'habileté d'une personne à absorber et à retenir [la matière]. La combinaison et les variations entre ces éléments semblent suggérer que peu de personnes apprennent exactement de la même façon.
	Dunn et Dunn [68]	1993	Le style d'apprentissage est la manière dont chaque apprenant commence à se concentrer sur une information nouvelle et difficile, la traite et la retient.
Un programme intérieur qui gère notre comportement	Reinert [63]	1976	Le style d'apprentissage d'un individu est la manière dont cette personne est programmée pour apprendre le plus efficacement, c'est-à-dire pour recevoir, comprendre, retenir et être capable d'utiliser une nouvelle information.
	Curry [65]	1990	Il y a peut-être une sorte d'entente émergeant des écrits qui est d'utiliser le terme style pour désigner des routines de traitement d'information qui fonctionnent comme des traits au niveau de la

			personnalité.
Type de personne	Entwistle [66]	1981	Le style d'apprentissage correspond à la tendance générale à adopter une stratégie particulière.
	Schmeck [67]	1983	Un style d'apprentissage est une prédisposition chez certains élèves à adopter une stratégie d'apprentissage particulière de manière indépendante des demandes spécifiques de la tâche d'apprentissage.
	Kolb [70]	1984	Les styles d'apprentissage [...] [peuvent être considérés comme] des différences généralisées dans les orientations d'apprentissage basées sur le degré relatif d'accent mis par les gens sur les quatre modes du processus d'apprentissage tels que mesurés par un questionnaire « <i>self-report</i> » nommé le <i>Learning Style Inventory</i> .
	Das [71]	1988	Le style d'apprentissage est une prédisposition à adopter une stratégie d'apprentissage particulière.

Les préférences	Renzulli et Smith [72]	1978	Correspond aux préférences d'un élève pour des modes particuliers d'enseignement en classe [...] la manière avec laquelle un enfant aimerait vivre divers types d'expériences d'apprentissage.
	Della-Dora et Blanchard dans Kirby [73]	1979	La façon personnellement préférée de transiger avec l'information et l'expérience dans des situations d'apprentissage indépendamment des contenus.
	Jonassen et Grabowski [74]	1993	Les types de traits suivants, les styles d'apprentissage, concernent les préférences d'un apprenant pour différents types d'activités d'enseignement et d'apprentissage. [Ce] sont des tendances générales à préférer traiter l'information de différentes façons.
	Legendre [75]	1993	Style d'apprentissage: Mode préférentiel modifiable via lequel le sujet aime maîtriser un apprentissage, résoudre un problème, penser ou, tout simplement, réagir à une situation pédagogique. Cette caractéristique propre à chacun se traduit par une orientation marquée vers les personnes ou vers les tâches, par des capacités perceptuelles

			différentes, par une sensibilité plus ou moins grande à un encadrement extérieur, par une propension à travailler seul ou en équipe, par une préférence pour un enseignement structuré, etc.
L'efficacité	Barbe et Swassing [76]	1979	De manière opérationnelle c'est : l'habileté relative d'un individu à réaliser une tâche académique selon les principales modalités perceptuelles.
	Hunt [77]	1979	Le style d'apprentissage décrit un apprenant en termes des conditions éducatives qui sont les plus susceptibles de favoriser son apprentissage. [...] Dire qu'un élève diffère par son style d'apprentissage signifie que certaines approches éducatives sont plus efficaces que d'autres pour lui.

Tableau 2-1

Les différentes définitions du Style d'apprentissage

On voit donc que les définitions du concept de style d'apprentissage renvoient :

- ☞ à des manières caractéristiques d'agir, à des prédispositions ou à des préférences qui concernent des contextes d'enseignement et d'apprentissage
- ☞ à des processus de traitement d'information
- ☞ à des caractéristiques de la personnalité.

D'après les définitions, le style d'apprentissage apparaît comme un concept que les chercheurs ont utilisé pour rendre compte soit de la régularité d'un comportement soit

pour rendre compte de la différence de comportement d'un apprenant à un autre. Il s'agit donc d'un concept qui est fondé sur les répétitions exprimées par les apprenants. Ce sont ces répétitions qui permettent de caractériser un comportement d'apprentissage dans ce qu'il a de personnel (les régularités) et de différent (les différences individuelles). La notion de style d'apprentissage semble actuellement mieux se définir en extension qu'en compréhension. Il y a en effet de nombreux modèles mais encore peu de théories. Le concept de style d'apprentissage demeure de fait peu intégré dans une théorie du fonctionnement cognitif ou de l'apprentissage comme c'était le cas du style cognitif.

Cependant le lien le plus évident avec l'apprentissage est celui établi par Kolb (1984) [70] et par Honey et Mumford (1992) [78] et qui s'appuie sur l'apprentissage expérientiel. Au-delà des divergences terminologiques, on retiendra trois éléments fédérateurs pour caractériser le style d'apprentissage. Ainsi, peut-on dire que le style d'apprentissage traduit une préférence pour un contexte d'enseignement et d'apprentissage, réfère à des processus de traitement d'information et s'attache à des caractéristiques de la personnalité. Ces trois éléments exercent une importance capitale dans la compréhension et l'utilisation du style d'apprentissage.

Notre travail se situe dans un contexte de formation en ligne, qui place donc l'apprenant au centre des systèmes d'apprentissage et fait de lui un acteur dynamique et conscient de son processus d'apprentissage, je privilège la définition du style d'apprentissage comme la traduction d'une préférence d'un individu pour un mode de fonctionnement dans un contexte et une situation d'apprentissage en particulier. Il ne se réduit donc pas uniquement à un mode de fonctionnement mais traduit une conduite cognitive et une conduite affective.

3. Historique du style d'apprentissage :

Le style d'apprentissage relève davantage d'une préférence, de forces plus conscientes, d'un choix plus délibéré quant aux façons de composer avec les conditions extérieures d'apprentissages. En d'autres termes, on peut proposer différentes approches au sujet en situation pédagogique ; l'agent peut intervenir sur les façons habituelles du sujet d'apprendre. Bien que le sujet ait des préférences pour l'une ou l'autre des formules

d'apprentissage proposées, son mode d'acquisition de connaissances peut être éduqué, peut devenir lui-même objet d'apprentissage. Quant au style cognitif, il est téméraire et improbable d'en arriver à le modifier. En résumé, le style cognitif est inné et statique ; le style d'apprentissage peut être acquis et dynamique.

3.1. L'origine du style d'apprentissage

Plusieurs auteurs font remonter l'histoire du concept de style d'apprentissage celui du tempérament dans la mesure où les styles d'apprentissage servent à caractériser les apprenants à partir de certains aspects de leur comportement. Déjà les Romains et les Grecs classaient les gens selon leur morphologie en différents types de personnes.

Les premières recherches portant sur le style d'apprentissage datent selon les écrits, des années 1940 - 1950. La complexité du style d'apprentissage est une évidence. Les écrits en distinguent principalement deux : d'une part le domaine de la cognition, qui a donné lieu au développement de la notion de style cognitif, et d'autre part le domaine de la personnalité, avec par exemple les travaux de Myers Briggs[79] qui reposent sur la typologie de Jung : Jung (1921) [80] et sa théorie des types de personnalité introduit le concept de type. Il construit une typologie en trois axes (rapport aux situations, type d'approche et attitude), chacun de ces axes étant subdivisé en deux catégories (sensitif/intuitif, logique/subjectif et extraverti/introverti).

Droegemueller (1999) souligne également cette double paternité en insistant à la fois sur les recherches concernant le traitement de l'information et sur celles qui reprennent la typologie de Jung (1921) [80] et qui s'intéressent à la personnalité des apprenants.

3.2. Du style cognitif au style d'apprentissage

Le style d'apprentissage est indissociable dans l'histoire du style cognitif. En effet, après plusieurs tentatives d'application pratique du style cognitif, le concept de style d'apprentissage apparaissait pour répondre d'avantage aux besoins des praticiens sur le terrain. La notion de style d'apprentissage est donc directement dépendante de celle de style cognitif et s'inscrit dans la réflexion des psychologues de la personnalité tels que par exemple Allport [81] qui en 1937 aurait été le premier à parler de « style cognitif »

dans son ouvrage « Personality : a psychological interpretation ». Donc on constate que la notion de style cognitif a ses racines dans l'étude de la personnalité. Cette approche est également reprise dans la définition du dictionnaire de l'éducation le Legendre (1993) [75] qui parle d'une :

« approche personnelle, globale relativement stable qui caractérise la manière distincte que préfère utiliser une personne pour penser, apprendre, comprendre, organiser son expérience et son savoir, percevoir et traiter l'information, appréhender des éléments perceptuels ou résoudre un problème dans une grande variété de situations. »

Ainsi, chaque individu posséderait un ensemble de traits personnels, à la fois cognitifs et affectifs, correspondant à des modes fondamentaux de penser et d'agir qui orientent ses perceptions, ses images et ses jugements. Selon Witkin (1976) [83] les styles cognitifs correspondent aux « différences individuelles dans la manière dont nous percevons, pensons, résolvons les problèmes, apprenons et sommes liés aux autres ». Messick (1970) [82] est également fréquemment cité comme point de référence du champ portant sur les styles cognitifs. C'est dans les années 1970 que cet auteur présente les styles cognitifs comme renvoyant à la fois aux « différences individuelles dans la manière de traiter et d'organiser l'information et aux attitudes stables ». Il établit une première classification qui réfère à neuf styles cognitifs différents : dépendant du champ / indépendant du champ; balayage (scanning), ampleur des catégories (breadth of categorization), styles conceptuels (conceptualizing styles), complexité cognitive / simplicité cognitive, réflexivité / impulsivité, général / spécifique (levelling – sharpening), contrition / flexibilité et tolérance pour l'incongruité. Ce large éventail de styles cognitifs, construit autour du concept d'organisation et de traitement de l'information, a cependant été critiqué par Kogan (1971) qui s'attache à concevoir les styles cognitifs dans une perspective éducationnelle et située à la croisée de la cognition et de la personnalité. Ainsi des neufs styles cognitifs identifiés par Messick (1970) [82] cinq n'auraient aucune implication d'ordre éducatif, deux seraient spécifiques aux enfants et surtout aucun ne serait propre à l'apprenant adulte.

Au début des années, 1990, la notion de style cognitif est peu à peu remplacée par celle de style d'apprentissage, mais ce glissement avait commencé dès les années 1970.

Pour répondre à des besoins de la pratique pédagogique que la notion de style d'apprentissage a été introduite. A la recherche de moyens plus pratiques pour respecter les différences individuelles des élèves, les chercheurs ont développé des outils conceptuels (définitions, modèles), des pratiques (instruments) pour mesurer les caractéristiques des élèves en termes d'apprentissage plutôt qu'en termes généraux de fonctionnement cognitifs. D'une manière schématique, on peut dire que les styles d'apprentissage sont une application pratique et concrète des styles cognitifs ou encore une manifestation, dans un contexte spécifique, des styles cognitifs, définis à un niveau plus général. Le style d'apprentissage se distingue du style cognitif en ce qu'il apparaît comme un concept plus englobant, dans la mesure où il prend en compte les aspects affectifs, physiologiques et sociologiques tandis que le style cognitif ne s'attache qu'à la dimension cognitive.

« Les styles d'apprentissage sont des caractéristiques cognitives, affectives et physiologiques indiquant de façon relativement stable comment les apprenants perçoivent, répondent à et interagissent avec l'environnement d'apprentissage » Keefe [61]. La distinction entre style cognitif et style d'apprentissage se fait en termes de partie et de tout. Le style d'apprentissage englobe le cognitif, l'affectif et le physiologique. Le style cognitif est donc une composante du style d'apprentissage. Il caractérise la manière d'un individu de traiter l'information relevant des domaines de la perception, de la cognition, de la mémoire et de la résolution de problème.

4. Les styles d'apprentissage comme expression d'une pédagogie différenciée

Dans le Chapitre précédent nous avons présenté le contexte général de la formation à distance et souligné que l'abandon est une problématique au cœur de la formation à distance. Nous avons également, à travers quelques écrits issus de la littérature scientifique, mis en évidence les différents motifs de l'abandon et parmi ceux-ci l'absence de prise en compte du style d'apprentissage.

Suivre une formation en ligne requiert des aptitudes particulières telles que : identifier le dispositif de communication à distance dans lequel on se situe, choisir en

fonction de la situation un mode de communication synchrone ou asynchrone, évaluer et gérer le temps d'utilisation d'un média, formuler linguistiquement le problème rencontré, savoir se débrouiller seul en situation complexe mais aussi collaborer, s'orienter dans les contraintes et les nécessités multiples, distinguer l'essentiel de l'accessoire, ne pas se noyer dans la richesse des informations, faire les bons choix selon de bonnes stratégies, gérer correctement son temps et son agenda, fixer son propre cadre de travail car, comme le précise c'est sans doute ce qui est le plus difficile dans la formation en ligne et c'est pourtant ce qui est présenté comme la suprême liberté. Cet ensemble d'aptitudes, et il en manque certainement, le degré de compétences requis pour suivre une formation en ligne. Cette capacité de gestion le plus souvent métacognitive, autrefois exigée des cadres supérieurs, devient un préalable pour tous alors qu'elle est faible ou absente chez une majorité d'individus.

Or, la situation d'auto-apprentissage, au cœur même des formations à distance, est précisément ce qui concentre nombre des variables liées à l'abandon que nous avons précédemment identifiées. La situation d'auto-formation place l'apprenant dans une situation inhabituelle par rapport à son expérience de formation initiale en présentiel, et la pousse vers l'autonomie. L'auto-formation devient alors, dans la plupart des situations de formation, synonyme « d'autonomisation » de l'apprenant. Or il y a là une étrangeté évidente, car si l'autonomie relève du pouvoir de soi sur soi-même, elle ne peut se décréter, et encore moins être imposée. Cette autonomie requise doit bien évidemment être relativisée en fonction des différentes institutions de formation à distance, mais il n'en reste pas moins vrai qu'elle reste au cœur des processus d'ingénierie pédagogique.

L'une des voies mises en avant pour favoriser l'autonomie de l'apprenant est de concevoir des environnements d'apprentissage susceptibles de rencontrer les styles d'apprentissage des apprenants à distance. Car la prise en compte du style d'apprentissage de l'apprenant dans le processus d'enseignement favorise et optimise la persévérance et la réussite des apprenants. Plus encore, et à la suite d'autres chercheurs nous présumons une relation entre le style d'apprentissage des apprenants à distance et leur performance scolaire dans les environnements d'apprentissage. Nous nous situons ainsi à la suite de Cano et Porter (1997) [84] et Cano (1999) [85] qui ont établi une correspondance entre les styles d'apprentissage et la performance académique

d'apprenants à distance. La connaissance du style d'apprentissage de l'apprenant est donc un élément déterminant pour l'optimisation des formations en ligne et par conséquent de l'apprentissage en tant que tel. Sarasin (1999) [86] insiste d'ailleurs sur la nécessité que les enseignants et concepteurs de cours fassent converger non seulement les activités et le contenu du cours avec les styles d'apprentissage des apprenants, mais adaptent également les techniques, les styles d'enseignement, à ces styles spécifiques.

Ainsi si l'on souscrit à l'hypothèse que les apprenants ont des styles d'apprentissage différents, un environnement d'apprentissage flexible devrait donc proposer des stratégies d'apprentissages adéquates. La solution semble alors couler de source, et consisterait donc à proposer des environnements d'apprentissage susceptibles de prendre en compte ces préférences d'apprentissage. L'idée selon laquelle les systèmes d'apprentissage devraient être conçus de façon à répondre aux besoins et aux styles des apprenants n'est pas nouvelle. Elle est issue des théories et des principes dérivés du cognitivisme, et notamment du constructivisme, qui considèrent que l'élément central de tout système d'apprentissage est l'utilisateur. La présente recherche vise donc non seulement à identifier les styles d'apprentissage des apprenants à distance mais également à vérifier une relation présumée entre style d'apprentissage et rendement académique. Nous nous inscrivons ici de plain-pied dans les préoccupations qui sont celles de la pédagogie différenciée. Car l'émergence d'un possible lien entre style d'apprentissage et performance d'apprentissage nous conduirait naturellement à proposer des parcours d'apprentissage différenciés et adaptés aux différents styles des apprenants, et ce à des fins d'optimisation du processus d'apprentissage dans les formations en ligne.

La finalité visée est donc au moins double. D'une part, elle s'adresse directement aux enseignants, concepteurs, tuteurs et professeurs de ces environnements, et cherche à souligner la nécessité d'élaborer et d'offrir des parcours de formation variés. Mais elle s'adresse également aux apprenants comme facteur de motivation à travers une meilleure compréhension de leurs propres mécanismes d'apprentissage, et comme facteur d'optimisation des démarches d'apprentissage, notamment dans le cadre du travail collaboratif.

5. Le modèle de Kolb

Le modèle de Kolb a permis de mettre en rapport les styles d'apprentissages et l'orientation aux études

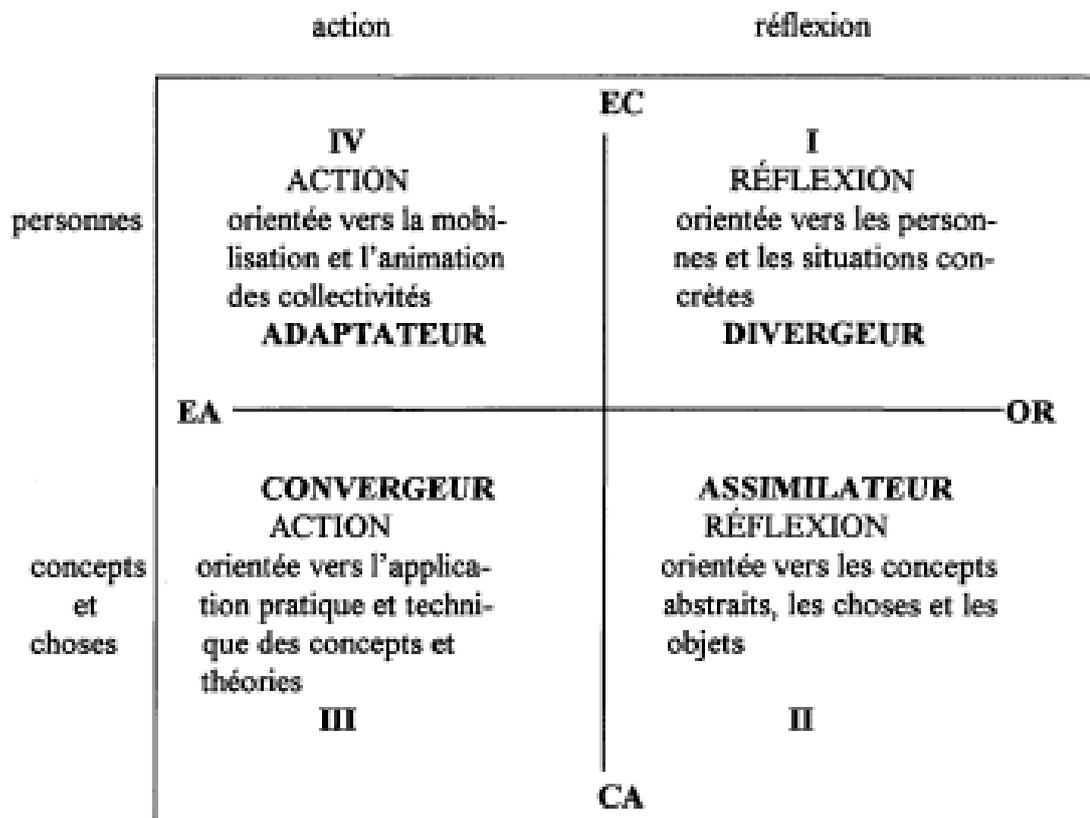


Figure 2-1 Le modèle de Kolb. [70]

5.1. Test d'évaluation des styles d'apprentissage de Kolb

Cet instrument a été traduit, révisé et adapté par Gauthier et Poulin (1984), sous l'appellation Inventaire du procédé personnel d'apprentissage (JPPA), version II, au Service de psychologie et orientation de l'Université de Sherbrooke. Il est tiré de la version de Kolb (1976), Learning Style Inventory: Self Scoring Test. Il s'agit d'un test sémantique différentiel contenant 36 énoncés regroupés en 9 groupes de 4 énoncés, et dont chacun décrit un comportement particulier en situation d'apprentissage. Il mesure l'utilisation qu'un sujet fait de chaque mode de l'apprentissage expérientiel décrit dans le modèle de Kolb.

5.2. L'apprentissage expérientiel et ses composantes

Nous allons nous inspirer des travaux de Gauthier et Poulin, précités, pour expliquer ce qu'est l'apprentissage expérientiel. Il est constitué de quatre phases successives qui forment un cycle. Qui dit cycle, dit implicitement répétition à l'infini. La personne qui apprend de façon efficace passe plus ou moins consciemment par chacune des phases illustrées dans ce qui suit :

5.2.1. Le mode EC (expérience concrète, implication)

C'est le point de départ du processus d'apprentissage. Le sujet s'implique dans la démarche d'apprentissage selon une motivation intrinsèque. Ce type de motivation est provoqué par une situation, des faits ou événements qui font problème et auxquels il a le désir de trouver une solution. Ainsi, le sujet devra être engagé directement dans une expérience véritable, intéressé personnellement par la situation à l'étude ou le problème, stimulé par la situation présentée et enfin initiera lui-même la démarche d'apprentissage pour passer à la seconde étape et aux étapes ultérieures.

5.2.2. Le mode OR (observation réfléchie, analyse)

Le sujet passe à l'analyse des données de l'expérience concrète. Après avoir observé des faits de l'expérience vécue, il réfléchit à leur signification en les considérant sous différentes perspectives. Pour ce faire, il peut utiliser ses sources internes de données expérientielles (exploration de l'expérience immédiate et référence aux expériences antérieures) ou ses sources externes (expérience immédiate des autres personnes placées dans la même situation, expériences analogues présentées dans des documents écrits ou audio-visuels). Cela va lui permettre de réfléchir, analyser, déduire et induire adéquatement. La pensée organise, comprend et interprète le matériel reçu.

5.2.3. Le mode CA (conceptualisation abstraite, synthèse)

Le sujet s'applique à faire la synthèse des éléments dégagés par l'analyse entreprise à l'étape précédente, en établissant un ordre d'importance parmi les éléments identifiés, en faisant ressortir les liens entre les éléments de même nature et finalement en cherchant à identifier les causes de la problématique observée. Il cherche à cerner le « noeud du

problème » en dégagant des concepts et en les schématisant ou en appliquant des modèles théoriques susceptibles de représenter le fruit de ses observations et réflexions. La personne devient apte à comprendre et expliquer certains phénomènes, à tirer des conclusions précises. Ceci constitue un effort de créativité personnelle qui rend plus significatif l'apprentissage.

5.2.4. Le mode EA (expérimentation active, application)

Le sujet qui apprend confronte ses conceptions théoriques avec la réalité. Il cherche à appliquer ses connaissances de façon à résoudre des problèmes pratiques. Ainsi, il vérifie la validité de ses conclusions théoriques quant aux causes des problèmes, aux caractéristiques des processus et aux conséquences prévisibles. L'apprenant doit se montrer attentif aux résultats observables de son expérimentation et être disposé à réviser ses conceptions lorsque son expérimentation ne produit pas les résultats attendus. L'expérimentation active le prépare à envisager de nouvelles expériences concrètes et à se sensibiliser à de nouvelles facettes des phénomènes impliqués, de manière à faire des cycles d'apprentissage plus profitables. Il s'agit donc d'un processus qui lorsque complété à travers ses 4 étapes déborde le cadre scolaire et permet d'apprendre non seulement à l'école, mais dans la vie à travers les différents événements qui la ponctue.

5.3. Le questionnaire et son interprétation

C'est l'étape 1 de l'inventaire du procédé personnel d'apprentissage (IPPA). L'inventaire permet d'identifier diverses caractéristiques de la façon d'apprendre et plus précisément des modes et du style particulier d'apprentissage. Il comprend 9 groupes de 4 mots chacun. Dans chaque groupe l'on doit assigner une pondération différente de 1 à 4 à chacun des 4 mots. Un 4 est attribué au mot qui décrit le mieux la manière habituelle de procéder quand l'on cherche à apprendre ou à résoudre un problème et 1 à celui qui caractérise le moins bien la manière de faire habituelle. Il est important d'assigner une pondération différente à chacun des 4 mots de chaque groupe. De plus, il faut mettre un pointage à tous les mots, aucune case ne devant rester vide. Nous sommes donc ici en présence d'une échelle ordinale.

Les réponses doivent être spontanées. Il n'y a pas de bonne ou mauvaise réponse et il est convenu de ne pas ajouter de commentaire explicatif sur le sens à accorder aux mots contenus dans le test. Les neuf groupes du questionnaire sont présentés à la page suivante. Une fois les réponses entrées dans la feuille réponse, il importe de procéder à la compilation des résultats. Les deux valeurs X, Y sont calculer, et dans un espace a deux dimensions en vas trouver a quel style appartient chacun des étudiants qui ont fait le test.

5.4. Description des 4 styles de kolb

Il est utile de connaître sa caractéristique dominante ou son style principal d'apprentissage et les descriptifs qui s'y rapportent. Nous allons donc les énumérer dans les lignes suivantes.

5.4.1. Le profil du divergeur

Ses deux modes privilégiés sont sa capacité de participation sociale (EC) et d'observation reflexive (OR). L'imagination constitue sa principale ressource et lui permet d'analyser les faits selon différentes perspectives, d'exceller dans les remue-ménages, d'inventorier avec beaucoup de créativité les diverses utilisations d'un objet par exemple. Les divergeurs vont d'abord s'intéresser aux personnes et situations sociales car ils ont besoin d'interagir avec d'autres. Ils ont des intérêts culturels variés et sont attirés par les sciences humaines. C'est le style typique des conseillers, agents de développement, administrateurs du personnel, professionnels aidants.

5.4.2. Le profil de l'assimilateur

Ses deux modes privilégiés sont l'observation réfléchie (OR) qui l'apparente au divergeur et la conceptualisation abstraite (CA). Sa capacité de conception de modèles théoriques constitue sa principale ressource. Il peut élaborer des notions à partir des phénomènes observés et intégrer plusieurs observations disparates. Il assimile plusieurs théories qu'il utilise pour donner des explications aux phénomènes qui l'intéressent. Les concepts abstraits l'intéressent davantage que les personnes et en plus il se soucie peu de l'applicabilité de ses modèles théoriques. Pour lui, seule compte une théorie vraisemblable et cohérente. Il est intéressé par les sciences pures, spéculatives, fondamentales plutôt que les par les sciences appliquées et la technologie.

5.4.3. Le profil du convergeur

Ses deux modes privilégiés sont la conceptualisation (CA) et l'expérimentation active (EA). Il est aux antipodes du divergeur et sa plus grande force est l'application pratique des notions théoriques de manière à en vérifier la validité et/ou à en exploiter l'utilité. Il est très à l'aise dans les problèmes qui font appel à une seule réponse exacte et dans les examens objectifs. Il s'engage dans des raisonnements hypothético-déductifs de façon à organiser ses connaissances dans le but de résoudre des problèmes spécifiques. Les convergeurs préfèrent travailler seuls plutôt qu'en équipe, et la technologie les intéresse particulièrement. Les choses les intéressent plus que les personnes et ils s'orienteront habituellement vers les sciences appliquées, le génie ou les cours techniques.

5.4.4. Le profil de l'adaptateur

Ses modes privilégiés sont l'expérimentation active (EA) et l'expérience concrète (EC). Il a des aptitudes particulières pour l'exécution et la réalisation et aime mener à terme des projets complexes impliquant la participation de plusieurs personnes. Il excelle dans la prise de décision rapide, l'adaptation sur le champ et l'improvisation commandée par des circonstances particulières. Il subordonne les idées aux personnes et tend à solutionner les problèmes de façon empirique plutôt que rationnelle. Il tient plus compte des opinions des autres que de ses propres compétences. Bien qu'à l'aise avec les personnes, il tend à y être dépendant et à les manipuler pour arriver à ses fins. Ce sont des touches à tout qui sont destinés au monde des affaires, à la gestion et la coordination et aux relations publiques.

6. Conclusion :

Pour conclure ce chapitre sur le concept des différences individuelles à travers toutes ces lectures, il nous a été possible de dégager un outil pour mesurer le style d'apprentissage de nos étudiants, de façon à intégrer cette notion de style dans la formation de groupes d'apprentissage engagés dans un processus de résolution de problèmes. Il nous fallait un test facile d'accès pour tous les élèves, rapide à passer et facile d'interprétation. De plus il devait être fiable et autant que possible expérimenté et

adapté au contexte éducatif. L'outil retenu fut celui de David A. Kolb. Une citation de Carl Gustave Jung nous revient maintenant avec semble-t-il une importance accrue:

L'accomplissement d'un individu dans le sens de l'actualisation maximale de ses capacités à percevoir les stimuli de son environnement et à réagir de façon adéquate, existe lorsque celui-ci a atteint le plus haut degré d'intégration et d'expression de ses modes non dominants d'apprentissage.

Kolb insiste pour dire que chaque style a ses points forts et ses points faibles et qu'un individu accentue son style lorsqu'il fonctionne selon ses préférences naturelles. Ainsi, les prescriptions d'approches pédagogiques adaptées au style naturel des étudiants ne font qu'accentuer ce style. Pourtant ils n'atteindront la pleine actualisation de leur potentiel que lorsqu'ils auront intégré les modes d'apprentissage qui ne sont pas dominants chez eux. Alors que le style cognitif est considéré comme une réalité relativement stable, déterminée en bonne partie par son capital génétique, le style d'apprentissage constitue plutôt une réalité dynamique appelée à évoluer sous l'influence des facteurs présents dans l'environnement. Si nous voulons maintenant former des étudiants en doit tenir compte des styles d'apprentissage.

3

***Colonies de
fourmis***

Sommaire

01	Introduction.	55
02	Généralités sur les fourmis.	55
03	Définition des fourmis Artificielle	59
04	Historique	60
05	Les algorithmes de fourmis artificielles pour l'optimisation combinatoire.	62
06	Les algorithmes de fourmis artificielles pour la classification.	66
07	Autres domaines d'application.	71
08	Autres sources d'inspiration.	72
09	Conclusion.	73

Dans ce chapitre nous introduisons les fourmis et leurs techniques de reconnaissance du plus court chemin et d'organisation des cimetières, et nous passons aux différents algorithmes artificiels inspirés d'eux : d'optimisation ou de classification.

1. Introduction

Les petites créatures faibles que sont les fourmis, arrivent à résoudre collectivement des problèmes quotidiens nombreux et trop complexes pour une seule fourmi tels que : recherche de nourriture, construction du nid, division du travail et allocation des tâches entre les individus avec une organisation énormément organisée et structurée et sans aucune supervision. Les « algorithmes de fourmis artificielles » ont apparus et leur popularité est due à la facilité de la mise en œuvre et à la complexité des fonctions réalisables.

Les fourmis peuvent retrouver le plus court chemin entre leur nid et une source de nourriture grâce à un système de marquage de phéromones. Ce comportement naturel a été modélisé et transposé à la résolution de nombreux problèmes d'optimisation combinatoires. Les chercheurs ont exploité le comportement des fourmis pour fournir des algorithmes de classification pour lequel l'informatique classique n'a pas donné de solution satisfaisante.

2. Généralités sur les fourmis :

Avant de parler des fourmis artificielles nous devons d'abord voir les principales caractéristiques des fourmis réelles et de quelques-unes de leurs comportements qui susciteront un certain nombre de développements en informatique. L'étude des sociétés animales donne en effet un champ d'inspiration important pour la résolution de problèmes complexes.

2.1. L'intelligence collective des fourmis

De par la grande diversité des écosystèmes colonisés (des forêts vierges aux déserts), les fourmis offrent une grande diversité de comportements et de morphologies.

Cette diversité riche est une mine d'inspiration fascinante pour les systèmes informatiques. C'est ainsi que les capacités des fourmis en matière de coopération, de communication, de compétition et d'apprentissage, entre autres, peuvent être mises à profit pour la conception de robots ou d'algorithmes de résolution de problèmes.

Les principales caractéristiques des fourmis que l'on pourra retrouver dans des systèmes informatiques sont :

2.1.1. La communication

Les fourmis ont développé des *mécanismes de communication* très élaborés. Les communications interindividuelles entre fourmis sont de plusieurs types et varient d'une espèce à l'autre. Les principaux moyens de communication sont :

⊙ La communication tactile :

Lorsque deux fourmis se rencontrent, elles procèdent à quelque attouchement d'antennes ou de pattes, et se reconnaissent aussitôt comme membre de la même fourmilière.

⊙ La communication sonore :

Les fourmis peuvent également utiliser des stimuli vibratoires comme moyen de communication. Elles frappent les parois de la fourmilière avec leur abdomen pour prévenir les autres. Elles tapotent aussi leurs antennes pour ce parler. Ce signal est utilisé en fonction de l'espèce comme signal de détresse en cas de danger, comme signal de qualité de l'alimentation pour le recrutement pour une source de nourriture, comme signal de demande d'aide en cas où la nourriture trouvée est de grande taille.

⊙ La communication visuelle :

Développée chez certaines espèces, permet aux fourmis de retrouver leur chemin, guidé par des marqueurs visuels.

⊙ La communication chimique :

Les fourmis sont équipées de glandes produisant des phéromones, substances chimiques volatiles et odorantes qu'elles peuvent sentir par leurs antennes. Ce signal chimique porte l'information à la fois sur l'espèce, la société mais aussi la catégorie et le stade de développement auxquelles appartiennent les fourmis rencontrées. C'est en sécrétant cette substance qu'une fourmi éclaireuse marque le chemin qu'elle a utilisé et revient avertir ses pairs de la présence de nourriture ou d'un danger, ainsi que de sa localisation.

C'est le moyen de communication le plus efficace et plus utilisé par toutes les espèces de fourmis.

La communication chimique est la plus présente chez les fourmis. Elle présente les avantages suivants:

 La diversité des molécules pouvant intervenir permet de fournir des informations qualitatives

 La stabilité du signal pour une molécule peu volatile permet d'assurer une certaine permanence.

Par contre, les principaux inconvénients de la communication chimique sont les suivants :

 Elle n'offre que peu d'informations sur la direction

 Sa propagation est relativement lente et elle est peu adaptée pour la transmission de messages urgents ou pour l'intégration de deux stimulations successives sous une forme temporelle.

Plusieurs phéromones peuvent être utilisées et avec des concentrations différentes, constituant ainsi une sorte de langage chimique. Les principales manifestations du recrutement sont la recherche de nourriture, la construction du nid, la défense de la colonie et la migration vers de nouveaux sites de nidification.

2.1.2. La division du travail

Une des caractéristiques particulièrement intéressante est la capacité des sociétés d'insectes à se partager le travail. Les tâches que doivent accomplir les ouvrières sont en effet multiples :

 La recherche de nourriture

 La défense du nid

 L'entretien et la construction du nid

 L'entretien des larves et leur approvisionnement en nourriture.

Toutes ces activités, dont l'importance est variable dans le temps et l'espace, doivent être assurées simultanément pour la survie et le développement de la colonie. C'est essentiellement la flexibilité de l'organisation déployée par les fourmis qui nous intéresse. Il a été mis en évidence que certains groupes d'individus se spécialisent dynamiquement pour une tâche particulière. Cette dynamique peut être mise en œuvre pour un individu particulier : sa tâche de prédilection varie dans le temps, dans ce cas toutes les ouvrières sont potentiellement capables d'accomplir n'importe quelle tâche. On trouve aussi des spécialisations morphologiques, avec par exemple des variations de taille de un à dix à l'intérieur de la même espèce. Dans ce cas la dynamique est assurée par un contrôle des naissances sur chaque type de morphologie.

Cette capacité des fourmis peut générer des applications dans le domaine de la robotique mobile par exemple.

2.1.3. La construction du nid

L'architecture des nids construits par les fourmis est un exemple frappant de structure complexe. L'intérêt pour des modèles pouvant expliquer l'apparition de telles structures provient encore une fois de l'organisation distribuée qui est sous-jacente. Il n'y a pas, a priori, de contrôle centralisé, de coordination de niveau supérieur à l'individu. La structure émerge des interactions interindividuelles et avec l'environnement. La communication indirecte entre les individus est là encore mise à profit.

2.1.4. La quête de nourriture

La recherche de la nourriture (le *fourragement*) est une activité souvent plus dispersée spatialement que la construction du nid et qui peut aussi être mise en œuvre de façon très différente suivant les espèces de fourmis. Les stratégies de recherche de nourriture sont en effet extrêmement diversifiées. Par exemple à cause des différences de régime alimentaire : certaines espèces peuvent être spécialisées sur un unique type d'aliment. La communication peut avoir un impact important, en particulier pour les mécanismes de recrutement dont le

principal intérêt collectif est de rassembler les ouvrières sur les sources de nourriture rentables. D'un point de vue plus général, la communication mise en œuvre pour la recherche de nourriture peut être considérée comme une forme de mémoire collective quand elle s'appuie sur la modification de l'environnement telle que l'utilisation des phéromones.

Même les stratégies de fourragement les plus simples sont une source d'inspiration intéressante pour les systèmes artificiels.

2.2. Capacités individuelles des fourmis

Les capacités individuelles des fourmis peuvent servir de modèle à des systèmes artificiels tant leur adaptation à leur environnement peut être efficace. Nous citons par exemple les points suivants :

 Individuellement, une fourmi possède certaines capacités d'apprentissage, et notamment quand elle se déplace autour du nid.

 Du point de vue physique, certaines espèces ont des capacités étonnantes comme les fourmis *Gigantiops destructor* capables de faire des bonds impressionnants et dotées de capacités visuelles inhabituelles ce qui les a rendues difficiles à observer



La plupart des caractéristiques qui intéressent l'informatique sont cependant collectives. Les caractéristiques individuelles ne sont évidemment pas une particularité des fourmis mais de tous les organismes vivants ayant un souci de survie.

3. Définition des fourmis Artificielle:

Les fourmis artificielles sont une entité simple dotée d'un comportement similaire ou étendu à celui de la fourmi réelle. Ce comportement doit être élémentaire, restreint et donc facile à programmer. A l'intérieur d'une colonie, les fourmis sont concurrentes et asynchrones, elles coopèrent inconsciemment ensemble pour la résolution du problème considéré. Les fourmis artificielles communiquent entre elles indirectement (par exemples

par dépôt de traces de phéromone artificielle) qui représente la mémoire collective de la colonie. Elles ont été de plus enrichies des contraintes et de comportement qu'on ne trouve pas dans leurs semblables réelles mais qui sont spécifiques au problème qu'elles résolvent.

La fourmi artificielle se présente sous la forme d'un ensemble de procédures qui définissent son comportement. Celui-ci est très semblable à celui de la fourmi naturelle.

Le code qui définit leur comportement permet aux fourmis artificielles de se déplacer dans l'espace combinatoire formé par les différents éléments qui peuvent être utilisés pour le problème à résoudre. Pour utiliser un vocabulaire informatique, nous dirons qu'elle construit une solution.

La mémorisation de ces déplacements donne la forme d'une solution pour l'optimisation ou nous aide pour la classification d'autre tas d'éléments semblable.

4. Historique

1959, Pierre-Paul Grassé invente la théorie de la stigmergie pour expliquer le comportement de construction du nid chez les termites [87]

1983, Deneubourg et ses collègues étudient le comportement collectif des fourmis [88]

1988, Moyson et Manderick présentent un article sur l'auto-organisation chez les fourmis [89]

1989, travaux de Goss, Aron, Deneubourg et Pasteels, sur le comportement collectifs des fourmis Argentines, qui donneront l'idée des algorithmes de colonies de fourmis [90]

1989, implémentation d'un modèle de comportement de recherche de nourriture par Ebling et ses collègues [91]

1991, M. Dorigo propose le Ant System dans sa thèse de doctorat (qui est publiée qu'en 1992) [92]

1995, Bilchev et Parmee publient la première tentative d'adaptation aux problèmes continus [93]

1996, publication de l'article sur le Ant System par Dorigo, Maniezzo et Colorni [94]

1996, Stützle et Hoos inventent le MAX-MIN Ant Sytem [95]

1997, Dorigo et Gambardella publient le Ant Colony System [96]

1997, Schoonderwoerd et ses collègues conçoivent la première application aux réseaux de télécommunications [97]

1997, Martinoli et ses collègues s'inspirent des algorithmes de colonies de fourmis pour le contrôle de *robots* [98]

1998, Dorigo lance la première conférence dédiée aux algorithmes de colonies de fourmis [99]

1998, Stützle propose les premières implémentations parallèles [100]

1999, Bonabeau et ses collègues font paraître un livre traitant principalement des fourmis artificielles [101]

1999, premières applications pour le routage de véhicule, l'assignement quadratique, le sac à dos multi-dimensionnel

2000, numéro spécial d'une revue scientifique sur les algorithmes de colonies de fourmis [102]

2000, premières applications à l'ordonnancement, l'ordonnancement séquentiel, la satisfaction de contraintes

2000, Gutjahr donne la première preuve de **convergence** pour un algorithme de colonies de fourmis [103]

2001, première utilisation des algorithmes de colonies de fourmis par des entreprises (Eurobios et AntOptima)

2001, Iredi et ses collègues publient le premier algorithme multi-objectif [104]

2002, premières applications à la conception d'emploi du temps, les réseaux bayésiens

2002, Bianchi et ses collègues proposent le premier algorithme pour problème stochastiques [105]

2004, Zlochin et Dorigo montrent que certains algorithmes sont équivalents à la descente stochastique de gradient, l'entropie croisée et les algorithmes à estimation de distribution [106]

2005, premières applications au repliement de protéines.

5. Les algorithmes de fourmis artificielles pour l'optimisation combinatoire :

Les fourmis arrivent à résoudre les différents problèmes d'optimisation liés à leur survie. Cette capacité naturelle a été simulé et transposé pour la résolution de divers problèmes d'optimisation combinatoire. Les premiers travaux dans ce sens sont ceux de Dorigo et ses collègues qui ont simulé le comportement collectif de fourrage observé chez les fourmis réelle et l'ont appliqué pour traiter le problème du voyageur de commerce (PVC).

5.1. Inspiration biologique :

Dans la nature, les fourmis utilisent la stigmergie ou le fourrage pour mener à bien la tâche de recherche de nourriture. En se déplaçant de leur nid à la recherche d'une source de nourriture, la fourmi laisse sur le chemin qu'elle emprunte une substance chimique de nature volatile appelée « phéromone ». Par ce marquage naturel, elle incite ses collègues à suivre le même chemin. Au début, les fourmis explorent différents chemins en effectuant des déplacements aléatoires. Une fois qu'un chemin intéressant (menant à une source de nourriture) est découvert, elles y déposent une quantité de phéromone renforçant ainsi son importance et la probabilité d'être choisie par d'autres fourmis de la colonie. D'un autre côté, les mauvais chemins auront tendance à être oublié et disparaît avec l'évaporation de la phéromone. Ce procédé assure que pendant le fourrage pour la nourriture, les fourmis utilisent la voie d'accès la plus courte car elle sera la plus imprégnée par la phéromone.

5.2. Les expériences sur les fourmis réelles :

Pour bien comprendre ce comportement, des chercheurs tels que Deneubourg et ses collègues [107] ont mené différentes expériences et ont permis l'élaboration d'un modèle comportementale mathématique qui a permis la naissance d'un panel d'algorithmes d'optimisation qui a connu un grand succès.

En se basant sur les travaux de Deneubourg, Dorigo et ses collègues furent les premiers à modéliser le comportement de fourrageage et à l'appliquer pour résoudre le problème du voyageur de commerce (PVC) [92] [108]. Cette première modélisation est devenu très populaire et a donné naissance à une panoplie de nouveaux algorithmes appliqués à d'autres types de problèmes pour lesquels il est difficile de trouver de une solution exacte.

Le problème du voyageur de commerce (PVC) consiste à trouver un chemin Hamiltonien dans un graphe complètement connecté. Il s'agit pour un voyageur de commerce de trouver le chemin le plus court pour visiter une et une seule fois chacune des n villes dans les quelles il doit se rendre. L'espace de recherche et l'ensemble de combinaisons possible de n villes. Il s'agit sans doute du problème d'optimisation combinatoire NP-complet le plus utiliser comme test pour les nouvelles méthodes d'optimisation.

5.3. L'algorithme Ant System (AS) :

Ant System (AS) est le premier algorithme de fourmi reposant sur le comportement de fourrageage des fourmis et appliqué pour la résolution du problème du voyageur de commerce (PVC) où le but est de trouver le plus court chemin permettant de relier un ensemble de villes [92].

L'algorithme général est relativement simple et repose sur un ensemble de fourmis, chacune parcourant un trajet parmi ceux possibles. A chaque étape, la fourmi choisit de passer d'une ville à une autre en fonction de quelque règle :

-  Elle ne peut visiter qu'une fois chaque ville.
-  Plus une ville est loin, moins elle a de chance d'être choisie (la visibilité).

Plus l'intensité de la piste de phéromone disposée sur l'arête entre deux villes est grande, plus le trajet aura de chance d'être choisi.

Une fois son trajet terminé, la fourmi dépose, sur l'ensemble des arêtes parcourues, plus de phéromones si le trajet est court.

Les pistes de phéromones s'évaporent à chaque itération.

C'est pourquoi l'utilisation de l'algorithme « Ant System » pour optimiser le problème du voyageur de commerce se base sur :

Une fourmi choisit un trajet et trace une piste de phéromone.

L'ensemble des fourmis parcourt un certain nombre de trajets, en déposant une quantité de phéromone proportionnelle à la qualité du parcours.

Chaque arête du meilleur chemin est plus renforcée que les autres.

L'évaporation fait disparaître les mauvaises solutions.

Les bons résultats obtenus par AS pour la résolution du PVC ont encouragé les chercheurs au développement d'autres algorithmes basés fourmis en introduisant un certain nombre d'extensions.

Dans la suite, nous présentons les deux variantes d'AS les plus connues :

5.4. Ant Colony System « ACS »

L'algorithme « Ant Colony System » a été introduit par Dorigo et Gambardella [96] pour améliorer la performance d'AS. ACS est basée essentiellement sur AS mais se distingue de lui par les points suivants :

Le déplacement de la fourmi suit une autre règle de transition dite règle proportionnelle pseudo-aléatoire.

Deux méthodes sont utilisées pour la mise à jour : une mise à jour locale est effectuée à chaque fin de cycle d'une fourmi et une mise à jour globale est faite une fois que toutes les

fourmis ont terminé leurs cycles. Seule la fourmi qui a trouvé la meilleure solution est autorisée à renforcer la phéromone sur tous les arcs constituant son tour.

La mise à jour globale évite de se bloquer dans des solutions optimales (minimums locaux). Tandis que la mise à jour locale a pour effet de réduire l'interactivité des arcs déjà visités par d'autres fourmis et donc de favoriser l'émergence d'autres solutions que celle déjà trouvée par d'autres fourmis.

5.5. Max-Min Ant System

Dans [95] Stützle et Hoos introduisent l'algorithm MMAS. Les modifications introduites concernent :

 L'utilisation de deux constantes T_{min} et T_{max} comme borne inférieure et supérieure à la quantité de phéromone présente sur les arcs du graphe. Ces deux valeurs permettent de limiter les variations des taux de phéromone et évitent ainsi que certains arcs soient totalement délaissés au profit d'autres.

 Les quantités de phéromones sont initialisées à la valeur maximale T_{max} .

 La mise à jour des traces de phéromones n'est autorisée que par la fourmi ayant trouvé la meilleure solution.

Les résultats obtenus par ACS sur le PVC sont les meilleurs obtenus par les heuristiques à base de fourmis sans toutefois dépasser les meilleurs heuristiques dédiés à ce problème.

Toutes les variantes ont été regroupées sous une description plus large : l'algorithme « Ant Colony Optimisation » ACO, afin de faciliter le rapprochement des méthodes entre elles et de soustraire aux spécificités du PVC. Dans cet effort de généralisation, on peut noter l'introduction d'un processus « reine » visant à coordonner et superviser le travail des fourmis [109].

5.6. Domaines d'application

Les bonnes performances des algorithmes de fourmi obtenus lors de leurs applications au PVC ont poussé les chercheurs à les utiliser dans d'autres domaines d'applications.

On peut citer :

-  Affectation quadratique [110] [111]
-  Problème de coloration de graphe [112]
-  Problème de routage [113]
-  Les réseaux de communication [114]
-  Problème d'ordonnement [115]
-  Problème de satisfaction de contraintes [116]
-  La fouille de donnée
-  Optimisation de site d'enseignement en ligne (e-learning)

6. Les algorithmes de fourmis artificielles pour la classification :

Les algorithmes de classification automatique sont un autre type d'algorithmes inspirés de comportements collectifs observés chez les fourmis : le tri collectif de couvains ou la constitution de cimetières. Les premiers travaux dans ce domaine ont été ceux de Deneubourg et son équipe [107], se basant sur une colonie de fourmis artificielles qui se déplacent aléatoirement sur une grille rectangulaire et sont capables de ramasser et de déposer des objets présents sur une grille dans le but de les regrouper selon un critère de similarité. Ces travaux ont été par la suite améliorés et étendus à différents domaines d'application.

6.1. Inspiration biologique

Certains travaux ont montré que certaines espèces de fourmis parviennent à organiser divers éléments du couvain tels que les œufs, les larves [107]. Ce comportement est basé sur deux règles simples mais suffisantes pour former des tas d'éléments de même type et qui sont les suivantes :

☞ Lorsqu'une fourmi rencontre un élément du couvain, plus cet élément est isolé, plus elle a de chance de le ramasser ;

☞ Lorsqu'une fourmi transporte un élément du couvain, la probabilité qu'elle le dépose est d'autant plus grande que la densité d'éléments de même type dans le voisinage est grande.

6.2. Modèles du tri du couvain et application à la classification de données

Ces observations ont conduit à différentes modélisations qui avaient pour objectif de simuler et de reproduire ce comportement collectif et auto-organisé des fourmis afin de les appliquer par la suite à d'autres types d'applications.

L'origine des algorithmes de classification par les fourmis est due aux recherches entreprises par Deneubourg et son équipe. Lors des expériences de simulation, les objets à classer et à rassembler sont placés aléatoirement sur une grille à deux dimensions. Les fourmis sont placées aussi aléatoirement sur la grille. Chaque fourmi n'a qu'une perception locale de son environnement et a pour tâche de déplacer les objets en fonction de la concentration des objets de même type dans leur environnement proche appelé « voisinage ».

Le principe est de regrouper les objets similaires en des groupes sur une grille. Chaque fourmi peut prendre un objet avec une probabilité en fonction de sa similarité avec les objets présents dans son voisinage et le dépose selon la même probabilité. Après un certain nombre d'itérations, des groupes d'objets similaires se forment sur la grille. La principale

caractéristique de ces algorithmes est leur coté non supervisé. Les opérations de dépôt et de ramassage des objets sont biaisées par des probabilités.

Comme on le constate le mécanisme de rétroaction positive est présent mais agit d'une manière différente. Les fourmis ne communiquent plus par trace de phéromones mais c'est la distribution des objets sur la grille qui est à la base de leur communication et coopération indirecte.

Cet algorithme de classification par les fourmis a trouve ses premières applications en robotique collective.

6.3. Modèle de Lumer et Faieta

L'algorithme proposé par Deneubourg a été repris et étendu par Lumer et Faieta [117] pour la classification des données numériques. Les extensions introduites concernent en particulier les points suivants :

-  Les données sont représentées par des vecteurs de caractéristiques (numériques).
-  La similarité entre deux données est mesurée comme une distance euclidienne entre leur vecteur de caractéristiques.
-  La fourmi est capable de percevoir une région de cases autour de sa position courante sur la grille.

La figure suivante représente un exemple de grille utilise dans l'algorithme de Faieta et Lumer. Les objets sont représentés par des cases de deux motifs d'écrivant leurs types et le rectangle en trait épais est la région perçue par la fourmi.

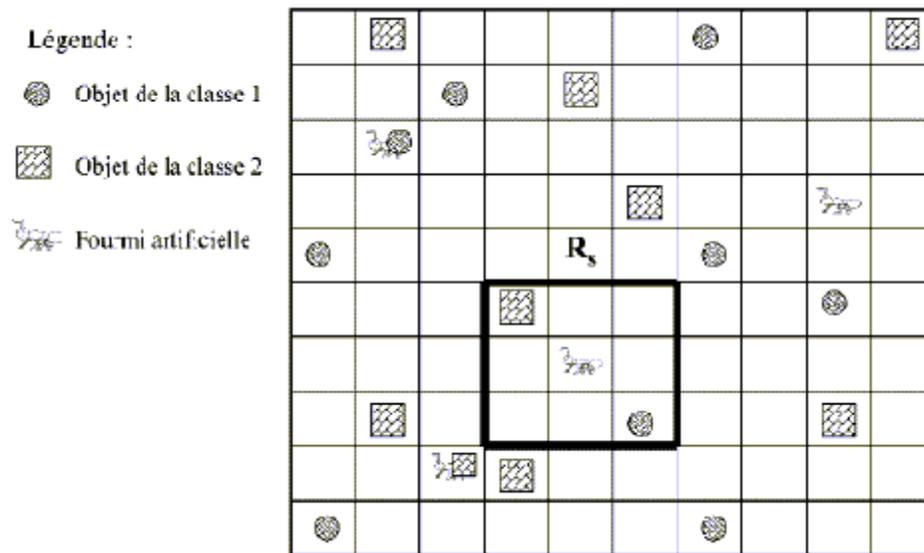


Figure 3-1 Grille de classification de Lumer et Faieta [117]

Les résultats obtenus ont montré que l'algorithme génère un nombre de classes qui est très souvent très éloigné du nombre réel de classes. Afin de remédier à cela, Lumer et Faieta ont introduit trois extensions au comportement de base des fourmis artificielles :

🐜 Les fourmis se déplacent sur la grille avec une vitesse propre à chacune d'elles comprise entre 1 et 6. Les fourmis les plus rapides sont moins sensibles aux dissimilarités entre deux objets, ce qui permet de diminuer le nombre de classes générées.

🐜 Chaque fourmi possède une mémoire à court terme lui permettant de se souvenir des positions des m derniers objets classés. Si une fourmi transporte un objet, elle cherche dans sa mémoire l'objet déjà classé qui est le plus proche de celui qu'elle transporte. Si elle le trouve, elle se déplacera (avec une certaine probabilité) vers ce nouvel emplacement pour y déposer son objet.

🐜 Si au bout d'un certain nombre d'itérations la fourmi ne fait plus aucun déplacement elle peut détruire un groupe en ramassant l'objet le plus éloigné du groupe.

6.4. L'algorithme AntClass :

En se basant sur les travaux de Lumer et Faieta, Monmarche proposa un nouvel algorithme de classification AntClass [118]. AntClass utilise :

 Une colonie de fourmis artificielles qui se déplacent sur une grille toroïdale carrée afin d'éviter les effets de bords.

 La taille de la grille est calculée automatiquement en fonction de la taille des objets à classer.

 Chaque fourmi a la capacité de transporter plusieurs objets à la fois et de placer un tas d'objets sur une seule case de la grille.

 La localisation et l'extraction des classes est plus facile et plus fiable que dans le modèle de Lumer et Faieta.

Cette façon de procéder permet une extraction plus facile et plus des classes. De plus, AntClass est une hybridation de l'algorithme stochastique de fourmis et de l'algorithme déterministe de classification le K-means afin d'accélérer la convergence vers une partition stable. AntClass comporte deux exécutions successives d'un motif constitue d'une application de l'algorithme de fourmis suivi de l'algorithme K-means. Les fourmis génèrent une partition initiale de bonne qualité qui sera par la suite raffinée par K-means. AntClass a été teste sur des bases de données réelles et les résultats obtenus sont significatifs.

Dans [119] Kanade et Hall reprennent les travaux de Monmarche et combinent l'algorithme de fourmis qu'il a proposé avec l'algorithme classique de classification FCM (fuzzy c-means). Dans une première étape, l'algorithme de fourmis est utilisé initialement pour fournir une première classification qui sera par la suite raffinée en utilisant l'algorithme FCM. Dans une seconde étape, les centres de classes obtenus par FCM sont considères comme de nouveaux objets a classés. Ces derniers seront par la suite déplacés et fusionnes par les fourmis. A la fin, les classes obtenues par l'algorithme de fourmis sont une autre fois raffinée par l'algorithme FCM.

7. Autres domaines d'application :

La simplicité de l'implantation des algorithmes de fourmis artificielles et les bons résultats obtenus pour la classification des données ont incité d'autres auteurs à les appliquer pour la résolution d'autres problèmes de classification. Parmi ces travaux, on peut citer :

 Le travail de Kuntz et Sneyer pour le partitionnement de graphe [120]. Les fourmis et les sommets du graphe sont placés aléatoirement sur la grille rectangulaire. Les fourmis regroupent les sommets en fonction de la topologie du graphe. Les résultats obtenus ont été évalués en calculant une mesure de l'entropie et le pourcentage de sommets mal classés.

 La classification de documents, Ramos et al [121] ont étendu les travaux de Deneubourg, Lumer et Faieta en proposant leur algorithme ACluster pour la classification de mots dans des documents. ACluster utilise les traces de phéromones comme moyen de communication entre les fourmis et comme mémoire commune à toutes les fourmis du système de classification. Si une classe disparaît de la grille, la phéromone tend à s'évaporer dans sa direction, ce qui permet d'éviter que les fourmis se dirigent vers des directions non intéressantes.

 Ce travail a été repris par Abraham et Ramos [122] et appliqué dans le domaine de l'internet.

 Handel propose une variante de l'algorithme de Lumer et Faieta pour la recherche visuelle de documents pour les moteurs de recherche sur internet. Les modifications introduites concernent en particulier l'adaptation de la valeur du paramètre en fonction du taux de ramassage et de dépôt d'objets par les fourmis et l'utilisation d'un processus de diversification nommé « stagnation control » afin d'accélérer la convergence. De plus les classes d'objets sont obtenues en appliquant un algorithme hiérarchique.

8. Autres sources d'inspiration

En plus du modèle du tri de couvain, il existe dans la littérature, d'autres modèles de classification automatique qui se placent aussi avec les précédents travaux sur les algorithmes de classification s'inspirant du comportement des fourmis réelles.

📖 Dans sa thèse Labroche a introduit un nouveau modèle à base de fourmis pour la classification utilisant le système d'identification chimique des fourmis. Dans la nature, les éthologistes ont montré que chaque fourmi arrive à reconnaître ses congénères qui appartiennent à sa colonie à partir d'une odeur coloniale qui est le fruit des apports génétiques, environnementaux et comportementaux. À partir de ce mécanisme d'identification un nouvel algorithme de classification a été proposé dans lequel chaque donnée est une fourmi dont l'odeur est déterminée par les valeurs prises par les attributs décrivant cette donnée. Les fourmis effectuent des rencontres aléatoires et décident qu'elles appartiennent ou non à la même classe en fonction de cette odeur.

📖 En s'inspirant toujours du comportement des fourmis, Azzag proposa dans [123] un nouvel algorithme de classification automatique qui trouve son origine dans la manière dont les fourmis réelles forment des structures vivantes est proposée. Il s'agit d'une méthode de classification hiérarchique distribuée qui simule la phéromone d'auto-assemblage observée chez les fourmis pour regrouper les données selon un arbre. Chaque fourmi représente une donnée à classer. À partir d'un point de support fixe sur lequel sont situées initialement les fourmis (répartition des données), ces dernières vont s'accrocher successivement au support, puis aux fourmis connectées au support, et ainsi de suite jusqu'à ce que, par exemple, une chaîne de passage soit construite entre deux points. Les fourmis se déplacent sur la structure vivante et s'accrochent sur celle-ci aux endroits les plus opportuns en fonction du but à atteindre (plus grande similarité avec les fourmis de la structure).

9. Conclusion

Les algorithmes à base de fourmis artificielles s'inspirent de comportement collectif des fourmis pour la résolution des problèmes d'optimisation combinatoires et de classification automatique. Chaque fourmi n'a qu'une perception réduite de son environnement et ne fait qu'agir/réagir au différent stimulus venant de son environnement.

La coordination du comportement de la colonie se base sur un processus stigmergie.

Les algorithmes de fourmis pour l'optimisation sont inspiré du comportement collectif observé chez les fourmis lors de leurs recherche d'une source de nourriture et leurs adaptation avec les différents changements de l'environnement. Afin d'améliorer la qualité des solutions et accélérer la convergence, les algorithmes de fourmis sont très souvent hybrides avec une méthode de recherche locale.

Les algorithmes de fourmis pour la classification non supervisée sont aussi un autre modèle inspire du comportement collectif observe chez les fourmis tels que le tri collectif de couvains, la reconnaissance chimique et l'auto-assemblage. Nous nous intéressons à ce type d'algorithmes dans notre travail.

4

Conception

Sommaire

01	Introduction.	77
02	Motivations.	77
03	Objectifs.	78
04	L'architecture du système.	80
05	Identification et représentation de cas d'utilisation.	90
06	Description et représentation des Scénarios.	91
07	Diagramme de classe.	100
08	Conclusion.	102

Dans ce chapitre nous expliquons la conception utilisée pour l'adaptation du parcours des utilisateurs de cours en ligne et ce pour diminuer le nombre d'abondant de ces derniers. En effet et en se basant sur les styles d'apprentissage comme outil d'extractions des caractéristiques, l'analyse du parcours et l'utilisation de l'algorithme AntClass.

1. Introduction

Nous présentons dans ce chapitre la conception de l'approche proposée dans le cadre de ce travail. La méthodologie utilisée consiste à suivre les étudiants dans leur apprentissage et qui passe par trois phases : la première est le test de Kolb pour la détection du styles d'apprentissage initiale puis en deuxième phase le prétraitement des données pour extraire les différentes caractéristiques en observant les différents comportements de l'utilisateur au cours d'une formation puis à la fin et en utilisant l'algorithme de AntClass pour classifier c'est-à-dire qu'on va changer les caractéristiques de ce dernier pour avoir le nouveau style d'apprentissage qui nous aidera à l'adaptation du cours à l'utilisateur spécifique.

Nous aborderons dans ce qui suit les motivations et les objectifs de cette approche, ensuite nous présenterons l'architecture du système en expliquant les techniques et les algorithmes utilisés dans chaque phase, après, nous présenterons les différents scénarios sur les trois phases, et nous terminerons par une conclusion.

2. Motivations

Pour plusieurs personnes, suivre une formation c'est :

-  Vouloir apprendre malgré l'âge,
-  Fuir les difficultés scolaires,
-  Ne plus faire face au jugement sur ses faibles performances scolaires,
-  Ne plus avoir de longs cours de théorie plates,
-  Avoir un cours à étudier dans leurs temps vide (n'interrompe pas leurs occupations habituelles)
-  D'être obligé d'être à l'école sous peine d'avoir une coupure dans ses prestations
-  Répondre à des exigences professionnelles
-  L'aide en ligne lorsque les apprenants rencontrent des difficultés
-  Pouvoir recevoir un salaire durant sa formation
-  Etc.

Ces raisons, sont les motivations d'un nombre significatif de participants à une formation. Mais la motivation majeure de notre travail est l'abondant de formation en ligne. Ce phénomène est dû à la difficulté trouvée dans le cours parce qu'il ne prend pas compte des caractéristiques relatives à l'apprenant. Les informations sur l'apprenant sont aussi des informations à préserver et à rendre opérationnelles sur toutes les plates formes d'apprentissage, de plus, leurs liens avec les objets pédagogiques (styles d'apprentissage).

Les systèmes de recommandations basés sur l'exploitation des profils des apprenants et leurs préférences permettent de déterminer quelles sont les ressources pertinentes pour un utilisateur en fonction de son style d'apprentissage et l'expérience des autres utilisateurs.

D'autre part, les techniques de datamining construisent des modèles analytiques qui découvrent des structures intéressantes et les tendances utilisant des informations sur le comportement des apprenants qui peut être utilisé par l'enseignant pour améliorer l'apprentissage. Nous avons choisi les algorithmes de fourmis pour la classification des utilisateurs et plus précisément à cause des valeurs approximatives tirées de l'analyse des parcours de l'utilisateur.

Pour les apprenants par exemple ayant le même style d'apprentissage, leur capacité de consommer des informations peut varier à cause de la dissemblance de leur niveau de connaissances (novice, moyen, avancé..) donc la présentation du cours doit être différente.

3. Objectifs

Notre objectif est d'implémenter une approche qui permet de rendre le système de recommandation (orientation vers un parcours adapter avec leurs styles spécifiques) plus performant et plus précis, et offre des recommandations personnalisées adaptées aux préférences des apprenants, et de minimiser la complexité de l'algorithme de recommandation utilisé pour les grosses bases de données.

Notre travail porte sur la conception d'un système à base de traces, donc nous allons essayer de suivre l'utilisateur (suivre la trace de son parcours) pour la détection du style d'apprentissage de l'apprenant et l'adaptation du cours suivant son style. Puisque ce dernier est une caractéristique changeable au cours d'une formation. La principale contribution est la

proposition d'une nouvelle démarche basée sur la concaténation du Test de Kolb et l'analyse du parcours Web de l'apprenant pour trouver les caractéristiques de chaque apprenant. Ces caractéristiques seront utilisées par l'algorithme de classification « AntClass », ce dernier est utilisé parce que le style du début (vecteur de caractéristiques) n'est pas bien déterminé et le calcul de ces caractéristiques nous donne des valeurs approximatives et malgré cela l'algorithme « AntClass » nous permet la classification de ces derniers à cause du calcul approximatif et la vitesse de fourmis qui diminue l'impact du non exactitude. Donc au cours d'une session d'apprentissage nous allons utiliser l'algorithme « AntClass » pour la classification des apprenants. Les objectifs en général des communautés doivent assurer :

-  L'exploitation des sources de connaissances ;
-  L'exploitation des compétences individuelles associées à chacun de ses membres afin de créer une connaissance spécifique à un problème à travers l'interaction des différentes connaissances des spécialistes ;
-  La gestion des connaissances pour qu'elles soient présentées au niveau individuel et collectif ;
-  La prise en charge des novices pour développer leur expertise ;
-  La participation des individus et leurs engagements ;
-  L'adaptation des interfaces au profil des membres et leur mode de coopération ;
-  La prise en considération des caractéristiques personnelles (temps disponible pour la participation, estime personnelle, représentation des compétences) ;
-  La disponibilité d'un environnement où l'on peut sentir la sécurité et la crédibilité ;
-  La recherche des personnes compétentes ;
-  L'expression des pratiques (comportement, règles, théorie personnelle).

4. L'architecture du système :

La Figure 4-1 présente l'architecture du système, qui passe par trois phases qui utilise les techniques mentionnées dont les données sont représentées par un fichier log qui contient l'historique et la trace de chaque apprenant, dans les bases des apprenants et des cours qui sont :

Une phase de détection du style d'apprentissage initial en utilisant le test de Kolb, puis une phase d'extraction des caractéristiques enfin une phase de regroupement en appliquant un algorithme de datamining. Chaque style regroupe des apprenants ayant un comportement d'apprentissage similaire, l'algorithme AntClass est utilisé pour cette classification pour retrouver le nouveau style d'apprentissage de l'apprenant selon leurs caractéristiques retiré de leurs profils et parcours, dont les cours spécifiques seront diffusés aux apprenants appartenant au même style.

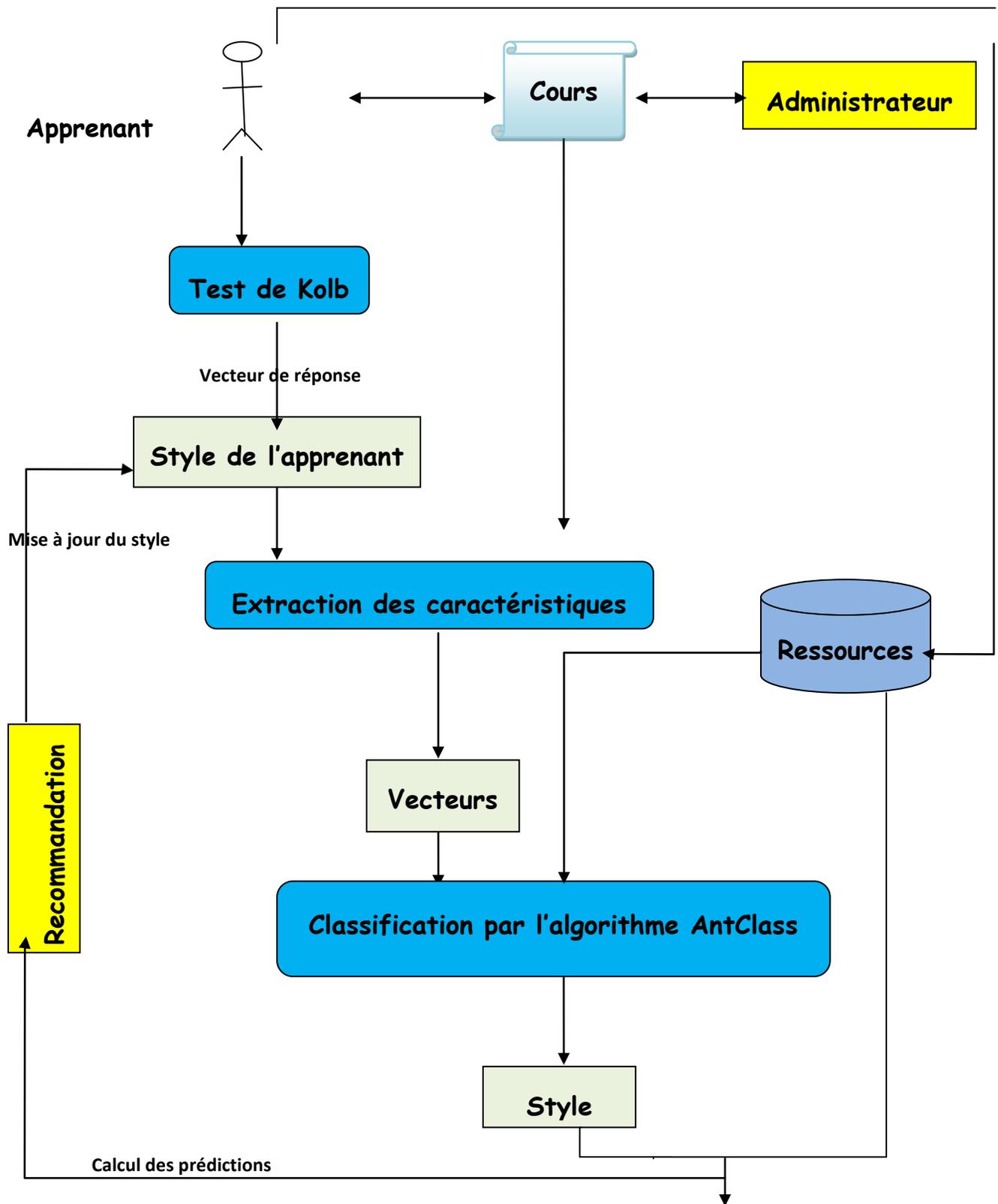


Figure 4-1 Architecture proposée.

4.1. Première phase : Détection du style d'apprentissage

Le style d'apprentissage est un élément essentiel à considérer en formation, car l'ensemble des apprenants se retrouve à apprendre les mathématiques, le français, les sciences, etc. Il est donc essentiel que les stratégies pédagogiques reflètent l'ensemble de la palette des styles d'apprentissage pour considérer, sans discrimination, tous les apprenants.

En formation professionnelle nous faisons face à une situation différente. Il y a, selon mon expérience, certaines similitudes entre les styles d'apprentissage et les exigences propres à une fonction de travail. Les professions exigent des qualités ou traits de personnalité caractéristiques de l'activité professionnelle.

Pour tenter de répondre aux besoins d'adaptation, je me suis référé aux styles d'apprentissage identifiés et définis par **Kolb [figure 4-2]**. C'est difficile de privilégier un style plutôt qu'un autre.

Les styles d'apprentissage de Kolb (1984)

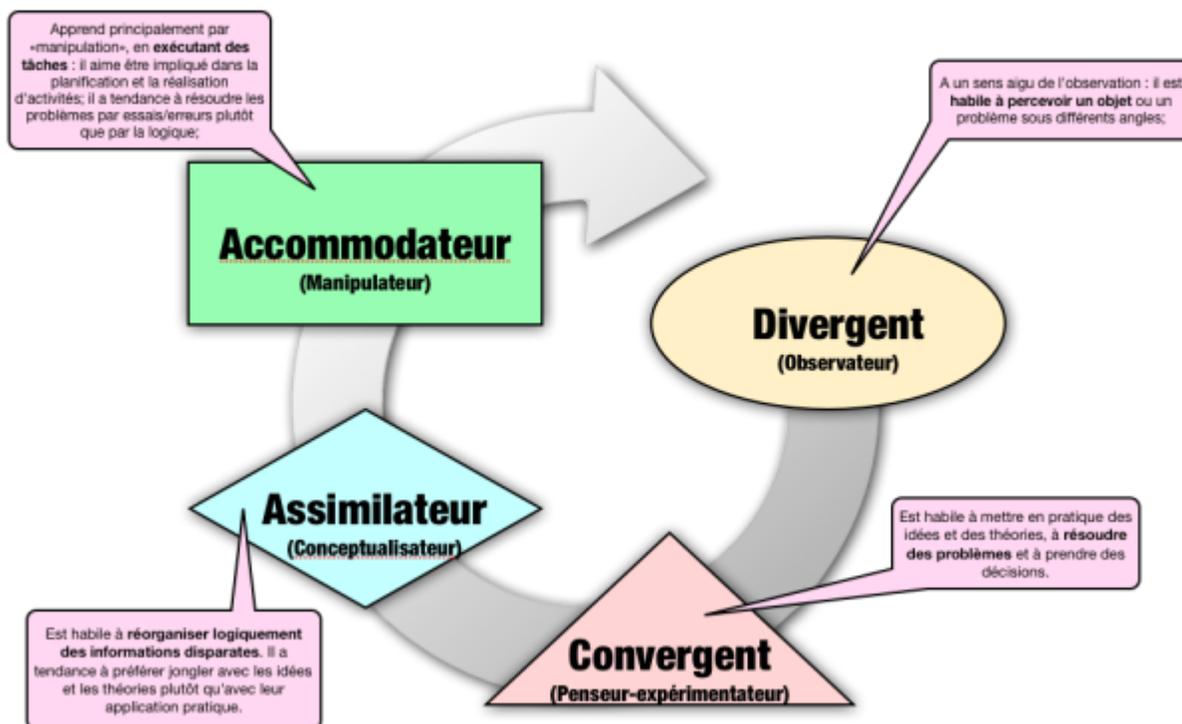


Figure 4-2

Utilisation des styles d'apprentissage de Kolb dans un style d'apprentissage de la formation professionnelle.[118].

Je propose que les actions intégrées dans les stratégies et les environnements didactiques en formation professionnelle favorisent le développement des quatre styles créant ainsi le style d'apprentissage de la formation professionnelle c'est-à-dire créer quatre scénarios d'apprentissage convenables pour chaque style d'apprentissage. Il va de soit que l'apprenant, au départ a plus d'affinité pour un style, mais nous devrions nous préoccuper du développement par l'apprenant des autres.

Kolb identifie la manifestation chez l'apprenant de ce qu'il privilégie dans le style. L'apprenant **manipulateur** à une préférence dans l'exécution de tâches, le **conceptualisateur** aime réorganiser logiquement les informations, le **penseur expérimentateur** favorise la résolution de problèmes et finalement l'**observateur** est habile à percevoir l'information.

4.2. Deuxième phase : Extraction des caractéristiques

Nous pensons que pour être compétent il faut être en mesure d'observer les informations pertinentes dans une situation pour être en mesure de résoudre des problèmes professionnels en réorganisant logiquement les informations selon les circonstances et les événements pour ainsi être en mesure d'adapter ses pratiques et ainsi réaliser ses tâches de manière compétente.

Le prétraitement (nettoyer et transformer les données), qui est un processus fastidieux et complexe dû principalement à la grande quantité de données (les fichiers logs) et à la faible qualité de l'information qu'on trouve dans les fichiers logs (fichier texte qui enregistre les différentes actions faites par l'utilisateur même le simple click). Pour être plus précis nous utilisons le fichier log de la plate-forme ou la Base de données. Dans cette première étape, plusieurs tâches doivent s'accomplir, comme le nettoyage des données, l'identification des utilisateurs, l'identification des sessions et l'identification des visites.

Puis nous passons à l'extraction des caractéristiques qui constitue véritablement le cœur de cette phase. Nous allons chercher à extraire automatiquement des caractéristiques à partir des données de navigation des internautes : le mode, le processus ou la qualité du système cognitif de l'activité d'apprentissage ; les fonctionnalités ou la qualité de l'interaction ; le mode, le processus ou la qualité de la collaboration.

Les valeurs sont déterminées par le traitement d'une ou plusieurs traces. Au-delà des aspects liés au contexte, les caractéristiques proposées peuvent être classées selon leurs types de valeurs (quantitative ou qualitative), ou selon le niveau d'interprétation associé (de bas niveau, n'ayant pas une valeur interprétative autonome et généralement déduit directement à partir des données brutes ; et de haut niveau, ayant une valeur interprétative, souvent déduite par un processus complexe de traitement des traces).

Pour déduire ces caractéristiques et identifier les comportements de navigation d'un apprenant, nous avons constaté qu'il est nécessaire d'identifier :

 Les *durées de consultation* des pages ainsi que la *proportion de pages visitées* du cours pour distinguer un passage rapide d'une lecture ;

 La *forme de parcours* suivi, pour distinguer un parcours désordonné sans stratégie d'une recherche pour atteindre un but particulier ;

 Le *lien sémantique* entre les pages du cours et les pages consultées en dehors du cours pour vérifier si l'apprenant se focalise ou non sur le thème du cours.

Ainsi, nous calculons les caractéristiques de type de navigation au niveau *cours*, nous proposons d'utiliser :

 La durée moyenne de consultation de chaque page du cours Dmc ,

 Le type de consultation du cours Tc ,

 La forme de parcours Fpc ,

 Et, le pourcentage de temps passé dans le cours par rapport à la durée totale de la session Dc/Ds .

Il est nécessaire de signaler que ces caractéristiques de type de navigation peuvent être calculées pour le niveau de session :

 La durée moyenne de consultation de chaque cours du session Dms ,

 Le type de consultation du cours dans la session Ts ,

 La forme de parcours Fps ,

4.3. Troisième phase : Classification

Cette étape est la plus critique du point de vue algorithmique. Les méthodes de fouille de données permettent de découvrir ce que contiennent les données exploitées et filtrées résultantes de l'étape précédente afin de découvrir des modèles comportementaux qui décrivent les navigations des utilisateurs.

Cette phase sert à regrouper les apprenants ainsi que les cours dans des groupes « Classe » en se basant sur le comportement d'apprentissage de chaque utilisateur et ces interactions avec les cours.

Nous avons choisi cette technique de datamining car les groupes résultats « les classes » qui représentent les comportements d'apprentissage « style d'apprentissage » ne sont pas prédéfinis exactement au début et peuvent changer c'est-à-dire les données de départ (vecteurs de caractéristiques) ne sont pas exactes. Le style d'apprentissage de l'apprenant détecté lors de la première phase est erroné, puisque la majorité des apprenants répondent aléatoirement au questionnaire de Kolb et ne lui donne pas assez d'importance ou ne comprennent pas toutes les questions (terme psychologique).

Chaque apprenant est représenté par un vecteur de caractéristique que les fourmis vont le classer suivant l'algorithme « AntClass ». Les fourmis artificielles vont regrouper (Clustering) les apprenants en fonction de leurs intérêts d'apprentissage est assuré par. Dans notre approche, nous allons effectuer un regroupement technique des apprenants en fonction de leurs caractéristiques. Fondamentalement, pour chaque groupe d'utilisateurs prototype (style), il y a un chemin généralisé représentatif prédéfini qui lui est associé. Il est évident que ces chemins sont des successions de page Web représentant des informations relative au style spécifique. Par conséquent, les algorithmes de fourmis et plus précisément « AntClass » vont classer le vecteur de caractéristiques de l'apprenant en comparant ce dernier avec ceux prédéfinis pour chaque style et les vecteurs d'autres utilisateurs afin de calculer la similitude est ainsi trouver le nouveau style d'apprentissage de l'apprenant en cours de traitement.

Pour calculer ces similitudes, nous avons appliqué l'algorithme de Classification se basant sur les fourmis artificielles l'algorithme de « AntClass ».

4.3.1. L'algorithme LM (Lumer et Faieta)

Dans la nature, les fourmis offrent un modèle stimulant pour le problème du partitionnement. L'exemple du tri collectif du couvain ou de la constitution de cimetières est le plus marquant.

Le modèle de règles utilisé est relativement simple :

Lorsqu'une fourmi rencontre un élément du couvain, la probabilité qu'elle s'en empare est d'autant plus grande que cet élément est isolé ;

Lorsqu'une fourmi transporte un élément du couvain, elle le dépose avec une probabilité d'autant plus grande que la densité d'éléments du même type dans le voisinage est grande.

Pour rassembler un ensemble d'éléments (d'objets) de même type, les probabilités de ramasser un objet (P_p) et de le déposer (P_d) ont été explicitées:

$$P_p = \left(\frac{k_1}{k_1 + f} \right)^2$$

Où k_1 est une constante positive et f correspond à la proportion d'éléments perçus dans le voisinage de la fourmi. Quand il y a peu d'objets dans le voisinage de l'objet convoité (densité des éléments au voisinage) par la fourmi.

$$P_d = \left(\frac{f}{k_2 + f} \right)^2$$

Où k_2 est une constante positive et f est proposée pour une implantation en robotique : f correspond au nombre d'objets rencontrés durant les T derniers déplacements divisé par le nombre maximum d'objets qui auraient pu être rencontrés.

Les résultats obtenus par simulation montrent l'apparition de groupes d'objets, les agents ainsi définis permettent donc de ranger une surface sur laquelle des objets ont été éparpillés.

Lumer et Faieta ont proposé un algorithme utilisant une mesure de dissimilation entre les objets sous la forme d'une distance euclidienne.

Les objets qui correspondent à des points d'un espace numérique à dimensions sont plongés dans un espace discret de deux dimensions. Cet espace discret s'apparente alors à

une grille G dont chaque case peut contenir un objet. Les agents se déplacent sur G et perçoivent une région de $s \times s$ cases dans leur voisinage.

Les formules (P_p) et (P_d) sont modifier de la manière suivante :

$$P_p(o_i) = \left(\frac{k_1}{k_1 + f(o_i)} \right)^2$$

$$P_p = \begin{cases} 2f(o_i) & \text{si } f(o_i) < k_2 \\ 1 & \text{si } f(o_i) > k_2 \end{cases}$$

La fonction de densité locale est calculée de la manière suivante :

$$f(o_i) = \begin{cases} \frac{1}{s^2} \sum_{o_j \in R_s(r(o_i))} 1 - \frac{d(o_i, o_j)}{\alpha} & \text{si } f > 0 \\ 0 & \text{si non} \end{cases}$$

Comme on peut le remarquer, $f(o_i)$ dépend de l'objet considéré o_i et de sa position sur la grille $r(o_i)$. $f(o_i)$ est alors une mesure de la similarité moyenne de l'objet o_i avec les objets o_j présents dans son voisinage. α est un facteur d'échelle déterminant dans quelle mesure la dissimilarité entre deux objets est prise en compte. L'algorithme suivant donne les étapes de la méthode en utilisant A fournis $\{a_1, a_2, \dots, a_A\}$.

Algorithme LF [LUM 94]

LF ()

- (1) Placer aléatoirement les N objets o_1, \dots, o_N sur la grille G
- (2) **pour** $T = 1$ à T_{\max} **faire**
- (3) **pour tout** $a_j \in \{a_1, \dots, a_A\}$ **faire**
- (4) **si** la fourmi a_j ne transporte pas d'objet et $r(o_i) = r(a_j)$ **alors**
- (5) Calculer $f(o_i)$ et $P_p(o_i)$

- (6) La fourmi a_j ramasse l'objet o_i suivant la probabilité $P_p(o_i)$
- (7) **sinon**
- (8) **si** la fourmi a_j transporte l'objet o_i et la case $r(a_j)$ est vide **alors**
- (9) Calculer $f(o_i)$ et $P_d(o_i)$
- (10) La fourmi a_j dépose l'objet o_i suivant la probabilité $P_d(o_i)$
- (11) **finsi**
- (12) **finsi**
- (13) Déplacer la fourmi a_j sur une case voisine non occupée par une autre
- Fourmi
- (14) **finpour**
- (15) **finpour**
- (16) **retourner** l'emplacement des objets sur la grille

4.3.2. L'algorithme AntClass

Comme dans les travaux de Lumer et Faieta (algorithme LF) [117], nous faisons évoluer des agents-fourmis sur une grille G où les objets à partitionner sont positionnés. Bien que le positionnement des objets soit initialement aléatoire, cela revient à répartir les points de l'espace numérique à M dimensions dans lequel les objets sont définis vers un espace discret à deux dimensions.

Par rapport à la grille utilisée par l'algorithme LF nous introduisons plusieurs différences :

📄 La grille G est toroïdale, ce qui signifie que les fourmis passe d'un côté de la grille à l'autre en un seul pas. Cette caractéristique n'est pas présente pour l'algorithme LF et cela représente à notre avis l'inconvénient de provoquer des effets de bord indésirables (par exemple, la répartition des positions explorées par les fourmis peut ne plus être uniforme) ;

📄 G est de forme carrée et sa taille est déterminée automatiquement en fonction du nombre d'objets à traiter (ce qui n'est pas précisé pour LF). Si N représente le nombre d'objets, G comporte N cases par côté :

$$L = \sqrt{2N}$$

Cette formule permet de s'assurer que le nombre de cases est au moins égal au nombre d'objets. Par contre, si la grille est trop grande, les fourmis vont perdre beaucoup de temps à y chercher les objets. Le fait de déterminer automatiquement la taille de la grille signifie que, quelque soit le nombre d'objets, la probabilité qu'un mouvement aléatoire d'une fourmi lui permette de trouver un objet est indépendante de N .

📄 Dans LF, chaque case ne peut contenir qu'un seul objet. Dans notre cas, plusieurs objets peuvent être placés sur une seule case, ce qui forme un tas. Dans ce cas, une classe correspond à un tas et une partition est donnée par l'ensemble des tas présents sur la grille.

5. Identification et représentation de cas d'utilisation

Trois grands cas d'utilisation peuvent être identifiés :

📄 Cas d'utilisation 1 : gestion de comportement

📄 Cas d'utilisation 2 : gestion de recommandation (adaptation du parcours)

📄 Cas d'utilisation 3 : gestion de profil

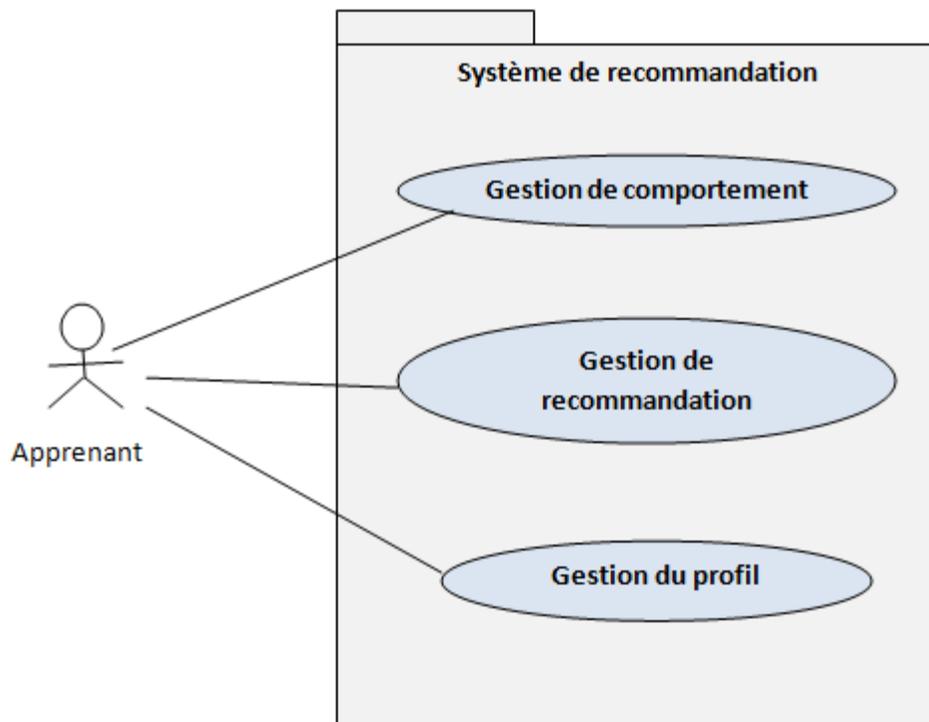


Figure 4-3 *Diagramme des cas d'utilisation.*

6. Description et représentation des Scénarios

6.1. Identification des scénarios :

Scénario de cas d'utilisation : « Gestion de comportement »

Deux scénarios caractérisent ce cas d'utilisation :

- **Scénario 1.1** identification de comportement
- **Scénario 1.2** Classification

Scénario de cas d'utilisation : « Gestion de recommandation »

Trois scénarios caractérisent ce cas d'utilisation :

- **Scénario 2.1** calcul des caractéristiques (test de kolb)
- **Scénario 2.2** calcul des caractéristiques (à partir des parcours)
- **Scénario 2.3** recommandation d'un parcours

Scénario de cas d'utilisation : « gestion de profil »

Trois scénarios peuvent être considérés :

- **Scénario 3.1** inscription
- **Scénario 3.2** connexion
- **Scénario 3.3** déconnexion

6.2. Le scénario du système

La figure suivante présente les différents scénarios qui se passent dans les trois cas d'utilisation mentionnés (gestion de comportement, gestion de recommandation, gestion des profils).

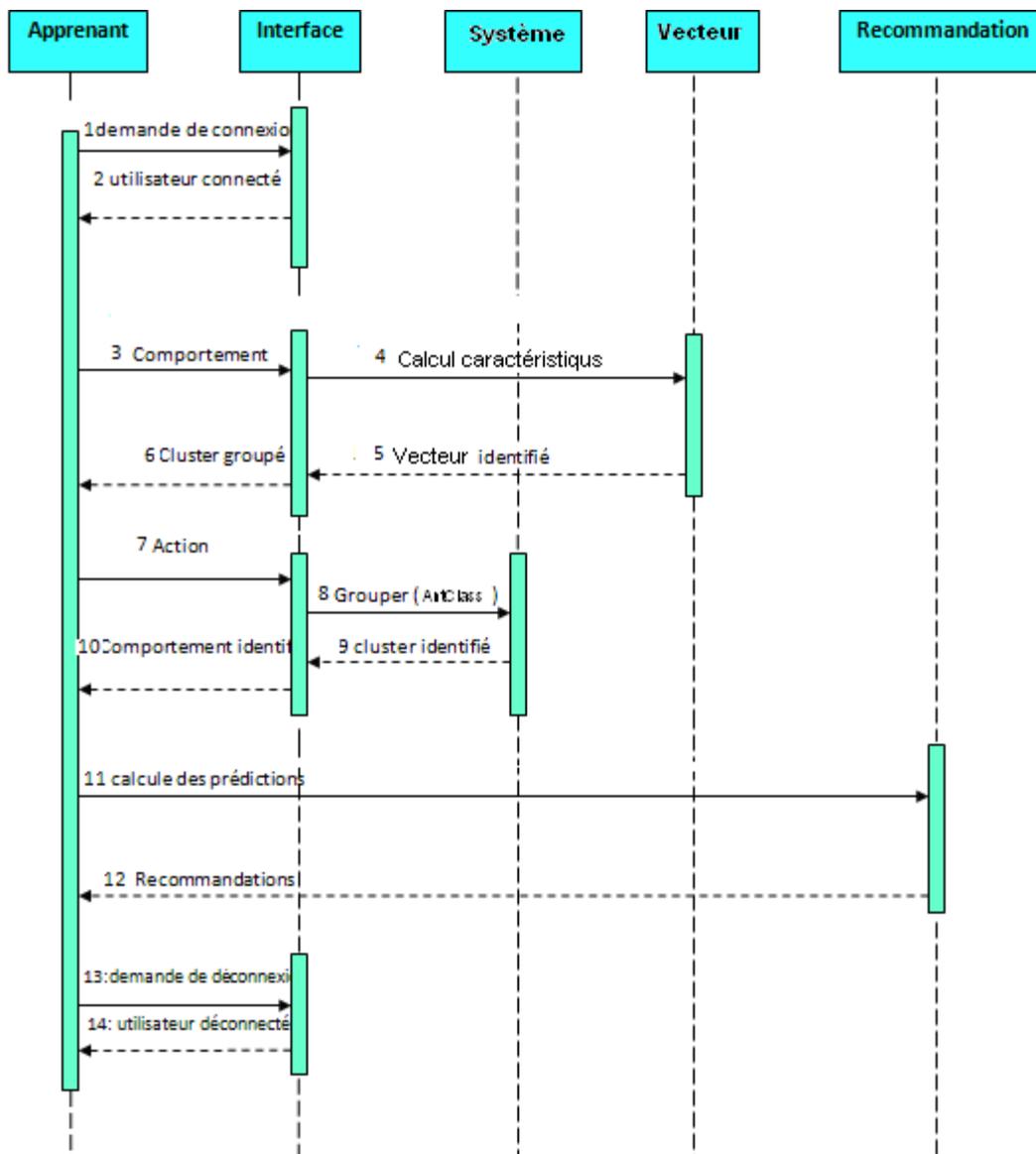


Figure 4-4 Diagramme récapitulatif de tous les scénarios.

6.3. Description des scénarios

❖ Scénarios 1.1 «identification de comportement »

Description textuelle

Ce scénario correspond à :

🖥 Interpréter certaines actions ou certains comportements de l'utilisateur comme des caractéristiques.

Les caractéristiques de l'apprenant sont présentées par un vecteur, les vecteurs des apprenants sont les données du système qui sont déduite d'un ou plusieurs actions faites par l'apprenant.

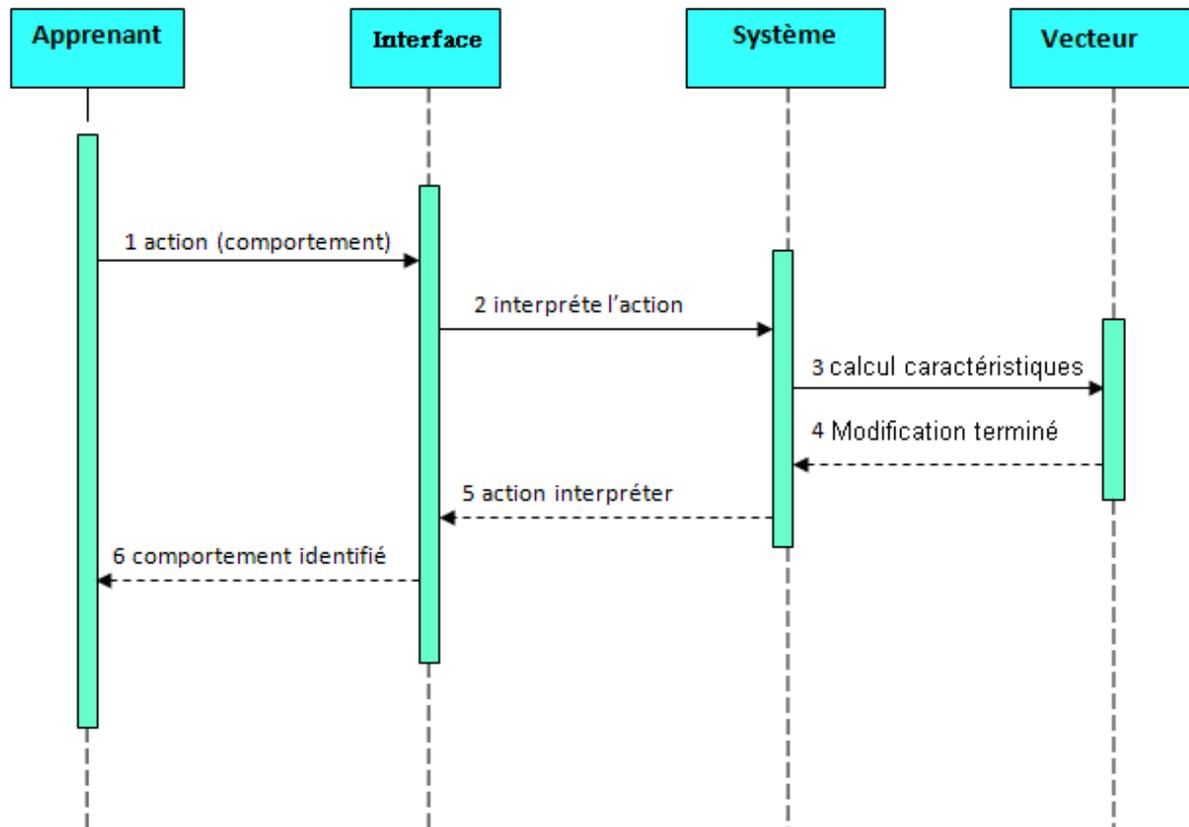


Figure 4-5 Diagramme de séquence système « identification de comportement »

❖ Scénarios 1.2 «classification»

Description textuelle

Ce scénario correspond à :

🖥 Trouver les membres de chaque classe (style).

Après l'extraction des caractéristiques du comportement de chaque apprenant, le système regroupe les membres qui ayant le même style en appliquant l'algorithme AntClass. Ce résultat va être exploité dans le diagramme de la figure suivante

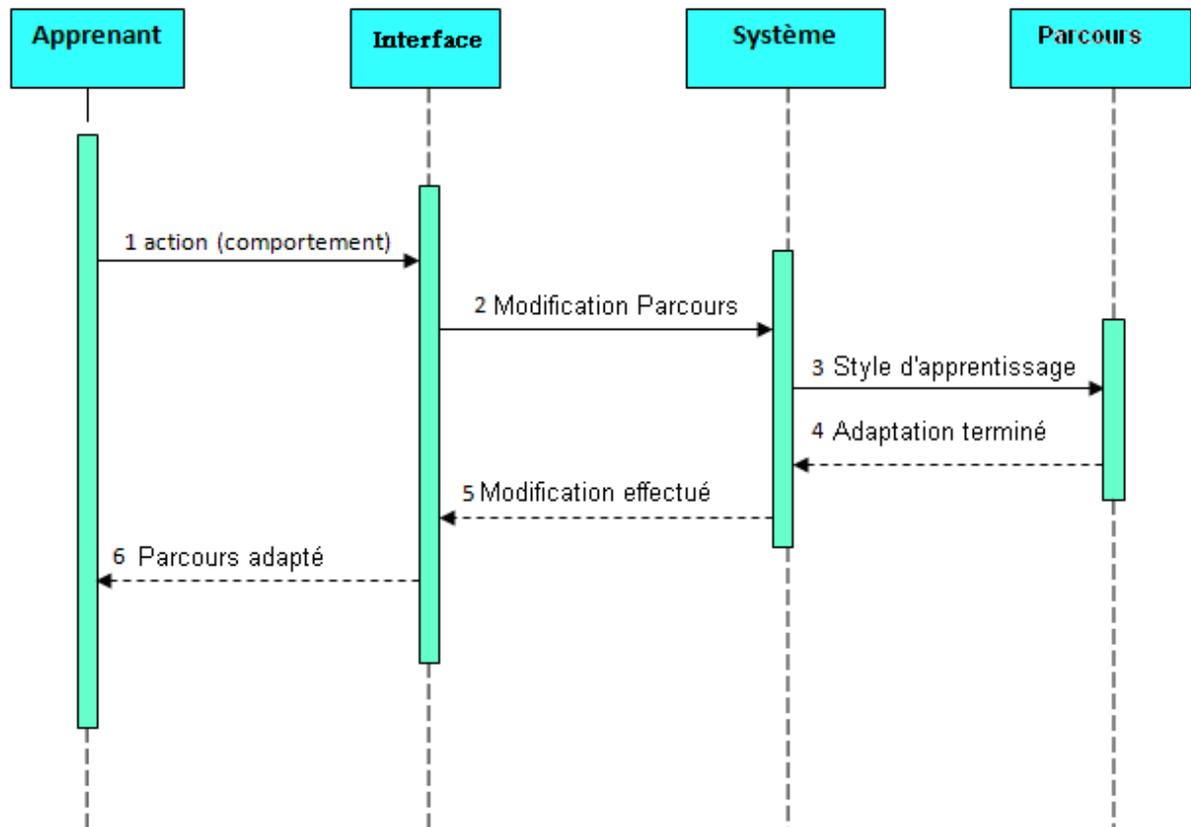


Figure 4-6

Diagramme de séquence système «classification».

❖ Scénarios 2.1 «calcul des caractéristiques (test de kolb)»

Description textuelle

Ce scénario correspond à :

🖥️ Répondre au questionnaire de Kolb

🖥️ Calculer les caractéristiques de l'utilisateur

Chaque réponse du questionnaire de Kolb va définir une caractéristique de l'utilisateur. Ces caractéristiques vont être regroupées dans un vecteur définissant l'utilisateur. Ce scénario présente la première phase de notre travail.

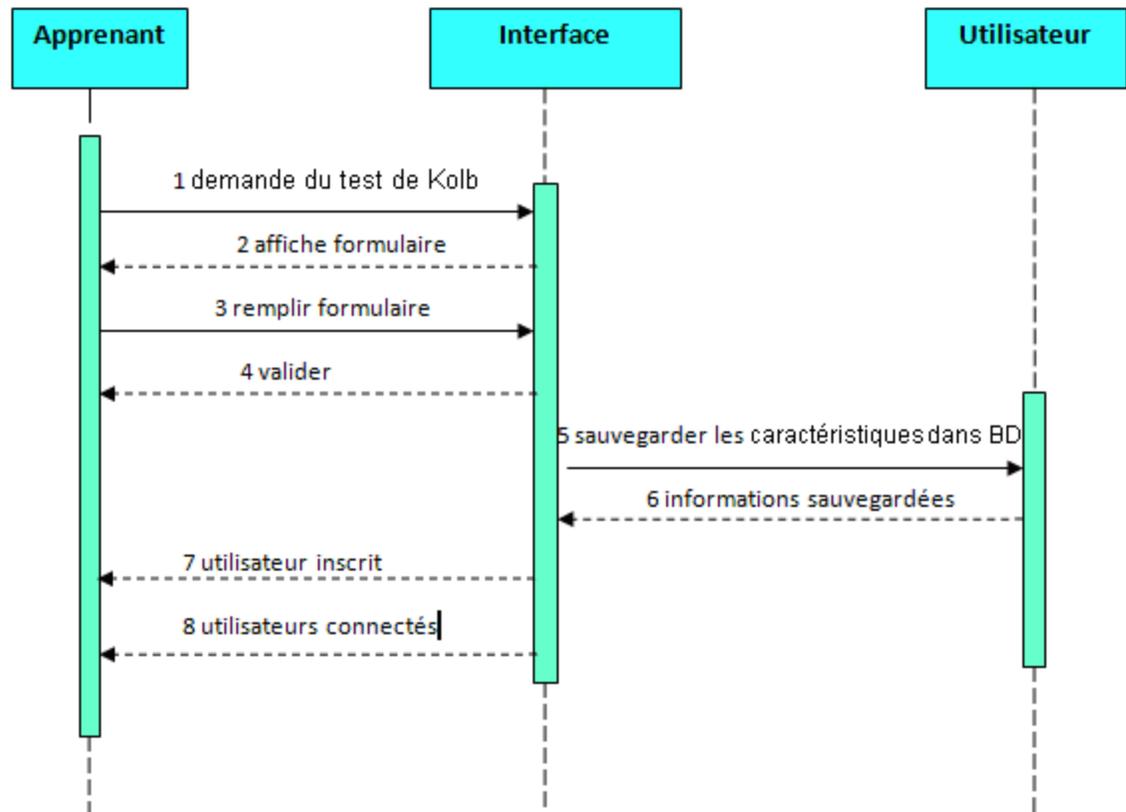


Figure 4-7

Diagramme de séquence système «calcul des caractéristiques (test de kolb)».

❖ Scénarios 2.2 «calcul des caractéristiques (à partir des parcours)»

Description textuelle

Ce scénario correspond à :

🖥️ Calculer les caractéristiques de l'utilisateur

Pour chaque utilisateur, on calcule quelques caractéristiques retirées de son parcours d'apprentissage. Ces caractéristiques calculées en plus de celles du test de Kolb nous aident à classer ces utilisateurs pour connaître leur nouveau style une fois reconnectés et parcourir un cours.

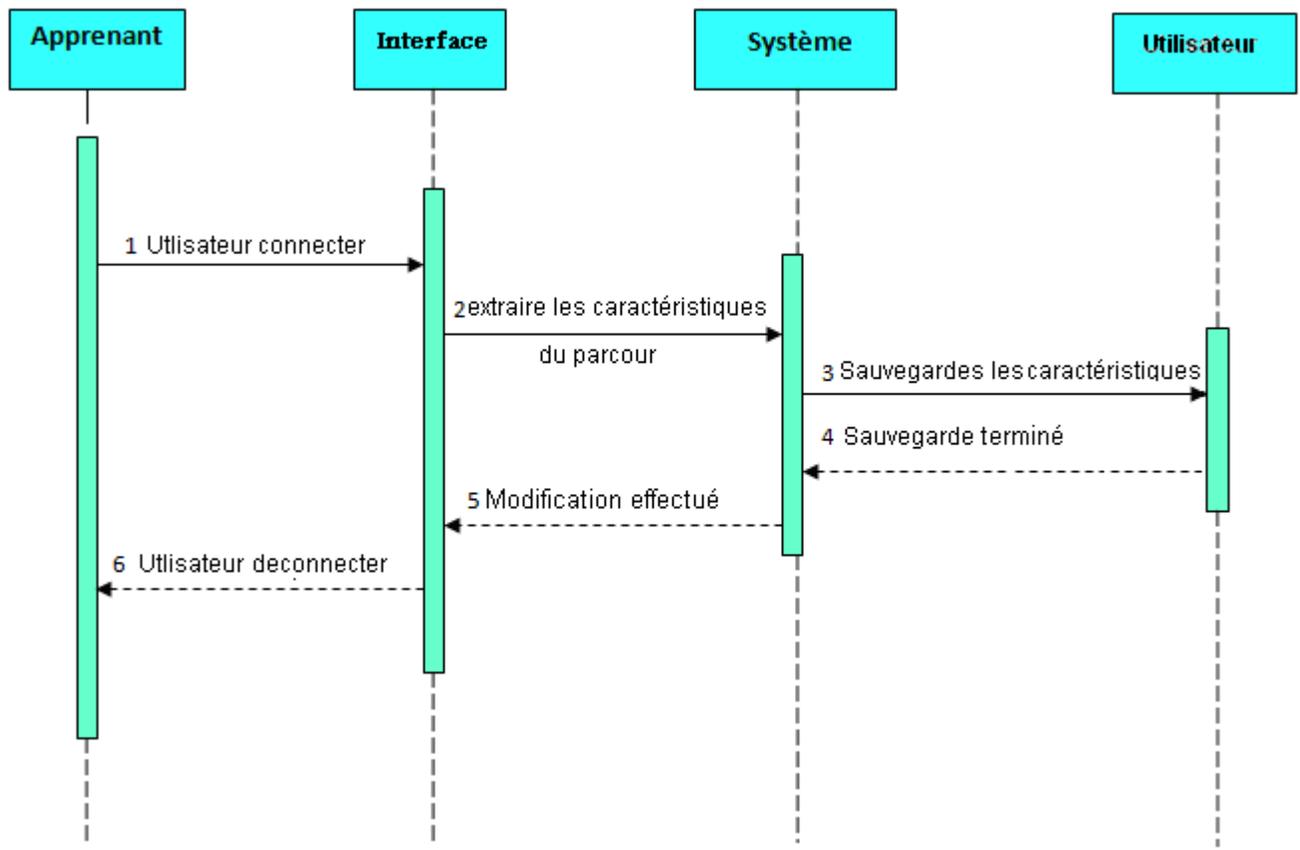


Figure 4-8

Diagramme de séquence système «calcul des prédictions des utilisateurs sur les ressources».

❖ Scénarios 2.3 «recommandation d'un parcours»

Description textuelle

Ce scénario correspond à :

- 📖 Demande de recommandation
- 📖 Calcul des caractéristiques (vecteur)
- 📖 Classification par l'algorithme AntClass
- 📖 Association d'un parcours à l'utilisateur

Pour faire la recommandation, le système classe les utilisateurs en utilisant l'algorithme AntClass, ces utilisateurs qui sont représenté avec des vecteurs de

caractéristiques. Après la détection du style d'apprentissage d'un utilisateur en lui associant un parcours d'apprentissage qui est prédéfini par les tutorats.

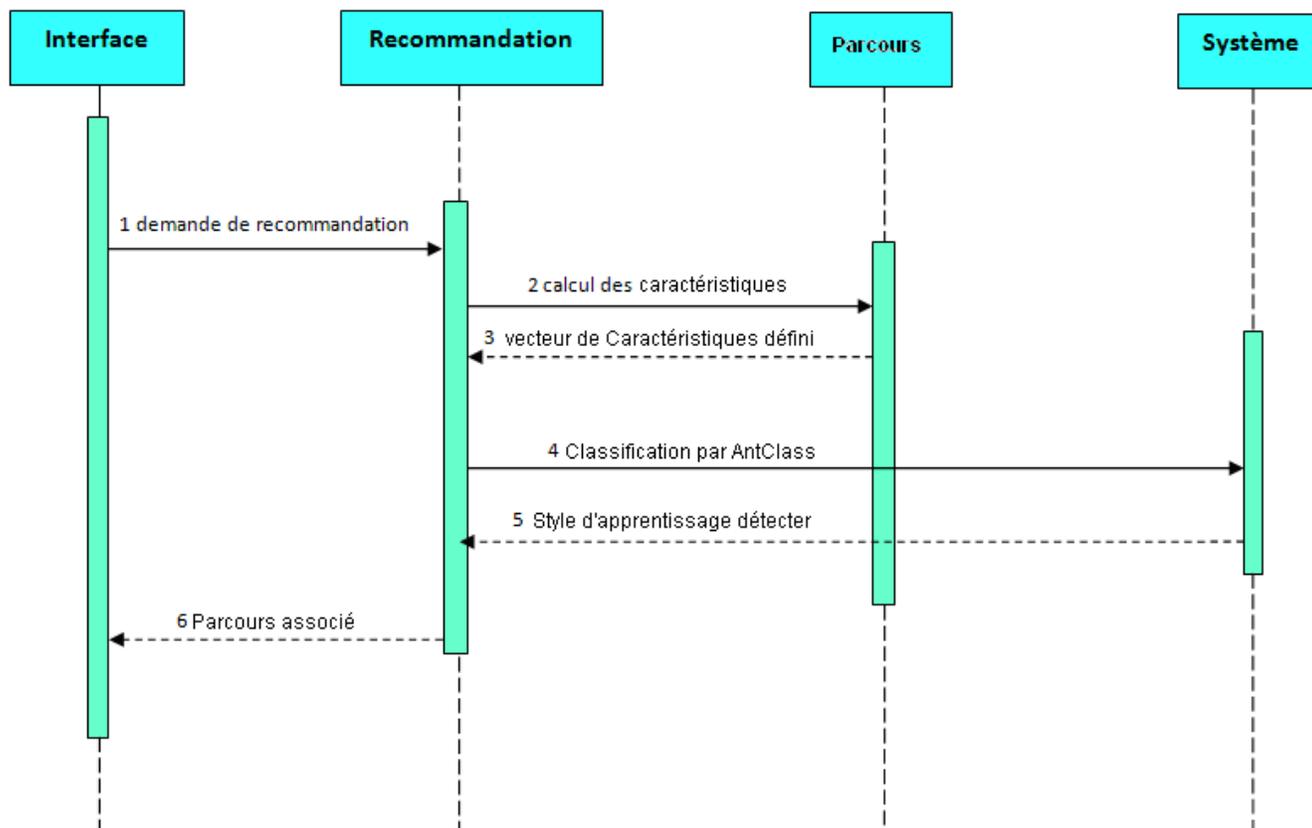


Figure 4-9

Diagramme de séquence système «recommandation des ressources».

✪ Scénarios 3.1 «inscription»

Description textuelle

Ce scénario correspond à :

🖥 Demander d'inscrire

🖥 Remplir le formulaire

🖥 Valider

🖥 Sauvegarder les informations remplies dans la base

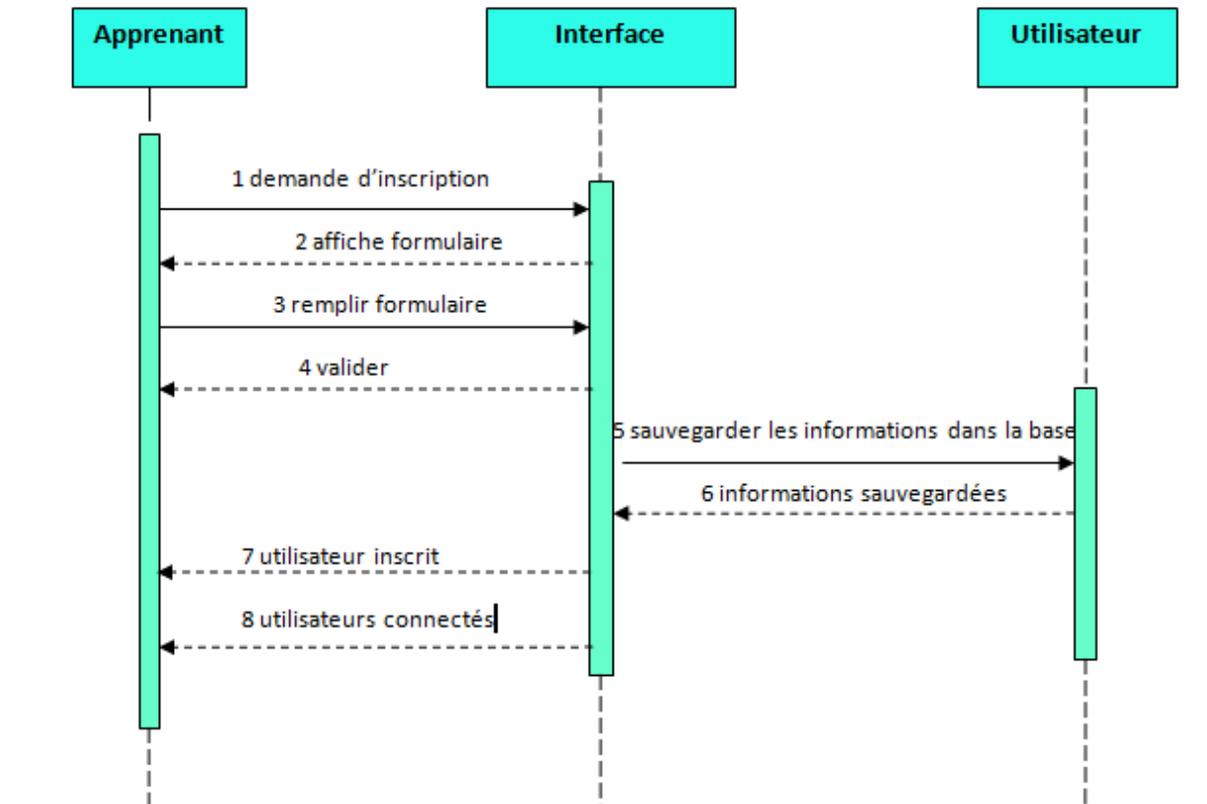


Figure 4-10 Diagramme de séquence système «inscription».

❖ Scénarios 3.2 «connexion»

Description textuelle

Ce scénario correspond à :

- 🖥️ Entrer l'identification
- 🖥️ Vérifier l'identificateur
- 🖥️ Utilisateur connecté

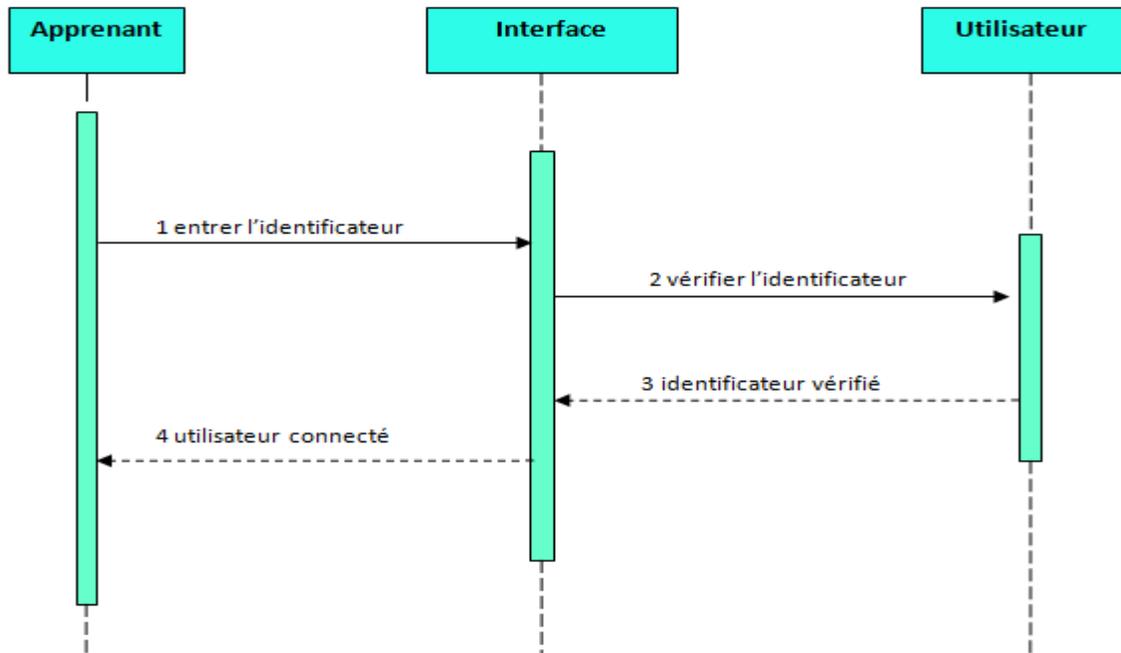


Figure 4-11 Diagramme de séquence système «connexion».

❖ Scénarios 3.3 «déconnexion»

Description textuelle

🖱️ Cliquer sur déconnexion

🖱️ Utilisateur déconnecté

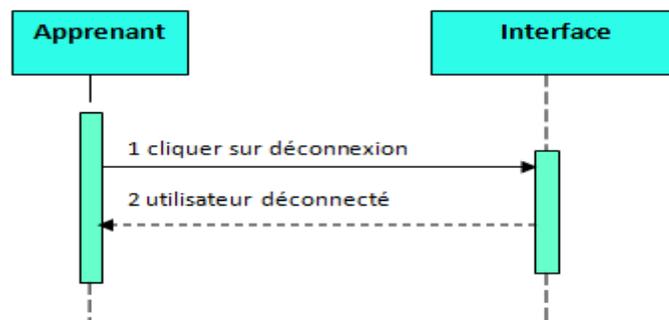


Figure 4-12 Diagramme de séquence système «déconnexion».

7. Diagramme de classe

La [figure 3.13] présente le diagramme des classes qui identifie la structure des classes du système, y compris les propriétés et les méthodes de chaque classe et les diverses relations.....

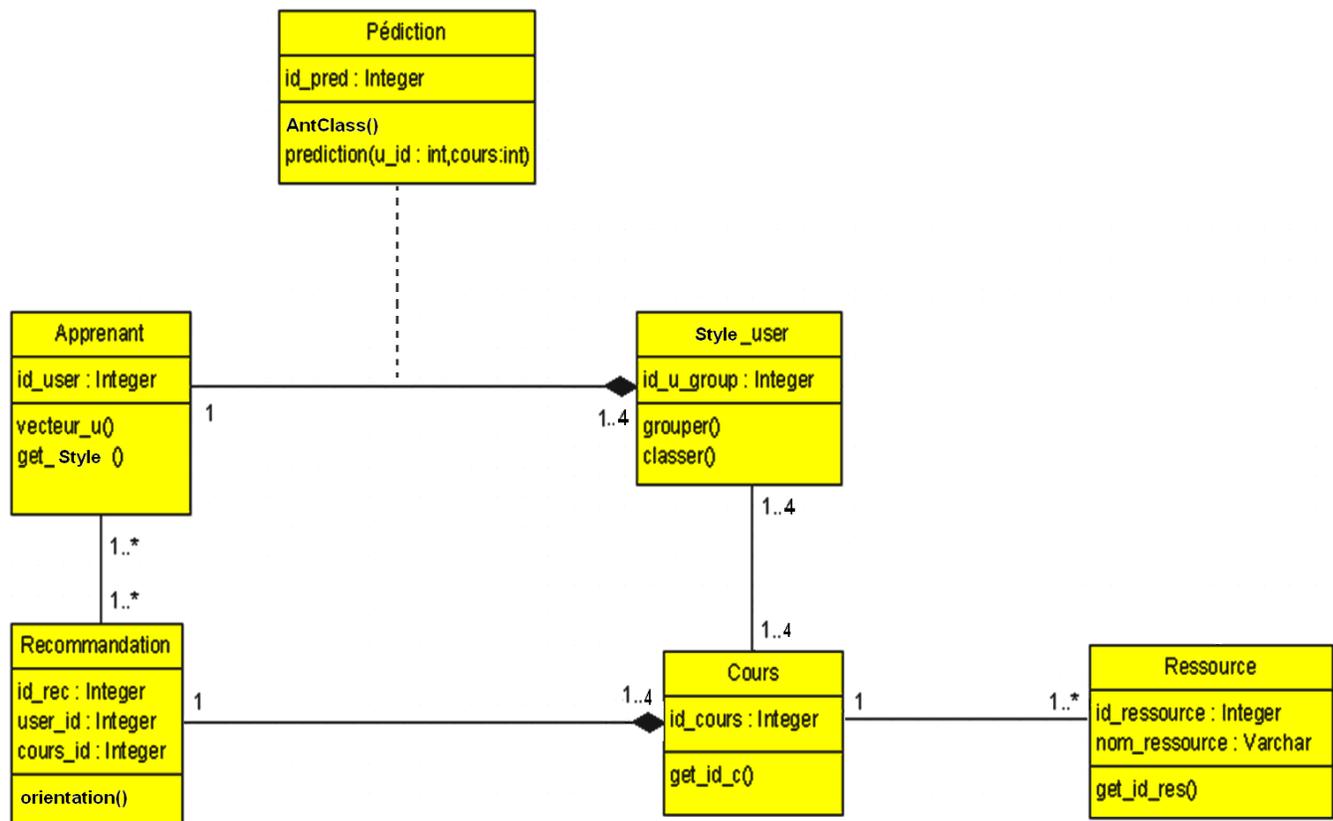


Figure 4-13 Diagramme de Classe conception «Système d'adaptation».

Comme vous voyez dans le diagramme on a les classes suivantes :

⊙ **Classe apprenant :**

Qui est identifié par un numéro comme clé de classe **id_user**, l'apprenant aussi à un vecteur de caractéristiques **vecteur_u()** et une fonction **get_style()** pour trouver le style de l'utilisateur.

⊙ **Classe cours :**

Qui est identifié par un numéro comme clé de classe **id_cours**, les cours aussi ont une fonction **get_id_c()** pour trouver le numéro du cours par rapport au style de l'utilisateur.

⊙ Classe **Style_user** :

Qui est identifié par un numéro comme clé de classe **id_u_style**, les apprenants sont grouper et classer suivant les deux fonctions **grouper()** pour **classer()**.

⊙ Classe **ressources** :

Qui est identifié par un numéro comme clé de classe **id_ressource** et **nom_ressource** qui est le nom significatif de cette ressource, la fonction **get_id_res()** permet de récupérer l'identificateur de cette ressource dans la Base de ressource.

⊙ Classe **recommandation** :

Qui est identifié par un numéro comme clé de classe **id_rec**, **user_id** et **course_id** puisque c'est une relation entre deux classes l'apprenant et le cours. La fonction **orientation()** nous permet d'orienter les utilisateurs vers un cours qui lui.

⊙ Classe **prédiction**

Qui est identifié par un numéro comme clé de classe **id_pred**, la fonction **AntClass()** est utilisée pour trouver le style de l'utilisateur et **prediction(u_id,course)** pour prédire qu'elle cours affecter à un utilisateur spécifique.

8. Conclusion

Dans l'approche proposée, on a exploité les avantages de chacune des techniques utilisées, pour résoudre le problème d'adaptation du parcours à un utilisateur spécifique dont le problème est l'abondance des utilisateurs des formations en ligne où la difficulté de fournir des caractéristiques personnalisées pour ces utilisateurs est résolue dans notre approche par l'utilisation du test de Kolb et l'extraction des caractéristiques du parcours qui nous fournit le style d'apprentissage de l'apprenant. D'autre part le style d'apprentissage d'un apprenant est un élément changeable au cours d'une session d'apprentissage, c'est pour cela qu'on a introduit une phase d'extraction des caractéristiques en se basant sur le parcours de l'apprenant pour trouver le vecteur caractérisant chaque apprenant. En se basant sur ces vecteurs, l'algorithme AntClass est utilisé pour classer l'utilisateur pour trouver le nouveau style de l'apprenant puis un parcours d'apprentissage est recommandé et relative à ce

style qui est un parcours prédéfinis par le tuteur c'est-à-dire que notre tuteur a crée quatre scénarios possibles pour notre cours et chaque scénarios est adapté à un style unique des quatre style d'apprentissage de Kolb.

5

Implémentation

Sommaire

01	Introduction.	107
02	Environnement de travail.	107
03	Les données.	115
04	Implémentation.	117
05	Evaluation.	124
06	Conclusion.	125

Dans ce chapitre nous avons expliqué notre travail et son implémentation sur une plate-forme éducatif : Moodle, où nous avons mis un cours aux étudiants et on va essayer d'adapter ce dernier aux utilisateurs en créant quatre scénarios possibles correspondant aux quatre styles d'apprentissage de Kolb. Ainsi nous présentons l'environnement de développement et les différents résultats trouvés.

1. INTRODUCTION

Pour réaliser notre application nous avons utilisé plusieurs outils de développement et nous avons travaillé sur la plateforme d'apprentissage « Moodle ». Nous avons choisi le langage « Java » et le SGBD Objet-Relationnel « MySQL » pour gérer la base de données et le langage « VB » pour la création de l'interface de l'application. Dans ce chapitre, nous avons présenté l'environnement de travail ainsi que les différents choix techniques utilisés. Puis nous passons à la partie implémentation, et nous présenterons les différents résultats : le prétraitement des données sortie du test de Kolb et de Moodle, la plate-forme sur laquelle nous avons mis un cours pour les utilisateurs. Nous avons appliqué la technique de classification de datamining utilisant l'outil « Weka ». Pour la deuxième phase, nous avons développé une application qui exploite les résultats de la première phase de prétraitement pour appliquer l'algorithme de AntClass afin de pouvoir l'utiliser pour recommander aux apprenants le parcours adéquat à leur style d'apprentissage et équivalent à leurs préférences. Ces parcours sont représentés par quatre scénarios possibles : un pour chaque style ainsi que pour chaque apprenant connecté qui peut trouver son propre cours avec ses propres ressources recommandées.

2. Environnement de travail

2.1. Weka (Waikato Environment for Knowledge Analysis)

C'est un ensemble d'outils permettant de manipuler et d'analyser des fichiers de données, implémentant la plupart des algorithmes d'intelligence artificielle, entre autres, les arbres de décision et les réseaux de neurones. Il est écrit en java, disponible sur le web.

[Figure 5.1]

Il se compose principalement :



De classes Java permettant de charger et de manipuler les données.

De classes pour les principaux algorithmes de classification supervisée ou non supervisée.

D'outils de sélection d'attributs, de statistiques sur ces attributs.

De classes permettant de visualiser les résultats.

On peut l'utiliser à trois niveaux :

Via l'interface graphique, pour charger un fichier de données, lui appliquer un algorithme, vérifier son efficacité.

Invoker un algorithme sur la ligne de commande.

Utiliser les classes définies dans ses propres programmes pour créer d'autres méthodes, implémenter d'autres algorithmes, comparer ou combiner plusieurs méthodes.

C'est cette première possibilité qui sera utilisée dans notre travail.

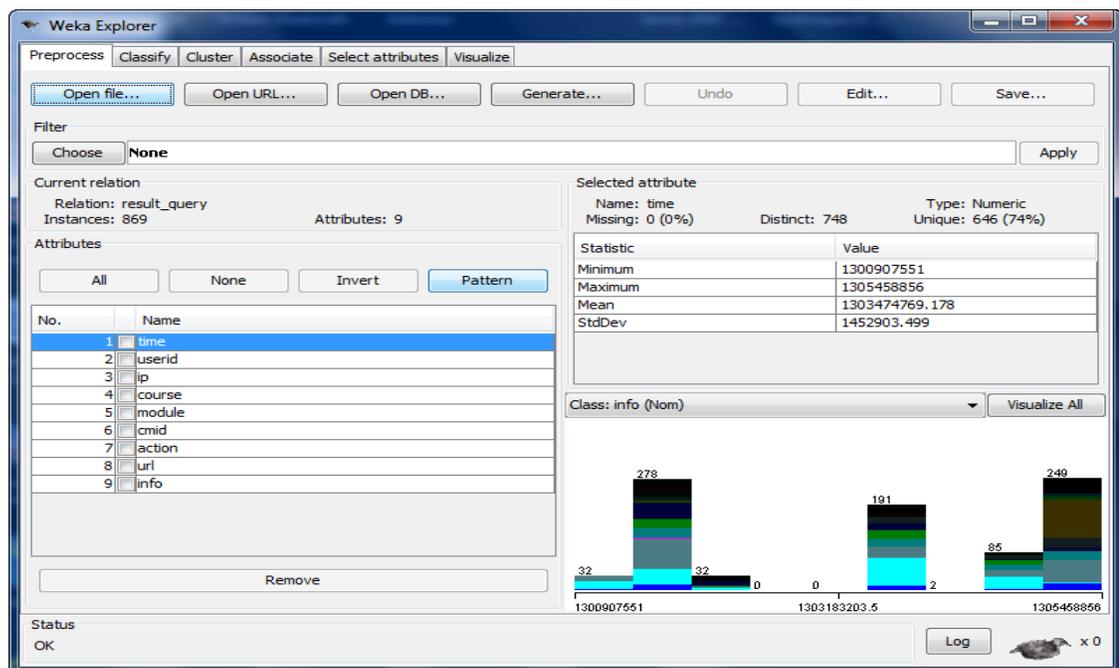


Figure 5-1 L'outil Weka de datamining.

2.2. Eclipse Java



Eclipse est un environnement de développement intégré libre extensible, universel et polyvalent, permettant potentiellement de créer des projets de développement mettant en œuvre n'importe quel langage de programmation. Eclipse IDE est principalement écrit en java (à l'aide de la bibliothèque graphique SWT d'IBM), et ce langage grâce à des bibliothèques spécifiques, est également utilisé pour écrire des extensions.

La version 3.3 du projet Eclipse est développée sur une combinaison de Java 1.4 et les machines virtuelles Java 5. En tant que tel, le projet Eclipse SDK dans son ensemble est destiné à la fois 1,4 et les machines virtuelles Java5, avec toutes les fonctionnalités disponibles pour 1,4 niveau de développement partout dans le monde, et les nouvelles capacités spécifiques de Java5 disponibles lors de l'exécution sur une machine virtuelle Java 5. De même, dans les cas où le soutien a été ajouté pour java6 caractéristiques spécifiques (par exemple, JSR-199, JSR-269, etc.) VM java6 sont nécessaires.

2.3. La plateforme Moodle :

Moodle est une plateforme d'apprentissage et de gestion de contenu en ligne, créée en 2002 par [Martin Dougiamas](#), un informaticien australien. C'est une application open source, c'est-à-dire un logiciel dont le code source est public et développé par une communauté collaborative. Disponible dans plus de 70 langues, Moodle est l'un des LMS (Learning Management System) les plus répandus dans les milieux éducatifs (plus de 30'000 institutions l'utilisent). Moodle est l'acronyme de (**M**odular **O**bject-**O**riented **D**ynamic **L**earning **E**nvironnement) et signifie également en anglais flâner, s'adonner à une activité en laissant vagabonder son esprit.

✦ Caractéristiques

 L'application Moodle permet de gérer à la fois des activités de formation et des contenus : téléchargement et partage de documents, forums de discussions et chats, quiz et sondages, évaluation des apprenants et gestion de leurs résultats.

 Elle présente de nombreuses caractéristiques partagées avec les autres plates-formes de formation en ligne : forums, gestionnaire de ressources, tests et neuf modules clé en main (Devoirs, [sondages](#), glossaires, journal, étiquettes, leçons, [wiki](#), tests, base de données, [blogues](#), flux RSS...).

 Elle présente une interface conviviale avec les formateurs, apprenants et administrateurs.

 Plusieurs langues peuvent être utilisées simultanément dans les divers cours. d'une même plate-forme.

 Des filtres permettent d'utiliser facilement des fichiers multimédias ou des expressions mathématiques au sein des pages Moodle.

 Des rapports d'usage détaillés pour chaque apprenant permettent de superviser les efforts d'apprentissage.

 Moodle facilite la gestion dynamique d'un cours avec le calendrier. Chaque cours se présente comme un portail composé de blocs que le tuteur peut afficher à sa guise tout au long du déroulement du cours, évitant ainsi une surcharge informationnelle.

 La structuration générale de la plate-forme La plateforme Moodle est accessible à partir de tout navigateur web à une URL précise. Il est nécessaire d'activer dans le navigateur le support des cookies, et il est préférable d'activer également le Javascript pour une meilleure réactivité des pages consultées. Un navigateur assez récent est nécessaire. Les versions minimales suivantes sont recommandées : Mozilla Firefox : 2.0, Mozilla Seamonkey : 1.1, Opera : 9.0, Safari : 3.0, Internet Explorer : 6 3.

The screenshot shows the Moodle LMS interface. At the top, the Moodle logo is displayed in orange. The user is logged in as 'haniri walid' and the language is set to 'English (en)'. The interface is divided into several sections:

- People:** Includes 'Participants' and 'Forums'.
- Activities:** Includes 'Forums'.
- Search Forums:** Includes a search box and 'Advanced search'.
- Administration:** Includes 'Profile'.
- Course categories:** Includes 'Miscellaneous', 'systeme d'exploitation', and 'All courses ...'.
- Site Administration:** Includes 'Notifications', 'Users', 'Courses', and 'Grades'.
- Available Courses:** A table listing courses:

Course Name	Description
cours base de donnees	cours base de données
cours reseaux	cours réseaux et communication
maintenance	Cours maintenance pc
cours apprentissage automatique	cours complet apprentissage
cours data mining	introduction au data mining
cours systeme multi agents	cours complet SMA
reseau de neurone	introduction aux reseaux de neurones
systeme d'exploitation	cours complet SE
- Right Sidebar:** Includes 'Turn editing on', 'Latest News' (with 'Add a new topic...' and '(No news has been posted yet)'), 'Upcoming Events' (with 'There are no upcoming events'), and 'Recent Activity'.

Figure 5-2 *La plateforme Moodle.*

2.4. MysqlAdministrator

C'est une interface qui nous permet de se connecter à la base de données de moodle pour l'interroger et extraire les données nécessaires à notre travail. Nous avons choisi cette outil parce que le résultat obtenu peut être enregistré sous plusieurs formats y compris « csv et arff » qui seront exploités par Weka pour appliquer l'algorithme des k moyennes.

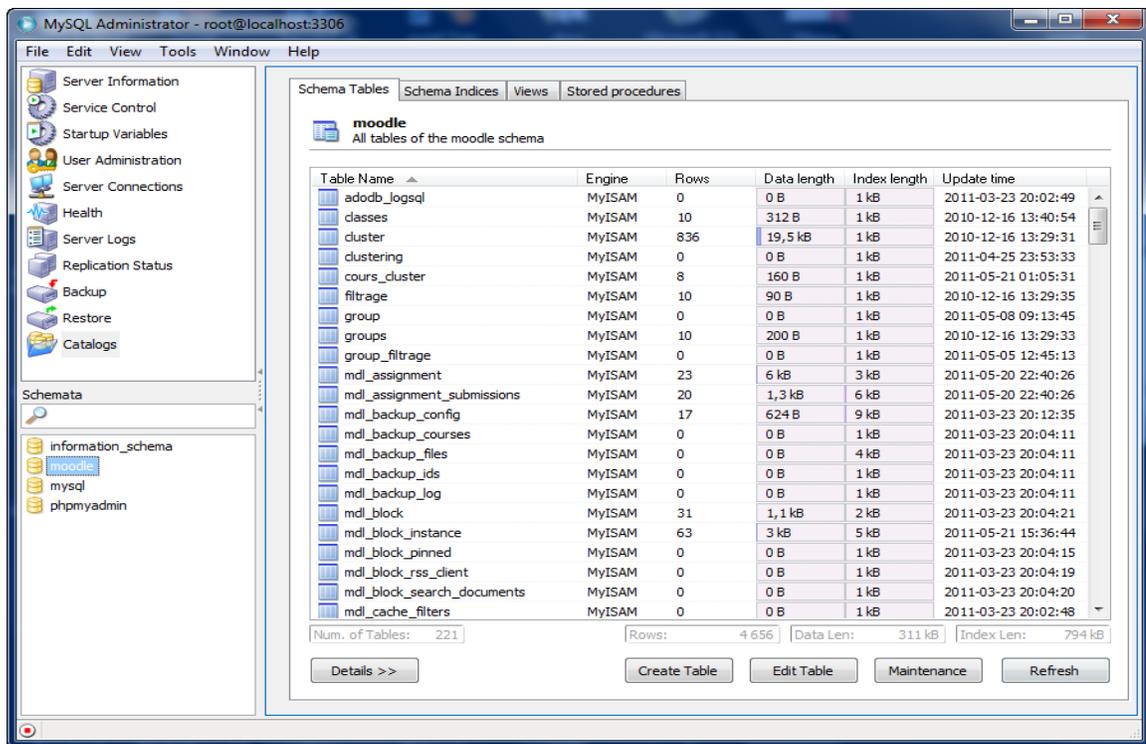


Figure 5-3 L'outil MysqlAdministrator.

2.5. EasyPHP



EasyPHP fut le premier package WAMP à voir le jour (1999). Il s'agit d'une plateforme de développement Web, permettant de faire fonctionner localement (sans se connecter à un serveur externe) des scripts PHP. EasyPHP n'est pas en soi un logiciel, mais un environnement comprenant deux serveurs (un serveur web Apache et un serveur de bases de données MySQL), un interpréteur de script (PHP), ainsi qu'une administration SQL phpMyAdmin. Il dispose d'une interface d'administration permettant de gérer les alias (dossiers virtuels disponibles sous Apache), et le démarrage/arrêt des serveurs. Par défaut, le serveur Apache crée un nom de domaine virtuel (en local) 127.0.0.1 ou localhost.

2.6. ArgoUML

ArgoUML est un AGL UML écrit en java et disponible sous licence BSD.

Le but de cet AGL est de guider l'utilisateur dans l'utilisation du logiciel et de la notation UML au travers d'un mécanisme de critiques et d'assistants. L'utilisateur bénéficie de plus de toute la puissance de la notation UML puisqu'ArgoUML dispose de la librairie NSUML qui est une représentation du métamodèle UML 1.3.

Les sources d'ArgoUML étant disponible sur le web, il est possible d'analyser le fonctionnement et de participer au développement de ce programme. De plus, ArgoUML dispose d'un système de chargement de modules permettant a n'importe qui de développer du code pour ArgoUML et de le diffuser séparément.

ArgoUML supporte sept types de diagramme: [cas d'utilisation](#), [classes](#), [séquence](#), [état](#), [collaboration](#), [activité](#) et [déploiement](#).

La génération de code à partir de diagrammes de classes est supportée dans les langages suivants: [Java](#), [C++](#), [PHP](#), [C#](#) et [SQL](#).



2.7. VB

Visual Basic (VB) est un langage de programmation événementielle de troisième génération ainsi qu'un environnement de développement intégré, créé par Microsoft pour son modèle de programmation COM. Visual Basic est directement dérivé du BASIC et permet le développement rapide d'applications, la création d'interfaces utilisateur graphiques, l'accès aux bases de données en utilisant les technologies DAO, ADO et RDO, ainsi que la création de contrôles ou objets ActiveX. Les langages de script tels que *Visual Basic for Applications* et VBScript sont syntaxiquement proches de Visual Basic, mais s'utilisent et se comportent de façon sensiblement différente.

Un programme en VB peut être développé en utilisant les composants fournis avec Visual Basic lui-même. Les programmes écrits en Visual Basic peuvent aussi utiliser l'API Windows, ceci nécessitant la déclaration dans le programme des fonctions externes.

Visual Basic est un des langages les plus utilisés pour l'écriture d'applications commerciales. Il a également été très utilisé dans le monde de l'ingénierie et de la recherche appliquée en raison de sa capacité à permettre des développements très rapides et très efficaces permettant ainsi aux scientifiques de se consacrer davantage à l'algorithmique et moins aux aspects formels du codage. Bill Gates y était particulièrement attaché, probablement parce que son premier succès avait été un programme écrit en Basic pour l'Altair, premier ordinateur grand public. Depuis les bouleversements introduits dans ce langage en 1998 par Microsoft, ce segment d'utilisateurs chevronnés mais non spécifiquement programmeur a du se réorienter vers des plateformes tels que MatLab, sans retrouver toute l'efficacité et la souplesse de VB6. Le défaut souvent reproché à VB (peut-être de manière un peu ironique) étant justement sa facilité de mise en œuvre : un débutant VB pourra rapidement faire un programme opérationnel mais souvent tellement mal fait (sans analyse, structures ni règles, sans même la moindre expérience en programmation parfois...) qu'il sera difficilement maintenable par la suite. Beaucoup de projets VB sont à refaire entièrement car ils ont été trop mal faits par des débutants VB. A contrario, VB étant utilisable à la fois en mode interprété et en mode compilé, l'analyse du comportement des variables au sein d'un algorithme complexe est considérablement facilité et permet des cycles de développement de quelques heures seulement, là où du code écrit (par exemple) en C++ requerrait des semaines de travail. De façon un peu abrupte, on peut dire que VB corrige le paradigme du codage informatique : coder demande tellement de compétences que l'on ne peut pas en même temps comprendre tout ce que l'on code... et ceux qui ont un algorithme à développer n'ont généralement ni le

La dernière mise à jour de Visual Basic est la version 6.0, sortie en 1998. Le support étendu Microsoft a pris fin en 2008. À partir de la version 7, le Visual Basic subit des

changements substantiels le rapprochant de la plate-forme « dot Net », et qui amènent Microsoft à le commercialiser sous le nom de Visual Basic .NET.

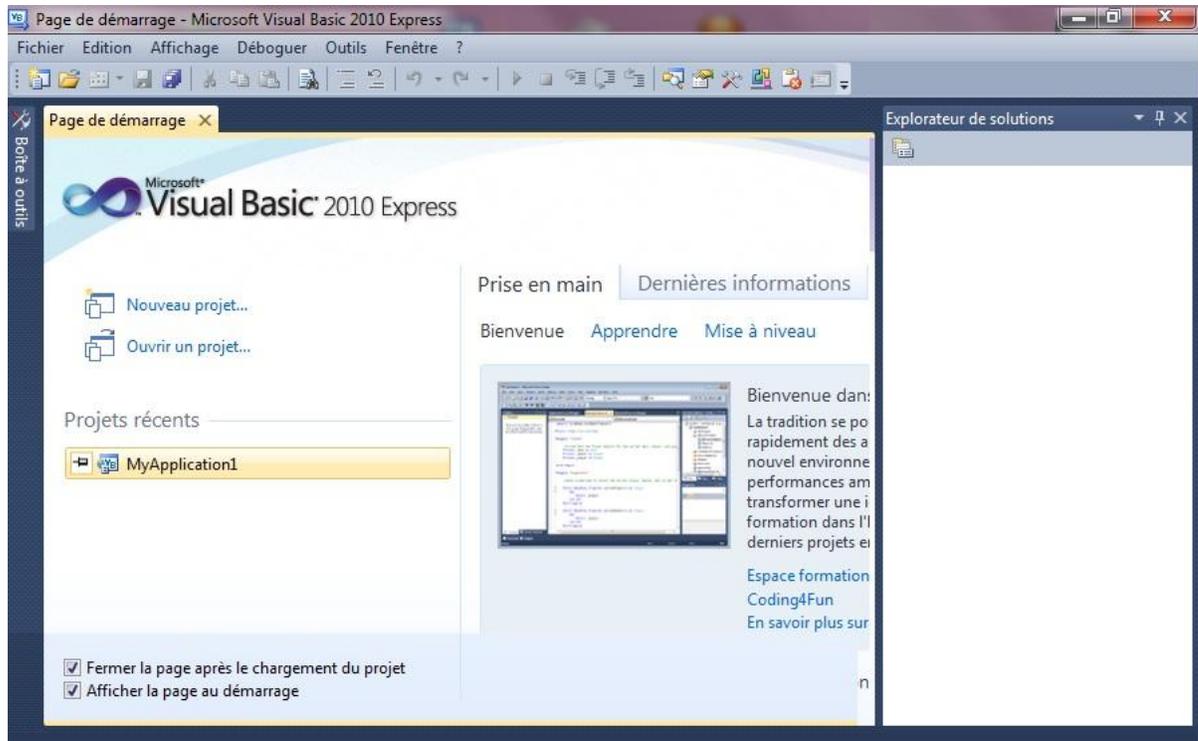


Figure 5-4 La page de démarrage de VB.

3. Les données

Moodle garde la trace de tout comportement d'un apprenant qui navigue dans le site, ces traces sont enregistrées dans un fichier log qui contient toutes les informations de l'action effectuée. Dans la base de données de Moodle, on trouve ces actions structurées et enregistrées dans une table nommée « mdl_log ». Cette table contient tout l'historique de comportements effectués par les apprenants, chaque comportement est représenté par un vecteur qui contient les informations présentées dans le tableau suivant :

numéro	champ	Description
1	id	L'identifiant de l'action.
2	time	Le temps écoulé.

3	userid	L'identifiant de l'apprenant, unique pour chaque utilisateur.
4	ip	L'adresse ip de l'apprenant.
5	course	L'identifiant du cours ou se fait l'action.
6	module	Type du module.
7	cmid	Identifiant d'accès à la ressource.
8	action	Le type d'action qui a fait l'apprenant.
9	url	Le lien de l'action.
10	info	Information supplémentaire.

Tableau 5-1 L'outil *MysqlAdministrator*.

La **Figure 5-5** présente une partie des données extraites de la table `mdl_log` en utilisant MySQL Administrator qui permet d'enregistrer le résultat de la requête en xls.

Dans notre expérimentation, notre base de données contient 18 apprenants, chacun fait le login au site et fait des actions pour réaliser ses besoins éducatifs (accès au cours, recherche, quiz, forum, évaluation...etc.).

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K
1	id	time	userid	ip	course	module	cmid	action	url	info	
2	1	1300907551	2	127.0.0.1		1 user		2 update	view.php?id=2&course=		
3	2	1300907551	2	127.0.0.1		1 upload		0 upload	http://localhost/moodl C:\moodledata/user/0/2/4bc1756ae		
4	3	1300909132	4	127.0.0.1		2 course		0 view	view.php?id=1	1	
5	4	1300909578	2	127.0.0.1		1 course		0 view	view.php?id=1	1	
6	5	1300909990	2	127.0.0.1		4 user		12 view	view.php?id=2&course=2		
7	6	1300910067	2	127.0.0.1		1 course		0 view	view.php?id=1	1	
8	7	1300910884	9	127.0.0.1		3 lesson		4 view	view.php?id=1	1	
9	8	1300910885	2	127.0.0.1		1 lesson		0 view	view.php?id=1	1	
10	9	1300910950	7	127.0.0.1		5 library		0 editsection	view.php?id=1	1	
11	10	1300910951	2	127.0.0.1		1 assignment		4 add mod	view.php?id=1	1	
12	11	1300912663	2	127.0.0.1		1 user		0 logout	view.php?id=2&course=2		
13	12	1300912695	2	127.0.0.1		1 upload		0 login	view.php?id=0&course=2		
14	13	1300912696	6	127.0.0.1		4 course		6 view	view.php?id=1	1	
15	14	1300912701	2	127.0.0.1		1 user		0 logout	view.php?id=2&course=2		
16	15	1300912720	1	127.0.0.1		1 user		0 login	view.php?id=0&course=1		
17	16	1300912722	1	127.0.0.1		4 course		0 view	view.php?id=1	1	
18	17	1300912795	7	127.0.0.1		1 course		7 view	view.php?id=1	1	
19	18	1300916622	2	127.0.0.1		1 lesson		0 login	view.php?id=1&course=2		
20	19	1300916622	2	127.0.0.1		7 library		0 view	view.php?id=1	1	
21	20	1301316716	2	127.0.0.1		1 user		17 login	view.php?id=0&course=2		
22	21	1301316717	5	127.0.0.1		9 assignment		0 view	view.php?id=1	1	
23	22	1301316921	3	127.0.0.1		1 course		0 new	view.php?id=2	reseau ne neurone (ID 2)	
24	23	1301316986	2	127.0.0.1		2 assignment		8 view	view.php?id=2	2	
25	24	1301317008	5	127.0.0.1		2 course		0 view	view.php?id=2	2	
26	25	1301317008	2	127.0.0.1		2 course		0 view	view.php?id=2	2	

Figure 5-5 Les données de la table `mdl_log` en format xls.

4. Implémentation

L'implémentation de notre approche ou de n'importe quel algorithme de recommandation nécessite un langage qui traite bien et facilite la mise en œuvre des formules mathématiques, et pour cela nous avons choisis le langage Java. D'autre vu qu'on a plusieurs outils pour le traitement des données et l'application des différents algorithmes, le langage VB nous permet de programmer la fenêtre graphique qui facilite l'ouverture de ces outils et la manipulation des différentes phases.

[Figure 5-6]



Figure 5-6

Fenêtre VB permettant l'accès aux outils utilisés.



Afficher le test de Kolb



Recherche du style d'un utilisateur



Sélection d'un utilisateur



L'application de l'algorithme AntClass



L'affichage du style et le groupe d'utilisateurs ayant le même parcours



Quitter l'application

On distingue Trois phases principales :

4.1. Test de Kolb

Bienvenue dans l'un des tests sur les profils d'apprentissage du projet SAMI-DPS (Système d'Aide Multimédia Interactif de Diagnostic, de Planification et de Suivi d'un projet de formation), projet mené par SAVIE (Société pour l'apprentissage à **vie**inc.).

En répondant au questionnaire de Kolb, vous pouvez connaître votre façon de traiter l'information. Ce questionnaire a été validé auprès de milliers d'adultes, dans différentes langues et des centaines de pays. Une fois le questionnaire rempli, vous obtiendrez rapidement vos résultats.

Le questionnaire comprend 9 énoncés. Chaque énoncé présente quatre qualificatifs en gras (1.1 à 1.4)

 Lisez chaque énoncé et déterminez comment le qualificatif présenté vous ressemble.

Si le qualificatif vous décrit le mieux, vous cochez la case correspondante (M).

Si le qualificatif vous décrit assez bien, vous cochez la case correspondante (AB).

Si le qualificatif vous décrit assez mal, vous cochez la case correspondante (AM).

Si le qualificatif vous décrit le moins bien, cochez la case correspondante (MB).

 **IMPORTANT ! Cochez un choix différent pour chacun des quatre énoncés** de la question ; par exemple, pour l'énoncé : « Quand je désire apprendre quelque chose ou résoudre un problème, ma manière habituelle de procéder pourrait être qualifiée comme étant » :

Pratique est le qualificatif qui me décrit le mieux.

Engagé est un qualificatif qui me décrit assez bien.

Empirique est un qualificatif qui me décrit assez mal.

Discriminatoire est le qualificatif qui me décrit le moins bien.

 Assurez-vous qu'aucune case ne reste vide.

Il n'y a pas de temps limite pour réaliser cette activité. Cependant, nous vous suggérons de répondre aux questions de façon spontanée.



SAMI-DPS
Comment je traite l'information lorsque j'apprends

Le mieux
 Assez bien
 Assez mal
 Le moins bien

1. Lorsque je cherche à apprendre quelque chose ou bien à résoudre un problème, j'ai tendance à être :					
1.1	Discriminatoire : je distingue les choses les unes des autres avec précision, je fais des choix aussi judicieux que possible en faisant preuve de discernement.	<input checked="" type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
1.2	Empirique : j'essaie d'envisager la situation sous divers points de vue, en laissant libre cours à ma créativité pour expérimenter.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
1.3	Engagé : je m'implique avec ardeur , je prends la situation à coeur.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
1.4	Pratique : je cherche à m'adapter à la situation et je m'efforce d'en tirer le meilleur profit.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>

MB AM AB M

2. Lorsque je cherche à apprendre quelque chose ou bien à résoudre un problème, j'ai tendance à être :

2.1 **Réceptif** : je suis ouvert à ce qui se passe, je suis disposé à accueillir et assimiler les données que je perçois directement.

<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
-----------------------	-----------------------	-----------------------	-----------------------

2.2 **Pertinent** : je m'efforce de me situer le plus adéquatement possible par rapport au fond même de la situation en cause.

<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
-----------------------	-----------------------	-----------------------	-----------------------

2.3 **Analytique** : je cherche à identifier les éléments distincts plutôt que leur perception d'ensemble.

<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
-----------------------	-----------------------	-----------------------	-----------------------

2.4 **Impartial** : je cherche à être objectif, neutre ou sans parti pris face à une situation donnée.

<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
-----------------------	-----------------------	-----------------------	-----------------------

MB AM AB M

3. Lorsque je cherche à apprendre quelque chose ou bien à résoudre un problème, j'ai tendance à être :

3.1 **Sensible** : je porte particulièrement attention à ce que je vis et ressens dans l'immédiat, à ce que j'éprouve profondément face à la situation.

<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
-----------------------	-----------------------	-----------------------	-----------------------

3.2 **Vigilant** : j'observe très attentivement ce qui se passe ou ce qui pourrait arriver.

<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
-----------------------	-----------------------	-----------------------	-----------------------

3.3 **Raisonné** : je fais usage de ma raison pour interpréter et comprendre logiquement ce qui me pose question, problème ou défi.

<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
-----------------------	-----------------------	-----------------------	-----------------------

3.4 **Actif** : j'agis, je pose des actes, j'interviens pour dénouer rapidement la situation problématique.

<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
-----------------------	-----------------------	-----------------------	-----------------------

MB AM AB M

4. Lorsque je cherche à apprendre quelque chose ou bien à résoudre un problème, j'ai tendance à être :

4.1 **Réaliste** : j'admets ce qui arrive, j'accepte la situation, je pars des faits tels qu'ils sont.

<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
-----------------------	-----------------------	-----------------------	-----------------------

4.2 **Audacieux** : je prends le risque de m'exposer à des idées et à des influences nouvelles, de vivre des expériences confrontantes, de sortir des sentiers battus.

<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
-----------------------	-----------------------	-----------------------	-----------------------

4.3 **Évaluatif** : je cherche à évaluer adéquatement la situation, à en apprécier la juste valeur.

<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
-----------------------	-----------------------	-----------------------	-----------------------

4.4 **Conscient** : j'ai l'oeil ouvert, je cherche à être très lucide par rapport à ce qui arrive.

<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
-----------------------	-----------------------	-----------------------	-----------------------

MB AM AB M

5. Lorsque je cherche à apprendre quelque chose ou bien à résoudre un problème, j'ai tendance à être :

- 5.1 **Intuitif** : je privilégie la prise de conscience directe et spontanée du sens des choses, plutôt que de recourir au raisonnement pour leur attribuer une signification.
- 5.2 **Productif** : je vise à réaliser concrètement quelque chose de valable, à obtenir des résultats probants.
- 5.3 **Logique** : je procède en me conformant aussi rigoureusement que possible aux lois du raisonnement.
- 5.4 **Interrogateur** : je me pose des questions et je cherche activement des éléments de réponse pertinents.

<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>

MB	AM	AB	M
----	----	----	---

6. Lorsque je cherche à apprendre quelque chose ou bien à résoudre un problème, j'ai tendance à être :

- 6.1 **Abstrait** : je préfère me référer à des concepts plutôt que de m'appuyer sur des données concrètes.
- 6.2 **Observateur** : je préfère observer attentivement plutôt que de spéculer sur ce que je veux comprendre ou sur les solutions possibles.
- 6.3 **Concret** : je préfère plutôt considérer les choses concrètes et ce qui peut être perçu par les sens.
- 6.4 **Entreprenant** : je préfère, avant tout, passer à l'action, exercer une activité orientée vers la réalisation de quelque chose.

<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>

MB	AM	AB	M
----	----	----	---

7. Lorsque je cherche à apprendre quelque chose ou bien à résoudre un problème, j'ai tendance à être :

- 7.1 **Présent** : je suis centré sur ce qui se passe ici et maintenant, je tiens compte, avant tout, des données provenant de la situation immédiate.
- 7.2 **Réfléchi** : je pense, je cherche, je me concentre et j'analyse ce qui m'interpelle.
- 7.3 **Prévoyant** : je cherche à prévoir et/ou à prévenir ce qui pourrait éventuellement arriver.
- 7.4 **Pragmatique** : j'accorde beaucoup d'importance aux solutions et aux applications pratiques qui concernent des situations de la vie courante.

<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>

MB	AM	AB	M
----	----	----	---

8. Lorsque je cherche à apprendre quelque chose ou bien à résoudre un problème, j'ai tendance à être :

--	--	--	--

8.1	Expérientiel : je m'appuie avant tout sur mes expériences vécues, sur ce qui a été mis à l'épreuve dans la pratique courante.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
8.2	Examineur : je porte une attention soutenue aux évènements en cause et j'en scrute les moindres manifestations.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
8.3	Conceptualisateur : je m'applique à élaborer des schèmes explicatifs qui puissent rendre compte des divers aspects qui font partie de la situation.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
8.4	Expérimentateur : je provoque systématiquement des évènements dans le but de les étudier et de découvrir des moyens de les contrôler.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>

MB AM AB M

9. Lorsque je cherche à apprendre quelque chose ou bien à résoudre un problème, j'ai tendance à être :

9.1	Concentré : je me centre intensément sur la situation, je réfléchis longuement au problème.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
9.2	Réservé : je fais preuve de retenue, de modération et de prudence face à une situation qui m'intrigue, me pose problème ou me met au défi.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
9.3	Rationnel : je fais appel à la raison, à la logique pour expliquer ou résoudre une situation.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
9.4	Responsable : je prends mes responsabilités, je prends la situation en charge et je cherche à accomplir quelque chose de valable ou d'utile.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>

Fin du questionnaire

Envoyer

4.2. Prétraitement

C'est la première phase de notre approche, qui permet d'extraire les données nécessaires à partir de la table « mdl_log » qui existe dans la base de données de Moodle, et d'appliquer sur ces derniers l'algorithme la classification de datamining via l'outil weka.

L'extraction des données se fait par l'outil MysqlAdministrator via la requête suivante :

```
« SELECT time, userid, ip, course, module, cmid, action, url, info FROM moodle.mdl_log »
```

Pour pouvoir utiliser ces données par l'outil weka, le résultat de requête doit être enregistré sous le format (.CSV) qu'on le nome « result_query.csv » *Figure 5-5*

4.3. Datamining

Nous avons choisi la technique de classification pour regrouper les apprenants qui ont des comportements d'apprentissage similaires (les classes).

Weka permet d'ouvrir le fichier « result_query.csv » via la fenêtre « Weka Explorer ». Pour appliquer la technique de clustering, on choisit « cluster » dans la liste des techniques existées ; ensuite, on choisit l'algorithme de clustering « AntClass » en déterminant le nombre de clusters. Comme le $k=4$ est le nombre des classes, il représente le nombre de styles d'apprentissages qu'on peut avoir avec le test de Kolb.

L'algorithme AntClass permet d'associer chaque vecteur (Apprenant) à une classe parmi les quatre (cluster0, cluster1, cluster2, cluster3), on enregistre le résultat obtenu dans un fichier arff qu'on le nomme (result_AntClass.arff). **Figure 5-6**

Pour utiliser le fichier (result_AntClass.arff) dans l'application pour réaliser la deuxième phase, on doit le transformer en (result_AntClass.csv) via l'interface « arffviewer » dans le menu « tools » de weka.

```

1  @relation result_query_clustered
2
3  @attribute Instance_number numeric
4  @attribute time numeric
5  @attribute userid numeric
6  @attribute ip {127.0.0.1}
7  @attribute course numeric
8  @attribute module {user,upload,course,forum,lesson,assignment,chat,notes,blog,login,library,role,resource}
9  @attribute cmid numeric
10 @attribute action {update,upload,view,logout,login,new,'add discussion','view forum','view forums',editsection,
11 @attribute url {view.php?id=2&course=1,http://localhost/moodle/user/editadvanced.php,view.php?id=1,view.php?id=
12 @attribute info {'',C:moodledata/user/0/2/4bc1756aee.jpg,1.0,2.0,'reseau ne neurone (ID 2)',C:moodledata/2/modd
13 @attribute Cluster {cluster0,cluster1,cluster2,cluster3}
14
15 @data
16 0,1300907551,2,127.0.0.1,1,user,0,update,view.php?id=2&course=1,'',cluster0
17 1,1300907551,2,127.0.0.1,1,upload,0,upload,http://localhost/moodle/user/editadvanced.php,C:moodledata/user/0/2/
18 2,1300909132,2,127.0.0.1,1,course,0,view,view.php?id=1,1.0,cluster3
19 3,1300909578,2,127.0.0.1,1,course,0,view,view.php?id=1,1.0,cluster3
20 4,1300909990,2,127.0.0.1,1,user,0,view,view.php?id=2&course=1,2.0,cluster1
21 5,1300910067,2,127.0.0.1,1,course,0,view,view.php?id=1,1.0,cluster3
22 6,1300910884,2,127.0.0.1,1,course,0,view,view.php?id=1,1.0,cluster3
23 7,1300910885,2,127.0.0.1,1,course,0,view,view.php?id=1,1.0,cluster3

```

Figure 5-7 Le fichier result_AntClass.arff via Notepad.

✪ Interprétation du résultat

Comme on est dans le cas d'apprentissage non supervisé, dont les classes obtenues ne sont pas connues a priori, mais chaque cluster peut avoir une signification en fonction du vecteur centre de gravité qui le représente *Figure 5-7*.

Attribute	Full Data (1641)	Cluster#			
		0 (326)	1 (461)	2 (548)	3 (306)
time	1300519406.1877	1298341886.1687	1297817541.3189	1300703724.635	1306579617.6961
ip	127.0.0.1	127.0.0.1	127.0.0.1	127.0.0.1	127.0.0.1
course	6.7489	7.6902	8.1909	5.4416	5.915
module	course	course	forum	resource	course
cmid	43.613	0	10.6941	121.3978	0.3693
action	view	view	view forums	view	view
url	view.php?id=8	view.php?id=8	index.php?id=10	view.php?id=176	view.php?id=6
info		8.0		2.0	6.0

Figure 5-8 Le vecteur centre de gravité de chaque cluster.

Weka permet de visualiser le résultat de clustering obtenu selon les différentes extrémités du vecteur entré (userid, module, action, temps....).

5. Evaluation

Les expérimentations présentées dans ce chapitre permet de :

-  Eviter de recommander des parcours avec des ressources qui ne sont pas importantes et ne les recommande pas, car les prédictions n'est pas calculés sur la totalité des utilisateurs avec ces diversités des comportements.
-  Calculer les prédictions sur les utilisateurs d'un cluster ayant des comportements d'apprentissage similaires (même style d'apprentissage).
-  Permet au système de recommander que les parcours adaptés aux préférences des apprenants.
-  Eviter de calculer les prédictions entre des utilisateurs n'ayants pas le même style (une corrélation faible).
-  Réduire le nombre d'apprenants qui abandonne l'apprentissage du cour spécifique.

 Personnaliser les recommandations via les personnes virtuelles générées dans chaque style.

6. Conclusion

Nous avons présenté dans ce chapitre les différentes expérimentations faites sur des données créées par la navigation de quelques apprenants dans la plateforme Moodle. Les outils utilisés pour développer notre approche sont expliqués ici. Ces derniers nous ont aidé à mettre en œuvre les phases d'adaptation du parcours à nos apprenants. L'outil weka nous a permis d'appliquer la classification sur les données présentées par un fichier .csv, afin d'exploiter ce résultat par une interface VB pour appliquer l'algorithme de AntClass, le langage java a été utilisé pour nous faciliter la manipulation des formules mathématiques, ainsi que l'interface utilisée nous permet de grouper les différents outils utilisés ce qui permet de faciliter la manipulation.

Les résultats des expérimentations nous montrent une grande efficacité de cette approche proposée, d'autre part, le scénario proposé est adéquat sur le contenu présenté. L'utilité de la première phase (Test de Kolb) est de détecter le style initial ; puis à chaque session d'apprentissage on le pour lui adapter un nouveau parcours. Les apprenants peuvent accéder et voir ces propres recommandations via un lien qu'on a intégré dans la page d'évaluation des ressources et parcours choisies pour enrichir la navigation sur la plateforme et de développer le processus d'apprentissage.

Bibliographie

- [1] **Conseil de l'Union Européenne**, « *Résolution du conseil sur le e-learning* », *Journal Officiel des Communautés européennes*, Vol. 20, n°7, 2001.
- [2] **Ben Romdhane E., Skik H.**, « *E-learning: éléments de réflexions autour d'une expérience en 'Blended Learning' développée dans le milieu universitaire* », *First International E-business Conference*, 2005.
- [3] **Witte I.H., Frank E.**, « *Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques: 2nd Edition* », *San Francisco: Morgan Kaufmann*, 2005.
- [4] **Han J., Kamber M.**, « *Data Mining: Concepts and Techniques* », *Morgan Kaufmann Publishers*, 2001.
- [5] **Klosgen W., Zytow J.**, « *Handbook of Data Mining and Knowledge Discovery* », *Oxford University Press*, 2002.
- [6] **Arruabarrena R., Pérez T. A., López-Cuadrado J., Vadillo J. G. J.**, « *On evaluating adaptive systems for education* », *Adaptive hypermedia* (pp. 363–367), 2002.
- [7] **Ingram A.**, « *Using web server logs in evaluating instructional web sites* », *Journal of Educational Technology Systems*, 28(2), 137–157, 1999.
- [8] **Zorrilla M. E., Menasalvas E., Marin D., Mora E., Segovia J.**, « *Web usage mining project for improving web-based learning sites* », *Web mining workshop, Cataluna*, 2005.
- [9] **Heraud J., France L., Mille A.**, « *Pixed: an its that guides students with the help of learners' interaction log* », *International conference on intelligent tutoring systems (workshop analyzing student–tutor interaction logs to improve educational outcomes)*, *Maceio* (pp. 57–64), 2004.
- [10] **Farzan R.**, « *Adaptive socio-recommender system for open-corpus e-learning* », *Doctoral consortium of the third international conference on adaptive hypermedia and adaptive web-based systems*, 2004.
- [11] **Lu J.**, « *Personalized e-learning material recommender system* », *International conference on information technology for application* (pp. 374–379), 2004.
- [12] **Tang T., McCalla G.**, « *Smart recommendation for an evolving e-learning system* », *International Journal on E-Learning*, 4(1), 105–129, 2005.
- [13] **Zaiane, O.**, « *Building a recommender agent for e-learning systems* », *ICCE* (pp. 55–59), 2002.
- [14] **Ha S., Bae S., Park S.**, « *Web mining for distance education* », *IEEE international conference on management of innovation and technology* (pp. 715–719), 2000.
- [15] **Hamalainen W., Suhonen J., Sutinen E., Toivonen H.**, « *Data mining in personalizing distance education courses* », *World conference on open learning and distance education*, *Hong Kong*, 2004.
- [16] **Merceron A., Yacef K.**, « *Mining student data captured from a web-based tutoring tool: Initial*

exploration and results ». *Journal of Interactive Learning Research*, 15(4), 319–346, 2004.

- [17] **Minaei-Bidgoli B., Punch W.**, « *Using genetic algorithms for data mining optimization in an educational web-based system* », *GECCO* (pp. 2252–2263), 2003.
- [18] **Mor E., Minguillon J.**, « *E-learning personalization based on itineraries and long-term navigational behavior* », *Proceedings of the 13th international world wide web conference* (pp. 264–265), 2004.
- [19] **Muehlenbrock M.**, « *Automatic action analysis in an interactive learning environment* », 2005.
- [20] **Pahl C., Donnellan C.**, « *Data mining technology for the evaluation of web-based teaching and learning systems* *Proceedings of the congress e-learning, Montreal, Canada, 2003.*
- [21] **Romero C., Ventura S., Bra P. D.**, « *Knowledge discovery with genetic programming for providing feedback to courseware author* », *User Modeling and User-Adapted Interaction: The Journal of Personalization Research*, 14(5), 425–464, 2004.
- [22] **Silva D., Vieira M.**, « *Using data warehouse and data mining resources for ongoing assessment in distance learning* », *IEEE international conference on advanced learning technologies, Kazan, Russia* (pp. 40–45), 2002.
- [23] **Talavera L., Gaudioso E.**, « *Mining student data to characterize similar behavior groups in unstructured collaboration spaces* », *Workshop on artificial intelligence in CSCL. 16th European conference on artificial intelligence* (pp. 17–23), 2004.
- [24] **Tang C., Yin H., Li T., Lau R., Li Q., Kilis D.**, « *Personalized courseware construction based on web data mining* », *Proceedings of the first international conference on web information systems engineering, Washington, DC, USA* (pp. 204–211), 2000.
- [25] **Ueno M.**, « *Online outlier detection system for learning time data in e-learning and its evaluation* », *International conference on computers and advanced technology in education* (pp. 248–253), 2004.
- [26] **Zaïane O., Luo J.**, « *Web usage mining for a better web-based learning environment* ». *Proceedings of conference on advanced technology for education, Banff, Alberta* (pp. 60–64), 2001.
- [27] **Becker K., Ghedini C., Terra E.**, « *Using kdd to analyze the impact of curriculum revisions in a Brazilian university* », *Eleventh international conference on data engineering. Proceedings of the SPIE 14th annual international conference on aerospace/defense, sensing, simulation and controls, Orlando* (pp. 412–419), 2000.
- [28] **Grob H., Bensberg F., Kaderali F.**, « *Controlling open source intermediaries – a web log mining approach.* », *Proceedings of the 26th international conference on information technology interfaces* (pp. 233–242), 2004.
- [29] **Luan, J.**, « *Data mining, knowledge management in higher education, potential applications.* », *Workshop associate of institutional research international conference, Toronto* (pp. 1–18), 2002.
- [30] **Ma Y., Liu B., Wong C., Yu P., Lee S.**, « *Targeting the right students using data mining.* » *KDD '00: Proceedings of the sixth ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery*

and data mining (pp. 457–464), 2000.

- [31] **Peled A., Rashty D.**, « *Logging for success: Advancing the use of www logs to improve computer mediated distance learning.* », *Journal of Educational Computing Research*, 21(4), 413–431, 1999.
- [32] **Sanjeev P., Zytow J. M.**, « *Discovering enrollment knowledge in university databases.* », *KDD* (pp. 246–251), 1995.
- [33] **Urbancic T., Skrjanc M., Flach P.**, « *Web-based analysis of data mining and decision support education.* », *AI Communications*, 15, 199–204, 2002.
- [34] **Romero C., Ventura S.**, « *Data mining in e-learning.* Southampton, UK: Wit Press, 2006.
- [35] **Yu P., Own C., Lin, L.**, « *On learning behavior analysis of web based interactive environment.* », *Proceedings of ICCEE, Oslo/Bergen, Norway*, 2001.
- [36] **Li J., Zaïane O.**, « *Combining usage, content, and structure data to improve web site recommendation.* », *International conference on ecommerce and web technologies* (pp. 305–315), 2004.
- [37] **Avouris N., Komis V., Fiotakis G., Margaritis M., Voyiatzaki E.**, « *Why logging of fingertip actions is not enough for analysis of learning activities.* », *Workshop on usage analysis in learning systems at the 12th international conference on artificial intelligence in education*, 2005.
- [38] **Monk D.**, « *Using data mining for e-learning decision making.* », *Electronic Journal of e-Learning*, 3(1), 41–54, 2005
- [39] **Iksal S., Choquet C.**, « *Usage analysis driven by models in a pedagogical context.* », 2005
- [40] **Markham S., Ceddia J., Sheard J., Burvill C., Weir J., Field B., et al.**, « *Applying agent technology to evaluation tasks in e-learning environments.* », *Proceedings of the exploring educational technologies conference*, 2003.
- [41] **Agrawal R., Imielinski T., Swami A.**, « *Mining association rules between sets of items in large databases.* », *Proceedings of the 1993 ACM SIGMOD international conference on management of data*, Washington, DC (pp. 207–216), 1993.
- [42] **Agrawal R., Srikant R.**, « *Mining sequential patterns.* », *Eleventh international conference on data engineering* (pp. 3–14). Taipei, Taiwan: IEEE Computer Society Press, 1995.
- [43] **Chen G., Liu C., Ou K., Liu B.**, « *Discovering decision knowledge from web log portfolio for managing classroom processes by applying decision tree and data cube technology.* », *Journal of Educational Computing Research*, 23(3), 305–332, 2000.
- [44] **Wang F.**, « *On using data-mining technology for browsing log file analysis in asynchronous learning environment.* », *Conference on educational multimedia, hypermedia and telecommunications* (pp. 2005–2006), 2002.
- [45] **Shen R., Han P., Yang F., Yang Q., Huang J.**, « *Data mining and case-based reasoning for distance learning.* », *Journal of Distance Education Technologies*, 1(3), 46–58, 2003.

- [46] **Markellou P., Mousourouli I., Spiros S., Tsakalidis A.**, « *Using semantic web mining technologies for personalized e-learning experiences.* », *Proceedings of the web-based education* (pp. 461–826), 2005.
- [47] **Chen J., Li Q., Wang L., Jia W.**, « *Automatically generating an e-textbook on the web.* », *International conference on advances in webbased learning* (pp. 35–42), 2004.
- [48] **Tane J., Schmitz C., Stumme G.**, « *Semantic resource management for the web: An e-learning application.* », *Proceedings of the WWW conference, New York, USA* (pp. 1–10), 2004.
- [49] **Hammouda K., Kamel M.**, « *Ch. Data mining in e-learning.* », 2005.
- [50] **Castro F., Vellido A., Nebot A., Minguillon J.**, « *Detecting atypical student behaviour on an e-learning system.* », *I Simposio Nacional de Tecnologas de la Informacin y las Comunicaciones en la Educacin, Granada* (pp. 153–160), 2005.
- [51] **Wang W., Weng J., Su J., Tseng S.**, « *Learning portfolio analysis and mining in SCORM compliant environment.* », *ASEE/ IEEE frontiers in education conference* (pp. 17–24), 2004.
- [52] **Dringus L., Ellis T.**, « *Using data mining as a strategy for assessing asynchronous discussion forums.* », *Computer & Education Journal*, 45, 141–160, 2005.
- [53] **Bari M., Benzater B.**, « *Retrieving data from pdf interactive multimedia productions.* », *International conference on human system learning: Who is in control?* (pp. 321–330), 2005.
- [54] **Beck J., Woolf B.**, « *High-level student modeling with machine learning.* », *Intelligent tutoring systems* (pp. 584–593), 2000.
- [55] **Arroyo I., Murray T., Woolf B., Beal C.**, « *Inferring unobservable learning variables from students' help seeking behavior.* », *Intelligent tutoring systems* (pp. 782–784), 2004.
- [56] **Baker R., Corbett A., Koedinger K.**, « *Detecting student misuse of intelligent tutoring systems.* », *Intelligent tutoring systems* (pp. 531– 540), 2004.
- [57] **Feng M., Heffernan N., Koedinger K.**, « *Looking for sources of error in predicting student's knowledge.* », *Proceedings of AAAI'05 workshop on educational data mining*, 2005.
- [58] **Damez M., Marsala C., Dang T., Bouchon-Meunier B.**, « *Fuzzy decision tree for user modeling from human–computer interactions.* », *International conference on human system learning: Who is in control?* (pp. 287–302), 2005.
- [59] **Freyberger J., Heffernan N., Ruiz C.**, « *Using association rules to guide a search for best fitting transfer models of student learning.* », *Workshop on analyzing student–tutor interactions logs to improve educational outcomes at ITS conference*, 2004.
- [60] **Claxton C.S et Ralston Y.**, « *Learning styles: Their impact on teaching and administration.* », *Washington, DC: American Association for Higher Education*, 1978.
- [61] **Keefe J-W.**, « *Learning Style Theory and Practice.* », *National Association of Secondary School Principals*, 1987.
- [62] **Dunn R., Dunn K.**, « *Teaching students through their individual learning styles: A practical*

approach. Reston, VA: Reston. », 1978.

- [63] **Reinert H.**, « *One picture is worth a thousand words? Not necessarily!* », *The Modern Language Journal*, Vol. 60, pp. 160-168, 1976.
- [64] **Patureau V.**, « *Styles d'apprentissage et ordinateur.* », Dans R. Duda, & P. Riley (Ed.), *Learning styles*, Nancy: Presses Universitaires de Nancy, pp. 117-126, 1990.
- [65] **Curry L.**, « *Learning Styles in Secondary Schools: A Review of Instruments and Implications for Their Use.* », Madison: National center of Effective secondary Schools & University of Wisconsin-Madison, Wisconsin Center for education research, 1990.
- [66] **Entwistle N.**, « *Styles of learning and teaching.* », New-York: Wiley, 1981.
- [67] **Schmeck R.R.**, « *Learning styles of college students.* », Dans Rona F. Dillon & Ronald R. Schmeck (Ed.) *Individual differences in cognition, volume 1*, New-York: Academic Press, pp. 233-279, 1983.
- [68] **Dunn R., Dunn K.**, « *Teaching Secondary Students through their Individual Learning Styles: Practical Approaches for Grades 7-12.* », Boston: Allyn and Bacon, 1993.
- [69] **Keefe J. W.**, « *Learning style: an overview.* », Dans James W. Keefe (Ed.), *Student learning styles: diagnosing and prescribing programs*, Reston, VA: National Association of Secondary School Principals (NASPP), pp. 1-17, 1979.
- [70] **Kolb D.A.**, « *Experiential Learning : Experience as the source of Learning and development.* », Prentice-Hall, Englewood Cliffs, New Jersey, 1984.
- [71] **Das J.P.**, « *Simultaneous-successive processing and planning: implications for school learning.* », Dans Ronald R. Schmeck (Ed.), *Learning Strategies and Learning Styles*(pp. 101-129). New York: Plenum Press, 1988.
- [72] **Renzulli J.S., Smith L.H.**, « *Learning styles inventory: a measure of student preference for instructional techniques.* », Mansfield Center, Connecticut: Creative Learning Press, 1978.
- [73] **Della-Dora, Blanchard**, « *traduction libre* », dans Kirby, p. 8, 1979.
- [74] **Jonassen D.H., Grabowski** « *Handbook of individual differences, learning, and instruction.* », Hillsdale, NJ: Erlbaum Assoc, 1993.
- [75] **Legendre R.**, « *Dictionnaire actuel de l'éducation.* », 2nde édition. Guérin, 1993.
- [76] **Barbe W., Swassing R., Milone M.**, « *Teaching through modality strengths : concepts and practices.* », Columbus, Ohio: Zaner-Bloser, 1979.
- [77] **Hunt D.E.**, « *Learning style and student needs: an introduction to conceptual level.* », Dans James W. Keefe (Ed.), *Student learning styles: diagnosing and prescribing programs*, Reston, VA: National Association of Secondary School Principals (NASPP), pp. 27-38, 1979.
- [78] **Honey P., Mumford A.**, « *The manual of learning styles* », Berkshire, England: Peter Honey, 1992.

- [79] **Myers I. B.**, « *Manual: The Myers-Briggs Type Indicator.* », Palo Alto, CA: Consulting Psychologists Press, 1962.
- [80] **Jung C. G.**, « *Psychological Types Translation by H. Godwyn Baynes.* », 1921-1923.
- [81] **Allport G.**, « *Pattern and growth in personality.* », New York: Holt, Rinehart and Winston, 1961.
- [82] **Messick S.**, « *Personality consistencies in cognition and creativity.* », Dans Samuel Messick & Associates (Ed.), *Individuality in learning*, San Francisco: Jossey-Bass, pp. 4-22, 1976.
- [83] **Witkin H. A.**, « *Cognitive style in academic performance and in teacher-student relations.* », dans S. Messick & Associates (dir.), *Individuality in Learning*. San Francisco : Jossey-Bass, p. 38-72, 1976.
- [84] **Cano J., Porter T. L.**, « *The relationship between learning styles, academic major, and academic performance of college of agriculture students.* », *Proceedings of the 24th Annual National Agricultural Education Research Meeting* p. 373-380. Las Vegas: NV, 1997.
- [85] **Cano J.**, « *The relationship between learning style, academic major, and academic performance of college students.* », *Journal of Agricultural Education* 40 (1), 30-37, 1999.
- [86] **Sarasin L.**, « *Learning Style Perspectives.* », Madison, WI: Atwood Publishing, 1999.
- [87] **Grassé P.P.**, « *La reconstruction du nid et les coordinations inter-individuelles chez *Bellicositermes natalensis* et *Cubitermes* sp. La théorie de la Stigmergie : Essai d'interprétation du comportement des termites constructeurs.* », *Insectes Sociaux*, numéro 6, p. 41-80, 1959.
- [88] **Deneubourg J.L., Pasteels J.M., Verhaeghe J.C.**, « *Probabilistic Behaviour in Ants : a Strategy of Errors?* », *Journal of Theoretical Biology*, numéro 105, 1983.
- [89] **Moyson F., Manderick B.**, « *The collective behaviour of Ants : an Example of Self-Organization in Massive Parallelism.* », *Actes de AAAI Spring Symposium on Parallel Models of Intelligence*, Stanford, Californie, 1988.
- [90] **Goss S., Aron S., Deneubourg J.L. et Pasteels J.M.**, « *The self-organized exploratory pattern of the Argentine ant.* », *Naturwissenschaften*, volume 76, pages 579-581, 1989.
- [91] **Ebling M., Di Loreto M., Presley M., Wieland F., Jefferson D.**, « *An Ant Foraging Model Implemented on the Time Warp Operating System.* », *Proceedings of the SCS Multiconference on Distributed Simulation*, 1989.
- [92] **Dorigo M.**, « *Optimization, Learning and Natural Algorithms.* », PhD thesis, Politecnico di Milano, Italie, 1992.
- [93] **Bilchev G. et Parmee I. C.**, « *The Ant Colony Metaphor for Searching Continuous Design Spaces.* », *Proceedings of the AISB Workshop on Evolutionary Computation*. Terence C. Fogarty (éditeurs), *Evolutionary Computing Springer-Verlag*, pages 25-39, avril 1995.
- [94] **Dorigo M., Maniezzo V., Colorni A.**, « *Ant system: optimization by a colony of cooperating agents* », *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics--Part B*, volume 26, numéro 1, pages 29-41, 1996.

- [95] **Stützle T., Hoos H.H.**, « *MAX MIN Ant System.* », *Future Generation Computer Systems*, volume 16, pages 889-914, 2000.
- [96] **Dorigo M., Gambardella L.M.**, « *Ant Colony System : A Cooperative Learning Approach to the Traveling Salesman Problem.* », *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, volume 1, numéro 1, pages 53-66, 1997.
- [97] **Schoonderwoerd R., Holland O., Bruten J., Rothkrantz L.**, « *Ant-based load balancing in telecommunication networks.* », *Adaptive Behaviour*, volume 5, numéro 2, pages 169-207, 1997.
- [98] **Martinoli A., Yamamoto M., Mondada F.**, « *On the modelling of bioinspired collective experiments with real robots.* », *Fourth European Conference on Artificial Life ECAL-97*, Brighton, UK, juillet 1997.
- [99] **Dorigo M.**, « *ANTS' 98, From Ant Colonies to Artificial Ants : First International Workshop on Ant Colony Optimization.* », *ANTS 98, Bruxelles, Belgique*, octobre 1998.
- [100] **Stützle T.**, « *Parallelization Strategies for Ant Colony Optimization.* », *Proceedings of PPSN-V, Fifth International Conference on Parallel Problem Solving from Nature*, Springer-Verlag, volume 1498, pages 722-731, 1998.
- [101] **Bonabeau É., Dorigo M., Theraulaz G.**, « *Swarm intelligence.* », *Oxford University Press*, 1999.
- [102] **Dorigo M., Di Caro G., Stützle T.**, « *special issue on "Ant Algorithms".* », *Future Generation Computer Systems*, volume 16, numéro 8, 2000.
- [103] **Gutjahr W.J.**, « *A graph-based Ant System and its convergence.* », *Future Generation Computer Systems*, volume 16, pages 873-888, 2000.
- [104] **Iredi S., Merkle D., Middendorf M.**, « *Bi-Criterion Optimization with Multi Colony Ant Algorithms.* », *Evolutionary Multi-Criterion Optimization, First International Conference (EMO'01)*, Zurich, Springer Verlag, pages 359-372, 2001.
- [105] **Bianchi L., Gambardella L.M., Dorigo M.**, « *An ant colony optimization approach to the probabilistic traveling salesman problem.* », *PPSN-VII, Seventh International Conference on Parallel Problem Solving from Nature, Lecture Notes in Computer Science*, Springer Verlag, Berlin, Allemagne, 2002.
- [106] **Zlochin M., Birattari M., Meuleau N., Dorigo M.**, « *Model-based search for combinatorial optimization: A critical survey.* », *Annals of Operations Research*, vol. 131, pp. 373-395, 2004.
- [107] **Deneubourg J.L., Goss S., Franks N., Sendova-Franks A., Detrain C., Chretien L.**, « *The dynamics of collective sorting : robot-like ant and ant-like robots.* », (Meyer and Wilson, 1990), pages 356–365, 1990.
- [108] **Dorigo M., Maniezzo V., Colorni A.**, « *Positive feedback as a search strategy.* », *Technical Report 91-016*, Politecnico di Milano, Italy, 1991.
- [109] **Taillard E.**, « *Ant Systems.* », *Pardalos, P. and Resende, M., editors, Handbook of Applied Optimization*, 1999.
- [110] **Taillard E., Gambardella L. M.**, « *An Ant Approach for Structured Quadratic Assignment*

- Problems.* », *2nd Metaheuristics International Conference, Sophia-Antipolis, France, 1997.*
- [111] **Maniezzo V., Colorni A., Dorigo M.**, « *The Ant System Applied to the Quadratic Assignment Problem.* », *Technical Report 94-28, IRIDIA, Université Libre de Bruxelles, Belgium, 1994.*
- [112] **Costa D., Hertz A.**, « *Ants Can Colour Graphs.* », *Journal of the Operational Research Society*, 48 :295–305, 1997.
- [113] **Bullnheimer B., Hartl R., Strauss C.**, « *Applying the Ant System to the Vehicle Routing Problem.* », *Second International Conference on Metaheuristics, Sophia-Antipolis, France, 1997.*
- [114] **Di Caro G., Dorigo M.**, « *AntNet : Distributed Stigmergetic Control for Communications Networks.* », *Journal of Artificial Intelligence Research*, 9 :317– 365, 1998.
- [115] **Gambardella L., Dorigo M.**, « *HAS-SOP : An Hybrid Ant System for the Sequential Ordering Problem.* », *Technical Report 97-11, IDSIA, Lugano, Switzerland, 1997.*
- [116] **Solnon C.**, « *Solving Permutation Constraint Satisfaction Problems with Artificial Ants.* », *Proceedings of the 14th European Conference on Artificial Intelligence, 2000.*
- [117] **Lumer E., Faieta B.**, « *Diversity and Adaptation in Populations of Clustering Ants.* », (Cliff et al., 1994), pages 501–508, 1994.
- [118] **Monmarché N., Slimane M., Venturini G.**, « *AntClass : discovery of clusters in numeric data by an hybridization of an ant colony with the Kmeans algorithm.* », *Technical Report 213, Laboratoire d'Informatique de l'Université de Tours, E3i Tours. 21 pages, 1999.*
- [119] **Kanade P.M., Hall L.O.**, « *Fuzzy Ants as a Clustering Concept.* », *22nd international conference of the North American fuzzy information processing society NAFIPS*, p. 227-232, 2003.
- [120] **Kuntz P., Layzell P., Snyers D.**, « *A Colony of Ant-like Agents for Partitioning in VLSI Technology.* », *HUSBANDS P., HARVEY I., Eds., Proceedings of the Fourth European Conference on Artificial Life, MIT Press, Boston, p. 417–424, 1997.*
- [121] **Ramos V., Muge F., Pina P.**, « *Self-organized data and image retrieval as a consequence of inter-dynamic synergistic relationships in artificial ant colonies.* », Vol. 87, IOS Press, 2002.
- [122] **Abraham A., Ramos V.**, « *Web Usage Mining Using Artificial Ant Colony Clustering and Linear Genetic Programming.* », 1384-1391. *In Evolutionary Computation, 2003.*
- [123] **Azzag H., Guinot C., Venturini G.**, « *AntTree: A Web Document Clustering Using Artificial Ants.* », *ECAI 2004: 480-484, 2004.*
- [124] **N. Bousbia**, « *Analyse des traces de navigation des apprenants dans un environnement de formation dans une perspective de détection automatique des styles d'apprentissage* » thèse et résumé de thèse de doctorat de l'université Pierre et Marie Curie (France) et ESI (Algérie) 2011