

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية

République Algérienne Démocratique et Populaire

Ministère de l'enseignement supérieur et de la recherche scientifique

Université de 8 Mai 1945 – Guelma -

Faculté des Mathématiques, d'Informatique et des Sciences de la matière

Département d'Informatique



Mémoire de Fin d'études Master

Filière : Informatique

Option : Systèmes Informatiques

Thème :

Mise en place d'un dispositif d'analyse de l'apprentissage

Encadré Par :

Dr. Khaled HALIMI

Présenté par :

Nor Elhouda REDJAIMIA

Juillet 2019

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ
Remerciement

Avant tous je remercie Allah qui m'a donnée le pouvoir, la patience, la volonté et le plus important la santé pour réaliser ce travail.

*Avec sentiment sincère de respect et de gratitude je remercie mon encadreur **Dr Halimi Khaled** qui m'a donné la confiance pour la deuxième fois et qui m'a fourni le sujet de mémoire master et qui m'a guidé à tous mes étapes de réalisation de ce travail avec ses précieux conseils et son expérience et son expertise, sans oublier son encouragement dans les moments de désespoir, et de la fatigue.*

*J'adresse mes remerciements à notre chef du département **Dr Zineddine Kouahla** qui nous a fourni toutes les conditions pour travailler*

*J'adresse aussi mes remerciements à tous **Mes enseignants** du département d'informatique*

A la fin j'adresse mes sincères sentiments de gratitude à toute personne qui a participé de près ou de loin à la réalisation de ce travail.

Je dédie ce travail

A la plus belle créature que dieu a crée sur terre

A cette source de tendresse, de patience, et de générosité,

A ma mère

A mon cher père

A ma grande mère

A mes frères et à ma petite sœur

A tous mes amis Menai Nesrine, Bouafia Ibtissem

A tous mes collègues et spécialement à Benoughidene Rym

I. Résumé :

Au cours des dernières années, l'apprentissage a évolué vers une formation très importante et utile grâce au développement et à l'avancement de la technologie et du Web 2.0, qui a ouvert les perspectives de l'interaction, de la communication et la publication de divers sujets via des pages Web.

Basé sur la technologie offerte par le web 2.0 et l'apparition de réseaux sociaux plus tard et qui ont fourni la possibilité de communication et de diffusion de contenu, le partage de ressources, etc. la notion de « E-learning » a vu le jour.

E-learning gardes à fournir les conditions maximales pour les apprenants d'apprendre via l'internet en adoptant différents types et méthodes d'apprentissage individuel, collectif, social, ou compétitif, tous sont versés dans le contexte d'un objectif d'amélioration de l'apprentissage, mais compte tenu que l'apprentissage est considéré comme une boîte noire, on ne peut pas savoir quel revenu, les théories de l'apprentissage ont émergé pour savoir de ce que ce passe et pourquoi lors de l'apprentissage touchait à la fois le coté comportemental, social, cognitif et structurel de l'apprenant. L'apprentissage sociale « Social Learning » était également concerné par l'aspect psychologique de l'apprenant avant la direction du champ du Web immédiatement après l'émergence de médias sociaux qui ont renforcé les liens grâce à la communication et la discussion entre individus via des espaces de réseaux sociaux et des forums.

Étant donné que l'apprentissage social est un processus centré sur l'apprenant, et compte tenu de la grande quantité de données générées par l'interactions des utilisateurs avec leurs activités et la nécessité de suivre leurs activités, l'exploitation de ces données utilisant des outils et des techniques aident à comprendre comment l'apprentissage se produit et se développe dans les réseaux, comment les apprenants créent du sens et construisent des connaissances lors de la connexion avec les autres et comment se déroule l'apprentissage, etc., est considéré cela comme une solution afin de suivre et d'analyser les activités des apprenants. Dans le but d'atteindre ces objectifs, l'analyse de l'apprentissage a connu l'émergence du domaine de l'extraction de données « data mining » qui a comporté un ensemble de techniques tel que : classification, clustering, régression, relation d'associations, etc. Et à cause de son attention sur la manière de l'apprentissage seulement et les techniques limitées qu'il utilise, le domaine de l'analyses de l'apprentissage « learning analytics » émergé pour ajouter d'autres types d'analyse manquantes tel que l'analyse de sentiments, l'analyse de réseaux sociaux, l'analyse d'influence, l'analyse de discours, la prédiction de succès de l'apprenant, l'analyse de concepts, modèle de création de sens, etc. et est intéressé par d'autres aspects non mis en évidence par le domaine de l'extraction de données tel que (les types de données a analyser, les parties pertinentes, les objectives, les techniques utilisés) avec son exploitation des

techniques d'extraction de données « data mining ». L'analyse de l'apprentissage recherche toujours à intégrer et à exploiter des nouveaux outils d'analyse, ce qui rend l'utilisation d'un nouvel outil d'analyse afin d'améliorer l'apprentissage par l'amélioration de résultats peut être une tâche possible. L'émergence des outils qui comportent des APIs (Application Programming Interface) tel que le MeaningCloud à nous offrir cet avantage d'exploitation d'une nouvelle technique pour l'analyse par la combinaison de ses APIs afin de prédire le succès de l'apprenant.

Dans ce contexte, on va présenter le développement du dispositif d'analyse « Mcloud AIL : MeaningCloud for Analysing and Improving Learning » qui utilise certains APIs de Meaning Cloud tel que : l'analyse des émotions, l'extraction de sujets, le regroupement, etc. pour analyser le contexte d'apprentissage dans le système éducatif, applique la prédiction sur la situation éducative des apprenants (Que l'apprenant soit ou non capable de suivre son programme) sous forme de règles utilisant la combinaison de résultats de quelques APIs avec l'application de solutions et le suivi à chaque fois afin de vérifier l'amélioration au niveau de résultats de l'apprenant

Mots clés: Learning Analytics, Social Learning, Web 2.0, E-Learning, MeaningCloud.

Abstract:

In recent years, learning has evolved into very important and useful training through the development and advancement of technology and Web 2.0, which has opened up the prospects for interaction, communication and publication. various topics via web pages.

Based on the technology offered by web 2.0 and the emergence of social networks later and which provided the opportunity for communication and dissemination of content, sharing of resources, etc. the concept of "E-learning" has emerged.

E-learning guards to provide the maximum conditions for learners to learn via the internet by adopting different types and methods of individual, collective, social, or competitive learning, all are paid in the context of a goal of improvement of learning, but given that learning is considered a black box, we can not know what income, learning theories emerged to know what happened and why when learning was both the behavioral, social, cognitive and structural side of the learner. Social learning was also concerned with the psychological aspect of the learner before leading the field of the Web immediately after the emergence of social media that strengthened the links through communication and discussion between individuals via social networking spaces and forums.

Since social learning is a learner-centered process, and given the large amount of data generated by users' interactions with their activities and the need to track their activities, the exploitation of these data using tools and techniques help to understand how learning happens and develops in networks, how learners create meaning and build knowledge when connecting with others and how learning happens, etc., is consider this as a solution to monitor and analyze the activities of learners. In order to achieve these objectives, the analysis of learning has seen the emergence of the field of data mining "data mining" which has included a set of techniques such as: classification, clustering, regression, relationship associations, etc. And because of his focus on the way of learning only and the limited techniques he uses, the field of learning analytics "learning analytics" emerged to add other types of missing analysis such as sentiment analysis, social network analysis, influence analysis, speech analysis, prediction of learner success, concept analysis, meaning-making model, etc. and is interested in other aspects not highlighted by the field of data extraction such as (types of data to analyze, relevant parts, objectives, techniques used) with its exploitation of extraction techniques data mining. Learning analytics is always looking to integrate and leverage new analytical tools, making the use of a new analytic tool to improve learning by improving outcomes can be a possible stain. The emergence of tools that include APIs (Application Programming Interface) such as the MeaningCloud to offer us this advantage of

exploiting a new technique for analysis by doing the combination between its APIs to predict the success of the learner.

In this context, we will present the development of the analysis device « Mcloud AIL: MeaningCloud for Analyzing and Improving Learning » which uses some APIs of meaning cloud such as: the analysis of emotions, the extraction of subjects, grouping, etc. to analyze the learning context in the education system, apply the prediction on the educational situation of the learners (Whether the learner is able to follow his or her program) in the form of the rules use the combination of results of some APIs with the application of solutions and follow-up every time to check improvement in learner results level

Keywords: Learning Analytics, Social Learning, Web 2.0, E-Learning, MeaningCloud.

ملخص:

في السنوات الأخيرة، تطور التعلم إلى تدريب مهم ومفيد للغاية من خلال تطوير التكنولوجيا والويب 2.0، مما فتح آفاق التفاعل والتواصل ونشر المواضيع المختلفة عبر صفحات الويب.

استنادًا إلى التكنولوجيا التي يوفرها الويب 2.0 وظهور الشبكات الاجتماعية في وقت لاحق والتي أتاحت الفرصة للاتصال ونشر المحتوى وتقاسم الموارد، إلخ. ظهر مفهوم « التعلم الإلكتروني » .

لقد حرس التعلم الإلكتروني على توفير الحد الأقصى من الشروط الملائمة لتعلم الطالب عبر الإنترنت، بانتهاج أنواع و أساليب مختلفة من التعلم الفردي الى الجماعي الى الاجتماعي الى التنافسي و كلها تصب في سياق هدف واحد وهو تحسين التعلم، لكن باعتبار التعلم عبءة سوداء لا يمكن معرفة ما بدخله، ظهرت نظريات التعلم لمعرفة ماذا يحدث داخل هذه العملية و سبب حدوثها لتلمس كل من الجانب السلوكي، المعرفي، الاجتماعي، البنوي و الترابطي للمتعلم، كما تطرقت نظرية التعلم الاجتماعي للجانب النفسي للمتعلم قبل اتجاهها نحو مجال الويب ، فور ظهور وسائل التواصل الاجتماعي التي عملت على تعزيز روابط التواصل و الدردشة بين الثنائيات عبر فضاءات التواصل الاجتماعي و المنتديات. لكن لم يمنع كل هذا التطور في المجال من ظهور مشاكل لدى الطالب و غياب عامل ترجمة سلوكياته اثناء التعلم فرضا ايجاد حلول جذرية لهذا فإن استغلال هذه البيانات باستخدام تساعد الأدوات والتقنيات على فهم كيفية حدوث التعلم وتطوره في الشبكات، وكيف يخلق المتعلمون المعنى وبناء المعرفة عند الاتصال مع الآخرين وكيف يحدث التعلم، وما إلى ذلك، اعتبر ذلك حلاً لرصد أنشطة المتعلمين وتحليلها. من أجل تحقيق هذه الأهداف، شهد تحليل التعلم ظهور مجال استخراج البيانات والذي تضمن مجموعة من التقنيات مثل: التصنيف، التجميع، الانحدار، العلاقة الجمعية، الخ ونظرًا لتركيزه على طريقة التعلم فقط والتقنيات المحدودة التي يستخدمها، ظهر مجال تحليلات التعلم "تحليلات التعلم" لإضافة أنواع أخرى من التحليلات المفقودة مثل تحليل المشاعر، تحليل الشبكة الاجتماعية، تحليل التأثير، تحليل الكلام، التنبؤ بنجاح المتعلم، تحليل المفاهيم، نموذج صنع المعنى، إلخ. ويهتم بالجوانب الأخرى التي لم يتم إبرازها في مجال استخراج البيانات مثل (أنواع البيانات المطلوب تحليلها، الأجزاء ذات الصلة، الأهداف والتقنيات المستخدمة) مع استغلالها لتقنيات استخراج البيانات. تسعى تحليلات التعلم دائمًا إلى استعمال أدوات تحليل جديدة والاستفادة منها، مما يجعل استخدام أي أداة تحليل جديدة لتحسين التعلم امر ممكن. ظهور الأدوات التي تتضمن واجهات برمجة التطبيقات مثل MeaningCloud يوفر لنا هذه الفائدة المتمثلة في استغلال تقنية جديدة للتحليل عن طريق الجمع بين واجهات برمجة التطبيقات للتنبؤ بنجاح المتعلم.

في هذا السياق، سنعرض تطوير جهاز التحليل « McCloud AIL: لتحليل وتحسين التعلم » الذي يستخدم بعض واجهات برمجة التطبيقات ل « MeaningCloud » مثل: تحليل العواطف ، واستخراج الموضوعات ، والتجميع ، إلخ لتحليل سياق التعلم في النظام التعليمي، من خلال التنبؤ بالوضع التعليمي للطالب المبنية على نظرية سلوك المتعلم خلال عملية التعلم (هل المتعلم متمكن من برنامجه او لا) ،يستخدم في قاعدة التنبؤ مزيجًا من نتائج بعض واجهات برمجة التطبيقات مع تطبيق الحلول والمتابعة في كل مرة للتحقق من التحسن في مستوى نتائج المتعلم

الكلمات المفتاحية: تحليلات التعلم، التعلم الاجتماعي، الويب 2.0، التعلم الإلكتروني، MeaningCloud

Liste des matières

I. Résumé	i
Abstract	iii
ملخص.....	v
Liste des figures	5
Liste des tableaux	6
Liste des abréviations	7
II. Introduction générale	9
<i>Partie 01 : Etat de l'art et travaux connexe</i>	12
<i>Premier chapitre : L'apprentissage</i>	13
I.1. Introduction	14
I.2. L'apprentissage	14
I.2.1. Définition de l'apprentissage	14
I.2.2. Théories de l'apprentissage.....	15
a) Le béhaviorisme	15
b) Le cognitivisme	15
c) Constructivisme	15
d) Socio-connectivisme	15
e) Connectivisme	15
I.2.3. Types d'apprentissage.....	16
a) Apprentissage individuel	16
b) Apprentissage collaboratif.....	16
c) Apprentissage social	16
d) Apprentissage compétitif.....	17
I.3. L'apprentissage électronique « E-Learning »	17
I.3.1.Les réseaux sociaux	17
I.3.1.1. Fonctionnement de réseaux sociaux ?.....	17
I.3.1.2. Le besoin de réseaux sociaux.....	18
I.4. Social learning.....	18

I.4.1. Qu'est- ce qu'un social learning ?	19
I.4.2. Les usages des réseaux sociaux au service de l'apprentissage	19
I.4.3. Quels est les liens entre le social learning et les médias sociaux ?	19
I.4.4. L'efficacité de l'apprentissage « Peer-to-Peer »	19
I.4.5. Les contraintes de social learning	20
I.5. Conclusion	20
Deuxième chapitre: Learning Analytics.....	21
II.1. Introduction	22
II.2. L'émergence de « Big Data » dans l'apprentissage	22
2.1. Big Data	22
2.2. Les domaines d'application de « Big Data »	23
2.2.1. Data mining	23
2.2.2. Learning Analytics.....	23
2.2.2.1. L'analyse des réseaux sociaux	24
2.2.2.2. Processus d'analyse de l'apprentissage	24
1) La collecte de données et le prétraitement.....	24
2) L'analyse et l'action	24
3) Post-traitement	24
2.2.2.3. Modèle de référence pour l'analyse de l'apprentissage	25
1. Quoi	25
2. Pourquoi.....	25
1) Suivi et analyse	25
2) Prédiction et intervention	25
3) Tuto et mentorat	25
4) Evaluation et retour d'information.....	25
5) Adaptation	26

6) Personnalisation	26
7) Réflexion	26
3. Qui	26
4. Comment ?	26
1) Statistique	26
2) Visualisation de l'information	26
3) Exploration de données (DM)	26
4) Analyse de réseau social (SNA)	26
2.2.2.4. Comparaison entre Educational Data Mining (EDM) et Learning Analytics (LA).....	27
2.2.2.5. Applications pour learning analytics	28
2.2.2.6. Travaux connexes	30
a) Les techniques d'analyse	30
1. Traçage des connaissance bayésiennes.....	30
2. Analyse du facteur de performance.....	30
3. Théorie de réponse d'élément	31
4. Les approches basées sur les centroïdes	31
5. Les approches basées sur une estimation des distributions de probabilité des données ...	31
6. Les approches basées sur l'estimation des densités	31
7. Détection de communauté	31
8. Métriques et mesures	31
9. Classification des sujets et « tagging » automatique.....	31
10. Résumé automatique des discussions	31
11. Analyse des sentiments et des opinions	31
12. Recommandation de contenus de E-learning	31
13. Recommandation social	31
14. Q-Matrice.....	31

15. Analyse des facteurs d'apprentissage	32
b) Tableaux de bords	33
1. Interaction social	33
2. Visualise les artéfact produit par l'apprenant	33
3. L'utilisation de ressource	33
4. Résultats de tests et l'auto-évaluation	33
c) Outils d'analyse API	36
1. C'est quoi un API.....	36
2. Pourquoi on choisit MeaningCloud ?	37
II.3. Conclusion	38
Partie 02 :Conception et implémentation de « Mcloud AIL »	39
Troisième chapitre : Conception de « MeaningCloud et du dispositif « Mcloud AIL »	40
III.1. Introduction	41
III.2. Généralisation sur le fonctionnement du système.....	41
III.3. L'architecture d'analyse d'APIs	43
III.4. Le modèle conceptuel d'analyse	56
II.5. Fonctionnement du dispositif d'analyse « Mcloud AIL »	63
III.6. Conclusion	66
Quatrième chapitre : implémentation et résultats du dispositif « Mcloud AIL »	67
IV.1. Introduction	68
IV.2. Les outils d'implémentation de « Mcloud AIL »	68
a) Python	68
b) Xampp	68
c) Moodle	68
IV.3. L'implémentation	68
1. Publication et analyse de cours	70

2. Publication et analyse de commentaire	71
3. Prédiction de situation d'apprenant et proposition de solutions	73
IV.4. Conclusion	75
III. Conclusion générale	76
III.1. Les limites de dispositif « Mcloud AIL »	77
III.2. Perspectives	77
Bibliographie	79

Liste des figures

Figure I. 1 : Principe de connectivisme (Siemens,2005).	16
Figure I. 2 : Besoins des réseaux sociaux (Balagué & Fayon, 2012).....	18
Figure II. 3 : Modèle de référence de Learning Analytics (Romero and Ventura, 2007).....	27
Figure II. 4 : Représentation de l'architecture du dispositif d'analyse « Mcloud AIL ».	38
Figure III. 1 : Architecture général du système d'analyse.	42
Figure III. 2 : Demandes et réponses de l'analyse avec l'API « Topics Extraction ».....	50
Figure III. 3 : Exemple applicatif sur les demandes et réponses de l'analyse avec l'API « Topics Extraction ».....	52
Figure III. 4 : Demandes et réponses de l'analyse avec l'API « Topics Extraction ».....	54
Figure III. 5 : Exemple applicatif sur les demandes et les réponses de l'analyse avec l'API « Clustering ».....	55
Figure III. 6: Scénario de fonctionnement du dispositif « Mcloud AIL ».	64
Figure IV. 1 : Code d'extraction de topics utilisant l'API Topics Extraction.....	69
Figure IV. 2 : Affichage d'Intégration d'analyse exemple fichier teste.....	70
Figure IV. 3 : L'intégration d'analyse interne le système moodle.	71
Figure IV. 4 :Topics détecté par « Topics Extraction ».	71
Figure IV. 5 : Analyse de commentaire.	72
Figure IV. 6 : Les sentiments des topics détectés.....	72
Figure IV. 7 : Regroupement de commentaire « Clustering ».....	73
Figure IV. 8 : Application de la génération de règle prédictive.....	73
Figure IV. 9 : Contacte de l'enseignant dans le cas de problème par l'administrateur du système.	74
Figure IV. 10 : Règle prédictive d'un résultat positif.....	75
Figure IV. 11 : Classification selon les sentiments et le sujet.....	75

Liste des tableaux

Tableau II. 1 : Une brève comparaison entre EDM et LAK (Siemens & Baker, 2012). 28
Tableau II. 2 : Domaines d'application, questions et ressources de données (Prakash et al., 2014).
..... 30
Tableau II. 3 : Les techniques utilisée en Learning Analytics. 32
Tableau II. 4 : Caractéristiques de tableaux de bord d'analyse d'apprentissage..... 35
Tableau II. 5 : Outils d'analyse les émotions d'un texte « MeaningCloud » (Corredera Arbide et
al., 2017). 36

Tableau III. 1 : Dictionnaire d'entrées / sorties de techniques d'analyse de MeaningCloud.49
Tableau III. 2 : Séquence de travail du système par étapes.57

Liste des abréviations

APIs : Applications Programming Interface

Mcloud AIL : MeaningCloud for analyzing and Improving Learning

LA : Learning Analytics

DM: Data Mining

EDM: Educational Data Mining

LAK: Learning Analytics and Knowledge

DM: Data Mining

SNA: Social Network Analysis

BKT: Bayesian Knowledge Tracing

PFA: Performance Factor Analysis

IRT: Item Response Theory

SAM: Student Activity Meter

GCS: Glasgow Coma Scale

TADV: Teacher ADVisor

EDS: Educational Design Studio

*Introduction
Générale*

I. Introduction générale :

L'apprentissage a connu un changement à grande échelle de l'apprentissage traditionnel basé sur la distribution de cours, devoir, etc. d'une manière manuelle vers un apprentissage électronique basé sur la distribution électronique de cours au niveau de médias éducatifs. Toutes cette développement grâce à la technologie du Web et spécifiquement lors de l'émergence de web 2.0 et les réseaux sociaux qui offrent une grande chance de communication entre les individus dans le monde entier par le biais d'internet. L'interaction des apprenants avec leurs activités génère une grande quantité de données « Big data », les chercheurs dans ce domaine ont pensé d'exploiter cette grande masse de données où ils ont besoin de suivre les activités d'apprenants afin de voir les problèmes auxquels ils sont confrontés pendant leurs apprentissages. Dans cette période à apparu le domaine de data mining qui consiste à extraire les données générées et faire prédire des actions d'apprenants. Il se concentre seulement sur la compréhension de la manière d'apprentissage de l'apprenant. Afin de combler cette lacune, le domaine de learning analytics a émergé de la base de l'utilisation des techniques d'exploration de données pour atteindre sa propre base qui consiste de comprendre le système complètement.

Learning analytics a construit ses propres outils d'analyse de l'apprentissage, s'inspiré du domaine de data mining et comme le domaine de learning analytics recherche toujours d'exploiter et d'intégrer d'autres nouvelles outils d'analyse, afin d'obtenir des résultats améliorés à chaque fois, l'utilisation des APIs (Applications Programming Interface) séparément, ces techniques se considèrent comme une étape innovante permet de les intégrer dans un système de l'apprentissage pour réaliser le processus de l'analyse.

Dans ce mémoire on va concentrer sur : l'utilisation de quelques APIs de MeaningCloud et l'exploitation de résultats obtenus pour prédire les situations d'apprenants, en appliquant quelques solutions. Le plan de cette mémoire est composé en deux parties :

1. Partie 01 : Etat de l'art & travaux connexe

D'abord dans *le premier chapitre* nous abordons une généralisation sur l'apprentissage électronique « E-learning », les types et les théories d'apprentissage, la relation entre l'apprentissage et les réseaux sociaux et qu'est-ce qu'un social learning.

Dans le *deuxième chapitre* on se concentre sur les deux domaines d'extraction et d'analyse de données data mining et learning analytics.

2. Partie 02 : conception et implémentation du dispositif « Mcloud AIL »

Dans le *troisième chapitre* nous attaquons la conception de notre dispositif « Mcloud AIL » : conception d'analyse de techniques, règles de prédiction, proposition de solutions.

Dans le *quatrième chapitre* on va présenter l'implémentation de notre approche « Mcloud AIL ».

Partie 01 :

Etat de l'art

&

Travaux connexe

Premier Chapitre

« L'apprentissage »

I.1. Introduction :

L'apprentissage est l'une des actions les plus anciennes et les plus importantes de l'être humain, il est défini comme un processus de restructuration de la connaissance, qui a pour objectif d'avoir des nouvelles connaissances, de savoir-faire ou de faire modifier des connaissances précédentes. Ce processus permet de conduire à un changement de façon contenue du comportement de l'homme afin de s'adapter à soi-même et à son environnement.

A nos jours-là l'apprentissage devenu un apprentissage électronique grâce au progrès et développement de la technologie et l'apparition d'internet en vue d'améliorer et facilite la tâche d'apprentissage. L'apprentissage en ligne est également appelé l'apprentissage par internet, l'apprentissage en réseau, l'apprentissage distribué, l'apprentissage virtuel, l'apprentissage assisté par ordinateur, le téléapprentissage, l'apprentissage à distance, l'apprentissage basé sur le web et le E-learning qui définissent tous que l'apprenant se trouve distant du tuteur et utilise un support électronique pour accéder à ses cours et interagis avec le tuteur et ses collègues apprenants via l'outil ou le matériel d'apprentissage (Halimi, 2016).

I.2. L'apprentissage :

I.2.1. Définition de l'apprentissage :

On appelle « apprentissage » le processus d'acquisition des connaissances, la construction de nouvelles compétences, savoirs, savoir-faire, attitude, façon d'agir, de penser, etc. Soit par l'étude, par l'expérience ou par l'enseignement (Tuomi, 2005). Ce processus se réalise par la communication entre personnes utilisant des différentes formes d'interactions qui mène à l'excitation de quelques mécanismes d'apprentissage (D'Halluin, & Loonis, 1999). Pour avoir un apprentissage d'une façon complet et contenue ça nécessite le passage par les phases (étapes) qui sont les suivants :

- a. *L'acquisition* : L'individu apprendre / présente un modèle (Malcuit et al., 1995).
- b. *Aisance* : La projection facile et rapide du comportement acquis.
- c. *La rétention*: Vérifier la sécurité de la performance comportementale après une absence d'excitation ou de l'espace des périodes de pratique.
- d. *Résistance / Endurance* : Examine la possibilité qu'un individu émet le comportement qui a acquis par l'adaptabilité répondant en situation adverses (Malcuit et al., 1995).
- e. *Transfert*: Modifier dans le contexte d'apprentissage d'un comportement ou habileté.
- f. *Application* : L'émission d'un comportement dans un nouvel opérant différent de celui apparu dans la situation d'apprentissage de départ.

Pour atteindre le savoir de la structure interne et les détails d'apprentissage on a besoin de comprendre ce qui se passe dans ce processus-là. À cette fin, les théories de l'apprentissage sont émergées.

I.2.2. Théories de l'apprentissage :

Le terme « Théories d'apprentissage » permet d'expliquer de ce que ce passe lors l'apprentissage et comment et pourquoi se passe ces changements (Smith et al., 1999). Les théories d'apprentissage permettent l'interprétation à nos observations et offrent des solutions pour les problèmes auxquels nous sommes confrontés (Jonnaert, 2002). L'évolution est liée aux objectives de l'apprentissage, au rôle de l'apprenant, au rôle de l'enseignant et au rôle du processus cognitif interne du cerveau (Villiot-Leclercq, 2007). Alors on distingue les théories d'apprentissage suivantes :

a) Le béhaviorisme :

Etude et prédiction de comportement humain (Watson, 1972 ; Raynal, et al., 1997, p.55)

b) Le cognitivisme :

La manière de penser et de résoudre les différents problèmes. (Crozat, 2002). Il existe trois grandes catégories de connaissance selon la psychologie cognitive qui sont : connaissance déclarative, procédurale et conditionnelle (Legault, 1992).

c) Constructivisme :

Faire interprétation des perceptions d'expériences passées d'une personne ou faire construire la réalité (Chekour et al., 2015).

d) Socio-connectivisme :

L'acquisition de l'information par l'interaction avec les autres (Doise & Mugny, 1981).

e) Connectivisme : la nouvelle théorie de l'apprentissage à l'ère du numérique

Définition : Selon George Siemens : « Le connectivisme est la somme de principes issus de la théorie du chaos, des réseaux, de l'auto-organisation et de la complexité. L'apprentissage est un processus qui se produit dans des environnements flous composés d'éléments de base changeants, et qui n'est pas entièrement sous le contrôle de l'individu ». L'apprentissage peut résider en dehors de l'individu (au sein d'une organisation ou une base de données), et se concentre sur la connexion d'ensembles d'informations spécialisées. Les liens qui permettent d'apprendre davantage sont plus importants que l'état actuel de notre connaissance. Le connectivisme est motivé par la compréhension du fait que les prises de décision sont fondées sur des bases qui se modifient

rapidement. De nouvelles informations sont constamment acquises. La capacité d'établir des distinctions entre l'information importante et sans importance est vitale. La capacité de reconnaître quand de nouvelles informations modifient le paysage en fonction des décisions prises hier est également critique. » (Siemens,2005, p. 4).

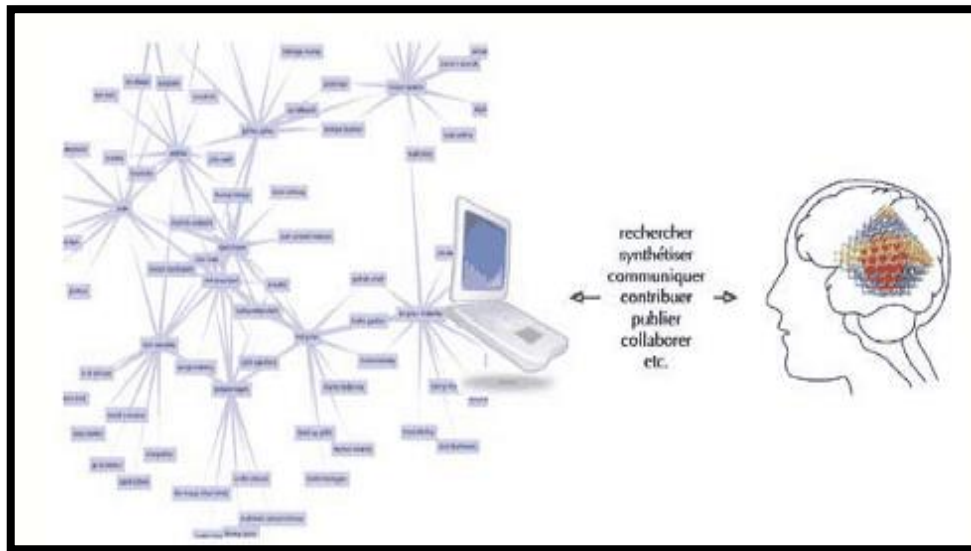


Figure I.1: Principe de connectivisme (Siemens,2005).

Les théories d'apprentissage sont spécifiées pour savoir l'interne d'apprentissage en général mais si on veut savoir l'apprentissage en termes des caractéristiques d'apprentissage cela divise l'apprentissage en types.

I.2.3. Types d'apprentissage :

Malgré la diversité de manières d'atteindre les objectifs d'apprentissage souhaités entre les types d'apprentissage, ils partagent le même objectif qui est le développement de nouvelles connaissances, de manière continue et constante. Dans ce qui suit on représente certains types d'apprentissage (Chekour et al., 2015) :

- a) **Apprentissage individuel** : Selon son nom, c'est l'apprentissage atteint par un individu, il est indépendant des autres (Gordon, 2003).
- b) **Apprentissage collaboratif** : Contrairement à l'apprentissage individuel, il vise à la collaboration de plus d'une personne pour apprendre (Dillenbourg, 1999).
- c) **Apprentissage social** : Vérifie les interactions sociales entre les régions actives sur les réseaux sociaux (Reed et al., 2010).

d) **Apprentissage compétitif** : L'apprentissage concentré sur l'un des deux types individuel et collaboratif où les apprenants dans ce mode sont dans un état de concurrence l'un contre l'autre (Tabesh, 2008).

I.3. L'apprentissage électronique « E-Learning » :

« E-learning » est un terme de la conférence européenne 06 janvier 2003 qui dit : « *l'utilisation des nouvelles technologies multimédias de l'Internet pour améliorer la qualité de l'apprentissage en facilitant d'une part l'accès à des ressources et à des services, d'autre part les échanges et la collaboration à distance* » (Lebrun, 2002). Selon cette définition l'e-learning est fait partie des technologies de l'information et de la communication pour l'éducation (TICE) (Tavangarian et al., 2004), il permet l'utilisation d'ordinateur ou d'appareils mobiles (smartphones, tablettes, PDA, etc.) connectés à Internet.

Dans la psychologie inspirée par le béhaviorisme Kelly en 2004 : « *l'apprentissage est vu comme la mise en relation entre un événement provoqué par l'extérieur (stimulus) et une réaction adéquate du sujet, qui cause un changement de comportement qui est persistant, mesurable, et spécifique ou permet à l'individu de formuler une nouvelle construction mentale ou réviser une construction mentale préalable* » (Kelly, 2004). L'apprentissage électronique contient de leur mécanisme la communication entre les différents apprenant ce qui prouve que l'apprentissage électronique est un type de réseaux sociaux l'idée a été émergé résultat de d'apparition de réseaux sociaux.

I.3.1. Les réseaux sociaux :

Le réseautage social est un espace de communication sociale où il permet de rencontrer un groupe d'individus ou d'utilisateurs présentant des caractéristiques différentes et ils emploient des outils et des techniques de communication de partage des ressources, la connexion par mobile, l'intégration de multiples techniques, etc.

En 2007, Ellison a défini les réseaux sociaux comme : « *des services Web qui permettent aux individus de construire des profils publics ou semi-publics, où ils peuvent articuler des listes des autres utilisateurs avec lesquels ils partagent des connexions, ainsi voire leurs listes de connexions et celles faites par d'autres dans le système* » (Ellison, 2007).

I.3.1.1. Fonctionnement des réseaux sociaux :

Les réseaux sociaux ont un modèle qui se répète à chaque fois et passe par les étapes suivantes :

La création des profils suivi par recherche des profils qui ont des intérêts communs et cela établi des relations entre les personnes.

Le contact dans les réseaux sociaux selon moyens de communication divers : par les commentaires, par messagerie, etc.

Les réseaux sociaux se diffèrent en termes de fonctionnement, ou on distingue des réseaux de partage ou l'utilisateur peut publier, partager des thèmes sans avoir un profil.

Comme l'utilisateur a eu un profil dans le réseau dans ce cas il peut affecter plusieurs tâches recherche des profils, publier, partage et communiquer avec ses membres à travers des commentaires, des tags, des messages, etc. (Mercklé, 2011).

I.3.1.2. Le besoin de réseaux sociaux ?

L'importance des réseaux sociaux diffère d'un utilisateur à l'autre, sur cette base nous identifions les besoins présentés dans le schéma ci-dessous (figure I.2) :



Figure I. 2 : Besoins des réseaux sociaux (Balagué & Fayon, 2012).

I.4. Social learning :

Selon les comportementalistes tout apprentissage résulte d'une expérience d'une personne d'une manière directe avec l'environnement à travers les processus d'association et le renforcement. Le psychologue Albert Bandura trouve que cette théorie peut ne pas être applicable pour tous apprentissage.

I.4.1. Qu'est-ce qu'un social learning ?

Le concept de Social Learning « l'apprentissage social » a émergé à ses débuts dans le domaine de la psychologie, il été défini par Albert Bandura dans son livre : « *Apprendre serait extrêmement laborieux, pour ne pas dire hasardeux, si les gens devaient compter uniquement sur les effets de leurs propres actions pour les informer de quoi faire* ». « *Heureusement, la plupart des comportements humains sont appris par observation grâce à la modélisation : en observant les autres, on peut se faire une idée de la manière dont les nouveaux comportements sont adoptés. Cette information codée sert plus tard de guide à l'action.* » (Kendra, 2019).

Le concept de Social Learning a évolué avec un changement qualitatif vers le domaine Web, suite à l'émergence des réseaux sociaux et à prendre la définition suivante :

L'apprentissage social (Social Learning), Apprentissage « Peer-to-Peer » qui permet l'apprentissage entre les pairs, appelle aussi la dynamique d'apprentissage consistant à apprendre à un groupe de collègues par le biais de la communication et de la discussion en ligne à travers les médias sociaux, les forums, etc. (CrossKnowledge, 2018).

Les usages des réseaux sociaux au service de l'apprentissage :

Les réseaux sociaux plateforme rassemble des caractéristiques permet de faire unification des désirs commun entre les participants à travers :

- ✓ Le vote « symbole de like au social média », les commentaires, etc.
- ✓ L'organisation en catégories à travers les postes, etc.
- ✓ Faire des discussions instantanées ou ce qu'on appelle chats par les groupes de discussion, les wikis, etc.

I.4.2. Quel est les liens entre le social learning et les médias sociaux :

La connexion entre toutes les catégories d'individus dans les médias sociaux :

- ✓ Facebook comme application utilisé par tout le monde.
- ✓ LinkedIn comme un réseau professionnel.
- ✓ Twitter comme application de partage des idées, de discussion, etc.

Ces applications sociales ouvrent le domaine pour le changement des savoirs et ce qui se reflète dans l'apprentissage social.

I.4.3. L'efficacité de social learning :

Le social learning a quatre avantages principaux selon les travaux de Mason et Rennie :

1. *Des outils engageants* : L'apprenant a la possibilité de construire son expérience en utilisant des outils tel que : les commentaires, le partage, la discussion, etc.
2. *Du contenu toujours à jour* : L'utilisateur demande le contenu et le met à jour sans besoin au recours à un expert au domaine.
3. *Des supports collaboratifs* : Des moyens pour apprentissage et travail en équipe : (mises en relation qualifiées, édition de profils, tutos, FAQ, support, qualification de contenu, environnement de commentaires, systèmes de badges et de classements, etc.).
4. *Le partage* : Espace de partage important est motivation pour l'apprenant (CrossKnowledge, 2018).

I.4.4. Les contraintes de social learning :

L'impact du processus de l'apprentissage social n'a pas encore été déterminé en termes de temps et de valeur, mais il est certainement certain que le passage de l'apprentissage individuel à l'apprentissage social prend beaucoup de temps avant de paraître efficace (CrossKnowledge, 2016).

I.5. Conclusion :

Le développement du Web 2.0 et des réseaux sociaux a été l'un des événements les plus importants du monde de la technologie au début des années 2000. L'utilisation de l'application de ce développement par les utilisateurs de grandes quantités de données et en raison de la numérisation de l'éducation, qui fournit également une vaste base de données sur l'éducation, les chercheurs ont décidé de former une série de recherches pour exploiter cette grande quantité de données, d'autant que le processus d'éducation n'est pas exempt de problèmes et d'obstacles. Améliorer l'apprentissage basé sur deux principes : de permettre à l'enseignant de mieux évaluer et de mieux guider le processus d'apprentissage et de permettre à l'apprenant d'être plus efficace dans son apprentissage.

Pour cette fin, le *Learning Analytics* « analyse de l'apprentissage » a été émergé rassemblant différentes techniques d'analyse utilisées pour l'analyse de la masse de données afin d'améliorer l'apprentissage : *clustering, analyse prédictive, analyse de sentiments, etc.*

Pour mettre en évidence ce domaine, dans le chapitre suivant on va voir la profondeur de learning analytics dans l'apprentissage électronique.

Deuxième Chapitre

« *Learning Analytics* »

II.1. Introduction :

L'utilisation du *web 2.0* et les *médias sociaux* à causer une croissante énorme des données « *Big Data* » (Bjurstrom et Plachkinova, 2015). Non seulement des données massives sont apparues dans le domaine des médias sociaux, mais cela comprenait également l'apprentissage via l'introduction de supports pédagogiques.

EDM (Educational Data Mining) et *LAK (Learning Analytics and Knowledge)* sont deux approches développées dans le but d'améliorer l'apprentissage utilisant l'extraction de données engendrée de l'interaction et les activités d'utilisateurs pour l'analyser. Ces deux communautés partagent ensemble des objectifs pour améliorer l'apprentissage en termes d'améliorer l'évaluation, de planifier, comment comprendre les problèmes éducatifs. L'exploitation intensive des données pendant le processus d'apprentissage par les enseignants et les apprenants entraîne la nécessité des stratégies et des techniques axées sur les recherches. Afin de promouvoir le processus d'apprentissage (Siemens et Baker, 2012).

Dans ce chapitre on va concentrer sur la relation entre le « *Big Data* », « *Data Mining* » et « *Learning Analytics* » et l'état de l'art sur « *Learning Analytics* » : leurs types, processus, et leurs outils d'analyse de l'apprentissage.

II.2. L'émergence de « *Big Data* » dans l'apprentissage :

Grâce à la recherche sur l'apprentissage, le système éducatif a fait de grands progrès au fur et à mesure que l'apprenant à s'adapter à la révolution technologique en utilisant les médias éducatifs tel que Moodle, la participation et la discussion dans les médias sociaux (forums de discussion, messagerie instantanée, etc.) (Tucker, 2012). A travers les systèmes de gestion de l'apprentissage, les apprenants peuvent accéder à leurs activités à tout moment, n'importe où et facilement, grâce à la large diffusion d'Internet. L'interaction des étudiants et de leurs activités par le biais de ces systèmes engendre des grandes quantités de données « *Big Data* » (Ray, 2013).

2.1. *Big Data* :

Mettre en évidence le terme « *Big Data* » reflète l'ensemble de données volumineux ou complexe rendre les anciennes applications incapables de les traiter aussi représente les outils et les techniques qui aide à l'administration de « *Big Data* ».

La gestion de « *Big Data* » consiste à stocker, analyser et représenter les données en modèle facile à analyser (Sin et Muthu, 2015), il est plus utilisable dans le domaine de « *Data Mining* » et « *Learning Analytics* ».

2.2. Les domaines d'application de « Big Data » :

2.2.1. Data Mining :

La combinaison de « Data mining » avec les techniques informatiques et psychologiques pour la recherche sur la manière d'apprentissage de l'apprenant devenu un projet de recherche à grande échelle sous le nom de « *Educational Data Mining* ».

Selon la communauté d'Educational Data Mining il définit ce domaine comme « *Une discipline émergente qui se préoccupe de développer des méthodes pour explorer les types uniques de données provenant de contextes éducatifs et de les utiliser, pour mieux comprendre les étudiants et les paramètres dans lesquels ils apprennent* » (Baker & Yacef, 2009).

Comme le data mining base sur l'extraction de données, il comporte un certain nombre d'objectifs :

- ✚ La prédiction de comportement future.
- ✚ Concentration sur le contenu d'apprentissage et le séquençement.
- ✚ Apprentissage du système.
- ✚ Création des modèles (Köck & Paramythis, 2011).

Atteindre ces objectifs nécessite l'application de cinq catégories techniques suivantes :

- 1) *La prédiction* (Koedinger & Baker, 2010).
- 2) *Le clustering* (Siemens & Long, 2011).
- 3) L'exploration de relation entre les variables de données (Siemens et Baker, 2012).
- 4) Extraction de règles d'association (Lauría & Baron, 2011).
- 5) La création des liens entre les répétitions d'évènements séquentiel

Contrairement au « Data Mining » le « Learning Analytics » consiste à comprendre le système complètement et met l'accent sur l'adaptation humaine par l'adaptation du contenu pédagogique. (Prakash et al., 2014).

2.2.2. Learning Analytics :

Learning Analytics est un mélange de science pédagogique, de science de l'information, de la psychologie, d'informatique et de sociologie, des statistiques, de l'apprentissage. Le Learning Analytics se concentre sur plusieurs points:

- La mesure et la collecte de données et la création de rapports.
- Basé sur l'application des modèles connus pour répondre aux questions importantes.

- Permet une personnalisation des réponses, en donnant des remarques aux étudiant.
- L'utilisation des techniques dérivée de l'exploration de données plus les méthodes de l'*Analyse de réseau social* et *Métadonnées* (Romero et Ventura, 2010).

2.2.2.1. L'analyse des réseaux sociaux.

L'apprentissage peut être étudié en ligne en analysant le contenu de l'apprentissage pour surveiller un apprentissage efficace (Bieke, & Maarten, 2012). Et les interactions entre les apprenants utilisant SNA (Social Network Analysis) pour examiner les constructions de réseau et les modèles d'interaction associés se produisant dans le réseau. Malgré les résultats de ce type d'apprentissage pas précis et correcte toujours mais elle aide à identifier les lacunes de motivation et de connaissance et il fournit des informations permettant de vérifier les interactions d'apprentissage, les modèles de comportement, l'efficacité de l'apprentissage, etc. (Li et al., 2014).

2.2.2.2. Processus d'analyse de l'apprentissage :

Le processus de Learning Analytics est composé de trois étapes qui se déroule sous forme d'un cycle itératif :

- 1) *La collecte de données et le prétraitement* : comme première étape de Learning Analytics le collecte de donnée éducatives de différent systèmes éducatives. Ces données collectées peuvent être volumineux ou contiennent des données non pertinentes ce qui nécessite un prétraitement. Le prétraitement contient multiple de taches sont emprunté de domaines de l'exploration de données tel que : le nettoyage des données, l'intégration, la transformation, la réduction des données, la modélisation des données, l'identification des utilisateurs et des sessions, ainsi que la complétion des chemins.
- 2) *L'analyse et l'action* : L'étape d'analyse comprend les actions appliquées à l'information ainsi que l'analyse. Celles-ci comprennent les actions prédictives, le suivi, l'analyse, la prévision, l'intervention, l'évaluation, l'adaptation, l'affectation, l'orientation et la réflexion.
- 3) *Post-traitement* : amélioration continue d'analyse qui peut être sous forme de collecte de nouvelles données à partir de source de données supplémentaires, le raffinage de données, la détermination des nouveaux attributs nécessaires à la nouvelle itération, identification de nouveaux indicateurs / métriques, modification de variables d'analyse ou choisir une nouvelle méthode d'analyse.

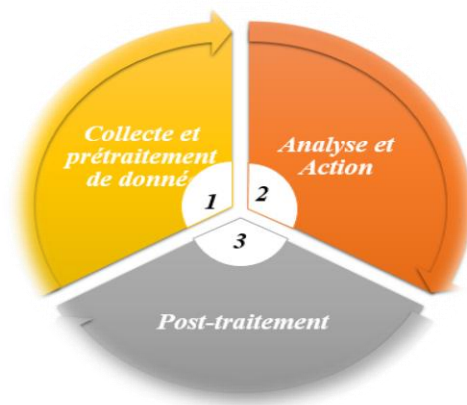


Figure II. 1: Processus d'analyse de l'apprentissage (Romero and Ventura, 2007).

2.2.2.3. Modèle de référence pour l'analyse de l'apprentissage :

Ce modèle de référence décrit les quatre dimensions sur lesquelles repose le Learning Analytics :

1. **Quoi ?** représente le type de données que le système collecte, gère et utilise pour l'analyse. Ces données de type éducatives se composent de deux catégories : les systèmes éducatifs centralisés et les systèmes ouverts open source. Les systèmes éducatifs centralisés sont représentés par les systèmes de gestion de l'apprentissage qui rassemblent les données des activités d'apprenants et les données de ses interactions tel que : la lecture, l'écriture, le téléchargement de matières pédagogiques, effectuer les tests, etc.
2. **Pourquoi ?** représente les objectifs pour learning analytics qui sont :
 - 1) Suivi et analyse : consiste à suivre et à évaluer les activités d'apprenants afin d'améliorer le processus de l'apprentissage par examiner comment les apprenants utilisent les systèmes d'apprentissage et analyse leurs activités pour que les enseignants peuvent construire une conception pour le processus d'apprentissage au future.
 - 2) Prédiction et intervention : consiste à prédire les connaissances et les performances des apprenants au future à partir de leurs activités et performances actuelle. Cette prédiction aide les enseignants à intervenir par proposer des aides afin d'améliorer les performances des apprenants.
 - 3) Tutorat et mentorat: consiste à aider les apprenants pendant leur apprentissage, aussi permet de guider les apprenants concernant les domaines au sein de cours.
 - 4) Évaluation et retour d'information : supporte l'auto-évaluation et obtenir les remarques intelligentes qui se concentre les intérêts des apprenants et le contexte de l'apprentissage.

- 5) **Adaptation:** adapter les ressources et les activités de l'apprentissage selon les besoins de chaque apprenant. Le processus d'adaptation s'applique par l'enseignant ou le système de tutorat.
 - 6) **Personnalisation et recommandation:** la personnalisation est basée sur comment aider l'apprenant à choisir son propre apprentissage et comment atteindre son objectifs d'apprentissage sous forme de recommandations selon les préférences de chaque apprenant.
 - 7) **Réflexion:** apprentissage par réflexion offre l'avantage d'apprendre en fonction de répétition et d'expérience professionnelle et personnelle précédente afin d'améliorer et de promouvoir l'apprentissage au future.
3. **Qui ?** les parties prenantes ciblé par l'analyse (apprenants, enseignants, tuteurs, chercheurs, concepteurs de systèmes, etc.)
 4. **Comment ?** représente l'ensemble de techniques utilisés qui détecte les tendances important dans les données éducatives. Dans cette partie on se concentre sur quatre techniques d'intérêt dans domaine de learning analytics
 - 1) **Statistiques:** les systèmes de gestion de l'apprentissage offrent des statistiques concernant les interaction d'apprenants : nombre de visite au cours, les réponses des étudiants, le temps passé en ligne, etc.
 - 2) **Visualisation de l'information :** l'analyse de données besoin d'une visualisation et d'une interprétation pour facilite l'utilisation de données. La visualisation utilise plusieurs techniques (cartes, nuage de points, représentations 3D, cartes).
 - 3) **Exploration de données (DM):** consiste à découvrir des modèles de données à partir d'une source de données tel que : bases de données, textes, images, Web. Les méthodes d'extraction de données se compose en deux catégories : apprentissage supervisée : classification et prédiction et apprentissage non supervisé : regroupement et l'extraction de règles d'association
 - 4) **Analyse de réseau social (SNA):** Les réseaux sociaux ont joué un rôle important dans le processus d'apprentissage, ce qui nécessite leur visualisation et leur analyse, l'application des techniques de réseaux social (SNA).

Dans la Figure II.3 ci-dessous une récapitulation sur les quatre dimensions de learning analytics

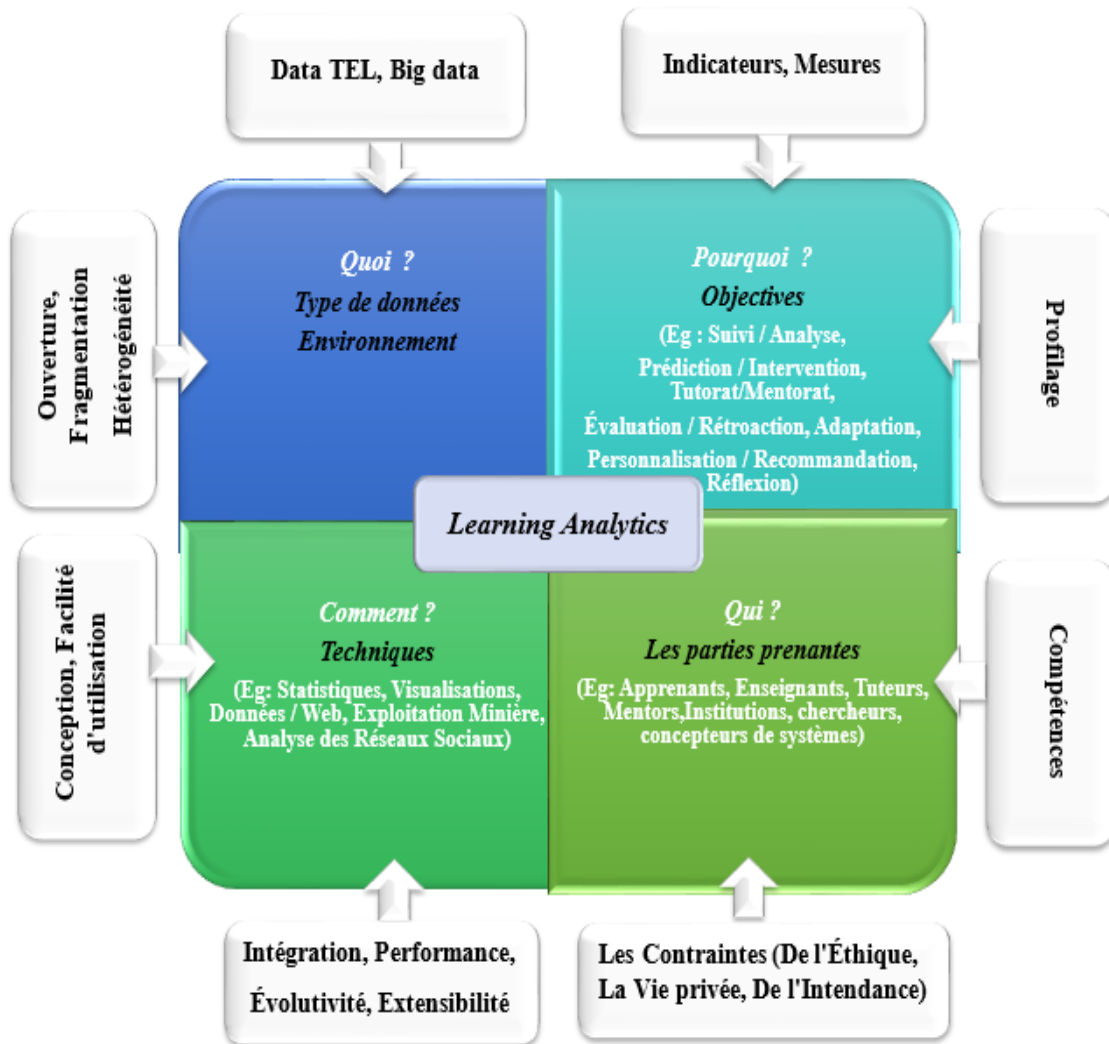


Figure II. 2 : Modèle de référence de Learning Analytics (Romero and Ventura, 2007).

Selon la figure II.2, Learning Analytics tente de comprendre le système complet, par contre Data Mining consiste à limiter l'apprentissage en composants. Donc les racines de ces deux communautés sont représentées par certaines différences.

2.2.2.4. Comparison entre Educational Data Mining (EDM) et Learning Analytics (LA) :

Le tableau ci-dessous comporte certaines distinctions entre la communauté EDM et LA et qui indique les orientations de chacun

	<i>Educational Data Mining “EDM”</i>	<i>Learning Analytics and Knowledge “LAK”</i>
<i>Découverte</i>	<ul style="list-style-type: none"> La découverte automatisée réalisée via le système de l'ordinateur. L'humain c'est la clé de cette communauté. 	<ul style="list-style-type: none"> L'avantage de jugement humains. La découverte automatisée c'est la clé de cette communauté.
<i>Réduction et holisme</i>	<ul style="list-style-type: none"> Accorder une grande importance à la minimisation des composants et à l'analyse des composants individuels et des relations entre eux. 	<ul style="list-style-type: none"> Mettre sa concentration sur la compréhension des systèmes dans leur ensemble malgré sa complexité.
<i>Origines</i>	<ul style="list-style-type: none"> La <i>EDM</i> a de fortes origines dans les programmes éducatifs et la modélisation des étudiants, aussi possède une grande forte prédiction des résultats du cours. 	<ul style="list-style-type: none"> <i>LAK</i> a des origines plus fortes dans le Web sémantique, le « curriculum intelligent », la prévision des résultats et les interventions systémiques.
<i>Adaptation et personnalisation</i>	<ul style="list-style-type: none"> Plus grande concentration sur l'adaptation automatisée (par exemple, par l'ordinateur sans l'intervention des humains dans la boucle). 	<ul style="list-style-type: none"> Mettre davantage l'accent sur l'information et l'autonomisation des instructeurs et des apprenants.
<i>Techniques et Méthodes</i>	<ul style="list-style-type: none"> Classification, clustering, modélisation bayésienne, exploration de relations, découverte avec des modèles, visualisation. 	<ul style="list-style-type: none"> Analyse de réseau social, analyse de sentiment, analyse d'influence, analyse de discours, prédiction du succès d'un apprenant, analyse de concept, modèles de création de sens.

Tableau II. 1: Une brève comparaison entre EDM et LAK (Siemens & Baker, 2012).

Ces différences n'ont pas empêché la communauté de l'analyse des apprentissages d'utiliser les techniques de la communauté de data mining pour répondre à des questions complexes sur l'apprenant : ses connaissances, sa participation, etc. utilisant des techniques et de modèles regroupés dans des applications d'analyse de données et d'apprentissage

2.2.2.5. Applications pour learning analytics :

Les nouveaux modèles, techniques et les nouvelles données sur les systèmes d'apprentissage découvrent la possibilité de prédire les résultats d'apprenants utilisant un ensemble de champs d'application (tableau II.2).

<i>Champ d'application</i>	<i>Questions</i>	<i>Type de données nécessaires à l'analyse</i>
<i>Modélisation des connaissances de l'utilisateur</i>	Quel contenu un élève sait-il ? (Par exemple : compétences spécifiques et concepts ou connaissances procédurales et capacités de réflexion de haut niveau.)	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Réponses de l'élève (correctes, incorrectes, partiellement correctes), temps passé avant de répondre à une question, astuces demandées, répétition de mauvaises réponses, et erreurs commises. ▪ Les compétences exercées par un étudiant et les possibilités totales de pratique. ▪ Le niveau de performance de l'élève déduit du travail système ou recueilli auprès d'autres sources, tels que les tests standardisés.
<i>Modélisation du comportement de l'utilisateur</i>	Que signifient les modèles de comportement des élèves pour leur apprentissage ? Les étudiants sont-ils motivés ?	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Réponses de l'élève ▪ Tout changement dans le contexte de la classe ou de l'école pendant la période d'enquête.
<i>Modélisation de l'expérience utilisateur</i>	Les utilisateurs sont-ils satisfaits de leur expérience ?	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Réponse à des sondages ou à des questionnaires, comportements, ou performance dans des unités ou cours d'apprentissage ultérieurs.
<i>Profilage utilisateur</i>	Dans quels groupes les utilisateurs se regroupent-ils ?	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Réponses de l'élève, temps passé avant de répondre à une question, astuces demandées, répétition de mauvaises réponses, et erreurs commises
<i>Modélisation de domaine</i>	Quel est le niveau correct pour diviser les sujets en modules et comment ces modules doivent-ils être séquencés ?	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Réponses de l'élève et la performance sur des modules à différentes tailles des grains comparée à une mesure externe. Une taxonomie de modèle de domaine. ▪ Associations entre problèmes et entre compétences et problèmes

<i>Analyse des composants d'apprentissage et des principes d'instruction</i>	Quelles prochaines actions peuvent être suggérées pour l'utilisateur ? Comment l'expérience utilisateur devrait-elle être modifiée pour le prochain utilisateur ? Comment l'expérience utilisateur peut-elle être modifiée, le plus souvent en temps réel ?	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Varie en fonction de la recommandation réelle donnée. ▪ Il peut être nécessaire de collecter des données historiques sur l'utilisateur ainsi que des informations connexes sur le produit ou le service à recommander. ▪ Bilan académique de l'étudiant.
--	---	--

Tableau II. 2: Domaines d'application, questions et ressources de données (Prakash et al., 2014).

Ces outils et techniques sont pris en considération dans l'implémentation des systèmes qui permettent d'analyser les performances, les comportements d'étudiant dans le processus d'apprentissage globalement. À la lumière de cela, dans la section suivante, nous examinerons certains travaux et systèmes mis en place dans les deux domaines de EDM et LA.

2.2.2.6. Travaux connexes :

L'idée de learning analytics « analyses de l'apprentissage » permet à l'apprenant, à l'enseignant ou aux deux de surveiller le processus d'apprentissage et le contexte dans lequel leurs activités se déroulent (Li et al., 2014), et améliorer l'apprentissage en utilisant les résultats obtenus en analysant les données des apprenants. L'analyse de l'apprentissage a été concrétisée sous forme de techniques et d'outils et tableaux de bords. Les tableaux qui suivent résument certaines techniques et outils.

a) Les techniques d'analyses :

L'émergence du domaine « Data Mining » a permis le développement de plusieurs techniques d'analyse. Parmi lesquelles on distingue :

1. **Traçage des connaissances bayésiennes :** Bayesian Knowledge Tracing (BKT) est une approche qui permet de mesurer l'acquisition d'une seule connaissance au cours du temps.
2. **Analyse du facteur de performance :** Performance Factor Analysis (PFA) est une approche qui permet l'acquisition de plusieurs connaissances en même temps ce qui rend sa mise en place facile mais difficile à expliquer.

3. ***Théorie de réponse d'élément*** : Item Response Theory (IRT) il est utilisé principalement dans les systèmes d'évaluation et moins utilisé dans les systèmes d'apprentissage.
4. ***Les approches basées sur les centroïdes*** : consiste à améliorer la position de centre de groupe par minimiser la distance entre lui et leurs points de données du groupe.
5. ***Les approches basées sur une estimation des distributions de probabilité des données*** : selon la technique de mélange gaussien, les ensembles sont considéré comment des objets appartiennent à la même distribution.
6. ***Les approches basées sur l'estimation des densités*** : ensembles de points possèdent une densité plus grande que l'autre ensemble de données.
7. ***Détection de communauté*** : des groupes qui se forment au niveau de réseaux sociaux, l'analyse de ces communautés se fait par comprendre le dynamique de réseau et comment les apprenants l'utilise pour promouvoir leur apprentissage en utilisant le calcul de l'intermédiarité d'une connexion.
8. ***Métriques et mesures*** : la définition de réseaux sociaux sous forme un ensemble de nœuds connecté entre eux à permet de définir les mesures propres au réseaux sociaux, les notions de centralité et les composants important de ceux-ci tel que : les influences, les intermédiaires.
9. ***Classification des sujets et « tagging » automatique*** : Chaque sujet peut avoir un ou plusieurs classifications. L'utilisation de plusieurs données ou la recommandation plus tard permet d'améliorer la recherche de contenu.
10. ***Résumé automatique des discussions*** : permet d'extraire et de visualiser les informations qui ont une relation avec la discussion afin de faciliter la tâche d'un formateur d'activer la communauté par exemple.
11. ***Analyse des sentiments et des opinions*** : aide à détecter les sentiments au niveau des réseaux sociaux ce qui permet de connaitre la visualisation des apprenants concernant les dispositifs éducatifs offerte
12. ***Recommandation de contenues de E-Learning*** : le mécanisme de recommandation se fait selon la similarité de composants a recherchés, l'historique de consultation des autres apprenants et la définition des contenus pertinents.
13. ***Recommandation sociale*** : la recommandation sociale est similaire à la recommandation de contenu mais il concentre sur les données de réseaux sociaux tel que les membres, les discussions, le contenu, les activités sociales, etc. ces méthodes permet de définir et d'envoyer les contenus pertinents aux autres membres de réseau.
14. ***Q-Matrice*** : une matrice booléenne décrivant la relation entre les éléments et les compétences où la valeur 1 à la ligne i, colonne j signifie que l'item i nécessite l'utilisation de la compétence

j, si la valeur 0 signifie le cas contraire.

15. *Analyse des facteurs d'apprentissage* : contient trois composants :

- Un modèle statistique qui permet d'identifier les compétences
- Les facteurs de difficulté qui affecte sur la performance dans l'apprentissage
- La recherche combinatoire qui choisit le model (Cen, 2009).

Ces techniques sont utilisées dans le domaine de learning analytics où chaque type d'analyse est basé sur l'utilisation d'une ou de plusieurs techniques d'analyse. Le tableau II.3 Ci-dessous montre certains types d'analyse du domaine de learning analytics et les techniques d'analyse qui l'utilise.

<i>Techniques utilisée</i>	<i>Recommandation de contenus de E-Learning</i>	<i>Recommandation social</i>	<i>Métriques et mesures</i>	<i>Détection de communauté</i>	<i>Classification des sujets et « tagging » automatique</i>	<i>Résumé automatique des discussions</i>	<i>Analyse des sentiments et des opinions</i>	<i>Les approches basées sur les centroïdes</i>	<i>L'estimation des distributions de probabilité des données</i>	<i>L'estimation des densités</i>	<i>Traçage des connaissances bayésiennes</i>	<i>Analyse du facteur de performance</i>	<i>Théorie de réponse d'élément</i>	<i>Q-matrice</i>	<i>Analyse des facteurs d'apprentissage</i>
<i>Type d'analyse</i>															
<i>Analyse prédictive</i>	✓	✓													
<i>Analyse de réseaux sociaux</i>			✓	✓											
<i>Analyse textuelle et de langage naturel</i>					✓	✓	✓								
<i>Analyse clustering</i>								✓	✓	✓					
<i>Data mining</i> <i>Inférence de connaissances</i>											✓	✓	✓		
<i>Data mining</i> <i>Découverte des structures de connaissances</i>														✓	✓

Tableau II. 3: Les techniques utilisée en Learning Analytics.

b) Tableaux de bords :

Les tableaux de bords sont développés pour deux utilisateurs ciblés l'enseignant et l'apprenant où ils aident l'enseignant de suivre les activités de l'apprenant et de guider l'apprenant pendant leur apprentissage. Les chercheurs et les développeurs de ces outils suivent les actions pertinentes des apprenants qui comporte

1. Interaction sociale : qui comporte les paroles de l'apprenant dans un travail dans un groupe, les commentaires, les tweets, les messages et les discussions sur les forums, etc.
2. Visualise les artéfacts produit par l'apprenant tel que : les publications sur les forums, blogs, les réponses sur questions, les demandes d'aide, les annotations, les ressources crée par les apprenants, etc.
3. L'utilisation de ressource : qui consiste à estimer l'efforts des apprenants.
4. Résultats de tests et l'auto-évaluation : consiste à évaluer la progression de l'apprentissage

Le suivi des activités d'apprenants se réalise aussi par l'application d'autres techniques tel que :

- ✓ Résumer et décrire, visualiser, classifier, regrouper, explorer les données
- ✓ Prédire les comportements, les situations et les activités d'apprenants
- ✓ Alerter les apprenant en risque
- ✓ Recommander les apprenants selon leurs besoins.

Le processus de suivi d'apprenants besoin des outils qui génèrent de données de suivi. Le tableau II.4 ci-dessous représente certains tableaux de bords et leurs caractéristiques qui se compose en trois parties (les utilisateurs cibles, les sources de données qui représentent les activités à suivi des apprenants et les données de suivi qui sont résultant de l'utilisation d'outils de suivi)

Caractéristiques	Utilisateurs cibles		Sources de données											Données de suivi					
	Enseignants	Etudiants	Interaction sociale	Utilisation des ressources	Artefacts produits	Résultats de l'exercices / quiz	Prédiction	Visualisation	Système d'alerte	Moteur de recommandation	Résumé et Description	Exploration de texte	Classification	Clustering	Capteur de profondeur	Microphone	Caméra	Les journaux d'application	Rapport manuel
Tableau de bord																			
Teacher ADVisor (TADV) (Kobsa & al., 2005)	+	+	+	+		+												+	
Moodle (Podgorelec et Kuhar, 2011)	+		+	+	+	+												+	
Student Activity Meter (SAM) (Govaerts et al., 2012)	+	+		+	+													+	+
Student Inspector (Zinn & Scheuer, 2007)	+					+												+	
CVLA Dragulscu et al., 2015)							+						+						
CALMsystem (Kerly et al., 2007)		+				+												+	+
E-Learning Web Miner (Zorrilla et García-Saiz., 2013)							+							+					

Caractéristiques Tableau de bords	Utilisateurs cibles		Sources de données											Données de suivis					
	Enseignants	Etudiants	Interaction sociale	Utilisation des ressources	Artefacts produits	Résultats de l'exercices / quiz	Prédiction	Visualisation	Système d'alerte	Moteur de recommandation	Résumé et Description	Exploration de texte	Classification	Clustering	Capteur de profondeur	Microphone	Caméra	Les journaux d'application	Rapport manuel
GCS (Lin et al. 2009)										+		+							
OU Analyse (Ferguson et al., 2016)							+	+	+	+	+								
GLIMPSE (Rodriguez-Triana et al., 2015)	+			+			+												+
MTClassroom (Martinez-Maldonado et al., 2015)	+								+										
EDS (Martinez-Maldonado et al., 2017)	+																		
Integrated learning design environment (Hernandez-Leo et al., 2014)				+															

Tableau II. 4 : Caractéristiques de tableaux de bord d'analyse d'apprentissage.

c) Outils d'analyse :

1. **C'est quoi un API :** (Application Interface Programming) une interface de programmation d'application est un ensemble de protocoles et d'outils pour la création de logiciels d'application, il définit aussi comme un ensemble de méthode de communication définie dans divers composants logiciels, il se caractérise par la séparation de son implémentation de son interface ce qui rendre facile à utiliser et à intégrer dans les systèmes éducatifs

Les outils d'analyse constituent d'un groupe d'APIs, chaque API spécifier pour un type d'analyse (API de sentiments, API de classification, API de regroupement, etc.

Le tableau II.5 ci-dessous représente quelques outils d'analyse utilisant l'API

<i>Nom d'outil</i>	<i>Détection de polarité</i>	<i>Reconnaissance de l'émotion</i>	<i>Type de produit</i>	<i>Langages</i>	<i>Fonctionnalité</i>	<i>Disponibilité</i>
<i>MeaningCloud</i>	✓		API	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Anglais ▪ Espagnol ▪ Français ▪ Italien ▪ Portugais ▪ Catalan 	Prêt à l'emploi	https://www.meaningcloud.com/
<i>Rosette</i>	✓		API	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Anglais ▪ Espagnol ▪ Japonais 	Prêt à l'emploi	https://www.rosette.com/function/sentimentanalysis/
<i>Microsoft Azure</i>	✓		API	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Anglais ▪ Espagnol ▪ Français ▪ Portugais 	Prêt à l'emploi	https://azure.microsoft.com/enus/services/cognitive-services/text-analytics/

Tableau II. 5 : Outils d'analyse les émotions d'un texte « MeaningCloud » (Corredera Arbide et al., 2017).

Le domaine de EDM a mis les premières étapes du domaine de LA sans l'améliorer d'apprentissage grâce aux techniques qu'il a développées et le mélange de science utilisées (psychologie, pédagogie, mathématiques, etc.). Au fur et à mesure du développement de l'apprentissage en ligne les problèmes rencontrés par l'étudiant ont évolué, ce qui nécessite le développement des solutions de haut degré. L'émergence de techniques de LA fournit un ensemble de solutions, cependant le learning analytics cherche toujours d'utiliser des nouvelles techniques d'analyse afin d'améliorer le résultat l'apprentissage.

Dans notre implémentation de dispositif d'analyse de l'apprentissage « Mcloud AIL » on utilise l'outil MeaningCloud qui comporte un ensemble d'APIs permet d'analyser des sentiments, de regroupement, d'extraction de topics, etc. et à partir des résultats obtenus on applique la prédiction sous forme des règles afin de définir la situation de l'apprenant (apprenant compris ou non) et la fin en applique un ensemble de recommandations et de solutions.

2. Pourquoi on a choisi MeaningCloud ?

MeaningCloud est un outil permettant de réaliser des analyses détaillées pour des textes multilingues utilisant multiple d'APIs (analyse de sentiment, extraction de topics, regroupement, classification, résumé, identification de la langue, etc.)

Notre choix de MeaningCloud dans notre dispositif d'analyse est dû aux multiples avantages qu'il possède, parmi eux on mentionne :

- ✓ Un outil open source, ce qui facilite son utilisation, récupération de résultats d'eux
- ✓ Riche par les différents APIs d'analyse
- ✓ Chaque API possède un ensemble des paramètres d'entrés et de sortie ce qui rend ses résultats d'analyse plus précis et fiable
- ✓ Analyse des textes de multiples de langues
- ✓ Basé sur les avantages de meaningcloud on implémente notre dispositif d'analyse « Mcloud AIL ». La figure II.3 récapitule les actions de dispositifs « Mcloud AIL »

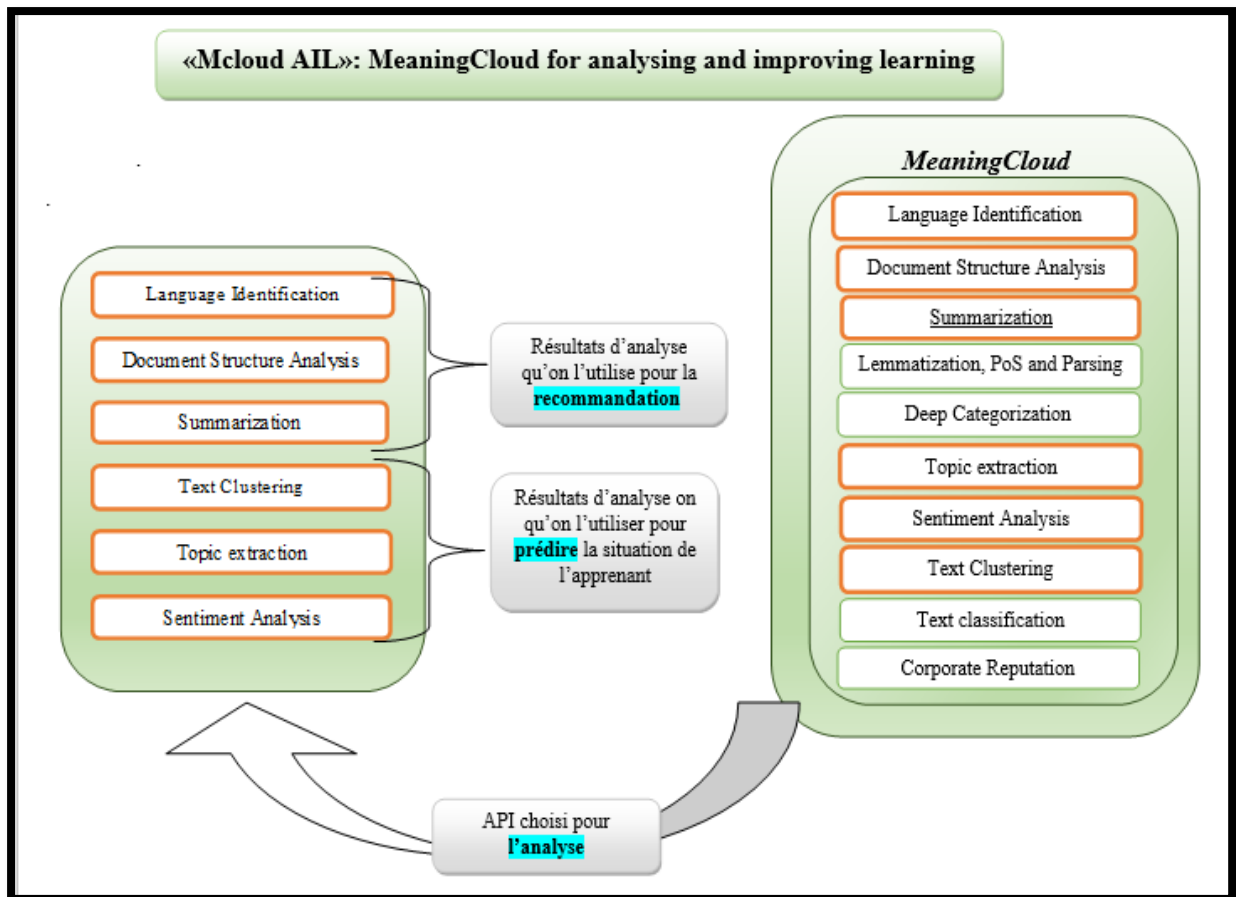


Figure II. 3: Représentation de l'architecture du dispositif d'analyse « Mcloud AIL ».

II.3. Conclusion :

Après qu'on a vu dans ce deuxième chapitre le domaine de l'analyse de l'apprentissage, certaines de ses techniques et outils développés et l'avantage d'intégration offert par plusieurs outils, on envisage d'utiliser les APIs choisi de l'outil MeaningCloud dans notre et on essaie de tirer parti de notre travail.

Dans le chapitre suivant on va souligner le côté de conception de notre dispositif d'analyse de l'apprentissage « Mcloud AIL ».

Partie 02 :

*Conception et implémentation
de « Mcloud AIL »*

Troisième Chapitre

Conception de « MeaningCloud » et du dispositif « Mcloud AIL »

III.1. Introduction :

« Learning Analytics » ouvre les portes à l'analyse de données sous toutes les formes et les types : l'évaluation, la classification, la recommandation, etc. En utilisant plusieurs techniques et outils simultanément, qui sont à leur tour divisés en outils spécifiques pour des systèmes et des outils pouvant être intégrés à différents systèmes, ce dernier type nous a permis d'utiliser MeaningCloud, l'un de ces outils se caractérise par l'avantage de l'intégration et l'obtention facile des résultats.

Dans ce chapitre, on abordera la conception de certaines techniques d'analyse de meaningcloud et la manière de les utiliser pour prédire l'état de l'apprentissage des apprenants et proposer un ensemble de solutions visant à rendre l'apprenant satisfait et capable de comprendre le programme sans problèmes. Cela reflète la capacité du système à résoudre les problèmes de l'apprenant.

III.2. Généralisation sur le fonctionnement du système :

Phase 01 :

- a) Quand l'instructeur met le cours dans le système d'apprentissage, il sera sauvegardé au niveau de la Base de données.
- b) Les outils d'aide et de recommandation (language identification, summarization, document structure analysis) récupèrent le contenu de cours de la BDD et commencent leurs fonctionnements l'un après l'autre afin de préparer une partie des documents d'aide et de recommandation (identification de langue (*Langage Identification*), résumé du contenu de cours (*Summarization*) et définir la structure de cours (*Document Structure Analysis*)).
- c) Quand l'apprenant poste un commentaire sur le cours, le commentaire sera aussi sauvegarder au niveau de la BDD, le dispositif « Mcloud AIL » récupère les commentaires de la BDD et lance l'analyse des commentaires par les outils d'analyse (*Topic Extraction, Sentiment Analysis, clustering*) et sauvegarder les résultats dans la BDD.

Phase 02 : A travers les résultats obtenus par les techniques d'analyse le dispositif « Mcloud AIL » visualise les résultats et prédire la situation de l'apprenant par construire un ensemble des règles de prédiction qui reste toujours changeable, le dispositif apprend jusqu'à qu'il obtient un résultat amélioré au niveau de l'apprenant.

Phase 03 : le dispositif essaie de définir les problèmes rencontrés par l'apprenant et propose des solutions en fonction du type de problème.

Dans la figure III.1 qui se suit résume toutes les étapes de passage du processus d'analyse de l'apprentissage utilisant les APIs de *MeaningCloud*.

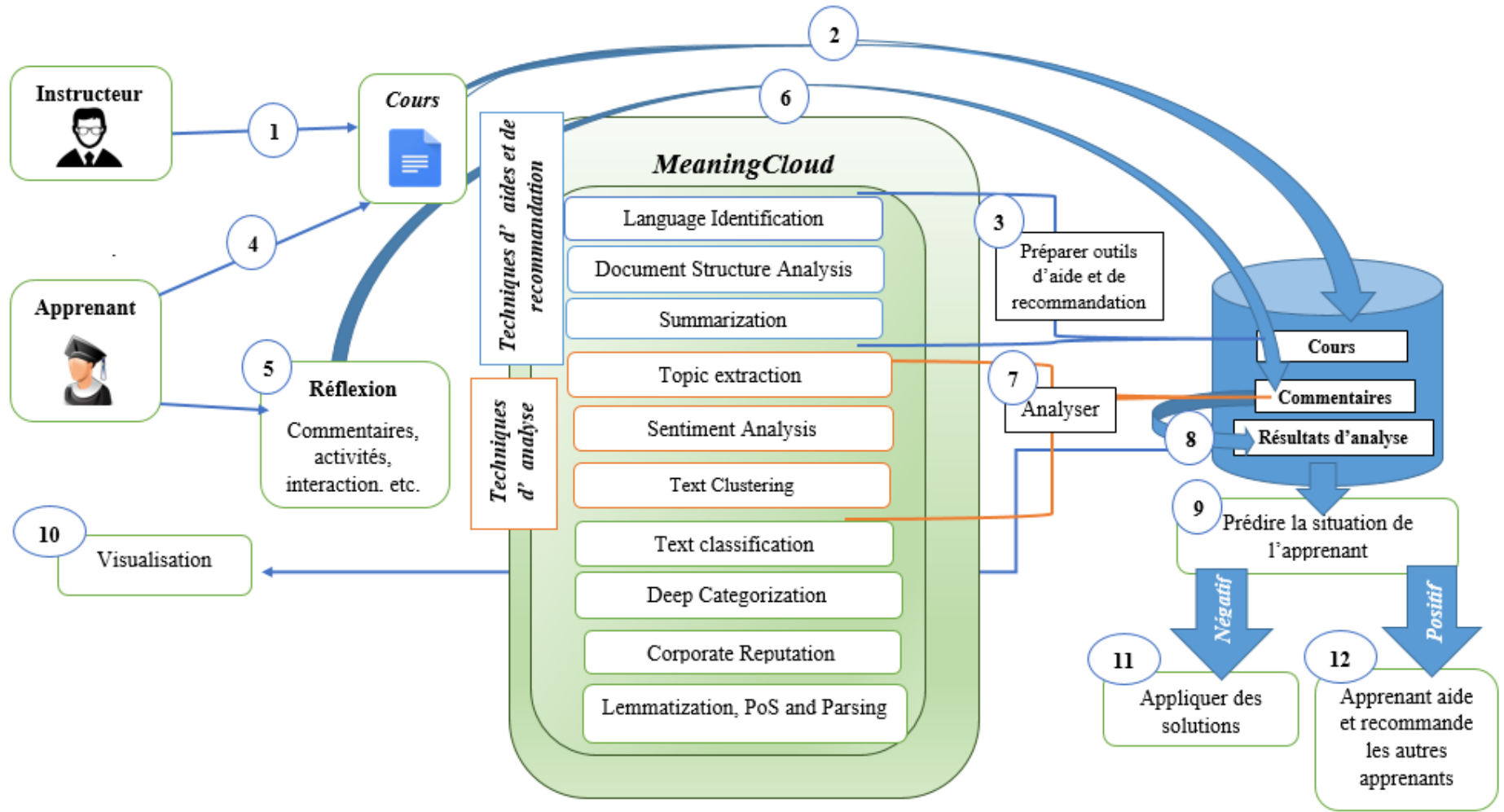


Figure III. 1 : Architecture général du système d'analyse.

III.3. L'architecture d'analyse

Comme les APIs de MeaningCloud possèdent des paramètres pendant leurs mécanismes d'analyse de textes et de documents. Le tableau III.1 ci-dessous représente certains paramètres de quelques services de *MeaningCloud*, où chaque service possède un ensemble de paramètres d'entrée (Request) qu'on a besoin de saisir avant de faire analyser le texte, ainsi possède un ensemble de sorties (Response) le résultat d'analyse. Certains services possèdent des paramètres d'entrées communs mais rarement qu'on trouve des paramètres de sorties communs.

<i>Parties</i>		<i>Service</i>						<i>Nom de paramètre</i>	<i>Description</i>
		<i>Topics Extraction</i>	<i>Sentiment Analysis</i>	<i>Language Identification</i>	<i>Text Clustering</i>	<i>Summarization</i>	<i>Document Structure Analysis</i>		
<i>Demande (Request)</i>	<i>Point final</i>	✓	✓	✓	✓	✓	✓	<i>Service</i>	Nom de service ou technique a utilisé pour l'analyse (summarization, text classification, sentiment analysis, etc.
		✓	✓	✓	✓	✓	✓	<i>Method</i>	Il existe deux méthode pour GET et SET pour effectuer les demander à l'entrée de API
		✓	✓	✓	✓	✓	✓	<i>Url</i>	url du service utilisé pour l'analyse de contenu.
		✓	✓	✓	✓	✓	✓	<i>key</i>	Clé de licence de MeaningCloud

Paramètre	✓	✓	✓	✓	✓	✓	<i>of</i>	Format de sortie, il existe deux format : JASON (par défaut) et XML
		✓	✓				<i>verbose</i>	Affiche ses informations supplémentaires sur la classification (termes utilisées pour classifier, leurs influence, leurs importances sur le texte
	✓	✓	✓	✓	✓	✓	<i>txt</i>	Texte de saisie
	✓	✓	✓		✓	✓	<i>url</i>	Adresse url de contenu a analysé
	✓	✓	✓		✓	✓	<i>doc</i>	Fichier d'entrée avec le contenu à analyser
					✓		<i>sentences</i>	Nombre de phrases pour le résumé
	✓	✓		✓			<i>lang</i>	Spécifie la langue dans laquelle le texte doit être analysé
	✓	✓					<i>ilang</i>	Spécifie la langue dans laquelle les valeurs renvoyées
	✓	✓					<i>textf</i>	Le paramètre de format de texte spécifie (plaintext, markup)
	✓						<i>tt</i>	La liste des types de sujets à extraire sera spécifiée par une chaîne contenant les lettres attribuées à chacun des types de sujets à extraire.
	✓	✓					<i>uw</i>	Traiter avec des mots inconnus, il joue le rôle d'un vérificateur d'orthographe

✓	✓					<i>rt</i>	Indique le degré de fiabilité de l'analyse de texte (orthographe, typographie, etc.)
✓	✓					<i>ud</i>	Dictionnaire permet de prendre en considération les concepts ajoutés pour l'utilisateur au processus d'analyse et de concentrer sur des domaines ou des termes correspondant aux intérêts d'un utilisateur « augmente la précision »
✓						<i>st</i>	Indique ce paramètre si les sous thèmes doivent être affichés (y, n)
	✓					<i>model</i>	Le model de sentiment choisis
	✓					<i>egp</i>	Paramètre permet de choisir entre deux algorithmes différents pour détecter la polarité
✓	✓					<i>dm</i>	Type d'homonymie appliqué (cumulatif)
✓	✓					<i>sdg</i>	Groupement d'homonymie sémantique
✓	✓					<i>cont</i>	Contexte d'homonymie
		✓				<i>selection</i>	Liste de langages détectées.
		✓				<i>threshold</i>	Pourcentage de détection de similarité de langage par rapport au résultat final
✓						<i>timeref</i>	Référence temporelle permet de détecter la valeur réelle des expressions temporelle relative dans le texte
			✓			<i>id</i>	Identifiants associés aux textes saisis, chaque ligne prend un identifiant différent

					✓			<i>mode</i>	L'approche utilisé pour bien mené à la classification de texte
					✓			<i>sw</i>	Les mots vides à ignorer par l'algorithme (saut de ligne "\n")
Réponse (Response)	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	<i>status</i>	Contient les informations sur le processus d'extraction Code : nombre d'état identifier le résultat Message : décrivant le résultat credit : les crédits consommés dans la demande remaining_credits : les crédits resté au utilisateur pour atteindre la limite de crédit
	✓							<i>entity_list / concept_list</i>	Liste d'entités trouvée dans le texte chacun étant représentée par un objet entité / concept. form : représentant le sens qui lui est associé dans la langue spécifiée. sementity : type d'entité / concept. type : hiérarchie de classification de type d'entité / concept. Semgeo_list : Informations géographiques auxquelles l'entité / concept est associée.
	✓							<i>time_expression_list</i> <i>money_expression_list</i> <i>quantity_expression_list</i> <i>other_expression</i> <i>quotation</i>	Liste des expressions temporelles, d'expressions d'argent, des quantités, modèles alphanumériques inconnus trouvés dans le texte, des citations trouvées, triples syntaxiques (sujet-action-objet) trouvés dans le texte, représentées par ordre sous la forme d'objets time_expression, d'expression d'argent, d'expression de quantité, par l'autre objet

							<i>relation</i>	d'expression, par l'objet de citation et par des objets relationnels
	✓						<i>score_tag</i>	La polarité trouvée dans l'élément auquel elle fait référence. Il est applicable pour plusieurs éléments : <i>polarity_term</i> , <i>sentimented_concept</i> , <i>sentimented_entity</i> , <i>segment</i> , <i>phrase</i> ou la polarité globale du texte. Il possède des valeurs possible (P+ : positif fort, N : négatif, etc.)
	✓						<i>agreement</i>	Détecte l'accord ou le désaccord des sentiments détecté dans le texte il possède deux valeurs possible : AGREEMENT, DISAGREEMENT
	✓						<i>subjectivity</i>	Détecte la subjectivité de texte, il possède deux valeurs possible : objective : le texte ne comporte aucune marque de subjectivité. subjective : le texte comporte des marques subjectives.
	✓						<i>confidence</i>	représente la confiance associée à l'analyse de sentiment effectuée sur le texte sa valeur compris entre[0..100].
	✓						<i>irony</i>	Indique l'ironie du texte : il possède deux valeurs : NON IRONIC : le texte n'a pas de marques d'ironie IRONIC: le texte a des marques ironiques
	✓						<i>sentimented_entity_list / sentimented_concept_list</i>	Liste des entités identifiées dans le texte avec une certaine polarité form, id : identifiant d'entity / concept, type, score_tag, etc.

			✓				<i>language_list</i>	<p>Language : langue détectée à l'aide du code</p> <p>Relevance : valeur de pertinence qui lui est associée.</p> <p>script: script utilisé par la langue. Il n'apparaîtra que lorsque le paramètre détaillé sera activé.</p> <p>speaker : nombre d'orateurs. Il n'apparaîtra que lorsque le paramètre détaillé sera activé.</p>
				✓			<i>Cluster_list</i>	<p>liste des objets de cluster détectés pour l'ensemble des documents envoyés.</p> <p>title : contient le titre attribué au cluster. Si plus d'un terme est attribué, ils seront séparés par des virgules.</p> <p>size : contient le nombre de documents inclus dans le cluster.</p> <p>score : valeur de pertinence attribuée au cluster.</p> <p>document_list : liste des documents affectés au cluster. Chaque document est identifié par son identifiant correspondant. Dans le cas où aucun ID explicite n'a été fourni, l'ID sera le numéro de la position dans laquelle le texte a été saisi. C'est-à-dire que l'ID du premier texte sera 1, etc.</p>
						✓	<i>Document structure analysis</i>	<p>title : Titre extrait du document.</p> <p>heading_list : Prend en compte toutes les balises de titre trouvées dans le texte, ainsi que les paragraphes qui suivent ce qui peut être considéré comme un format de titre (longueur, longueur relative et majuscule)</p>

								abstract_list : résumé, introduction, synthèse ou résumé. email_info : Cet élément contient différentes sections d'un email : from : chaîne avec l'expéditeur to : tableau de chaînes avec tous les contacts auxquels l'email est envoyé cc : tableau de chaînes avec tous les contacts en copie dans l'email subject : chaîne avec le sujet de l'email
				✓		summary	Le texte résumé	

Tableau III. 1 : Dictionnaire d'entrées / sorties de techniques d'analyse de MeaningCloud.

Malgré la différence qui se présente au niveau des paramètres d'entrées et de sorties des APIs, mais ils ont un mécanisme d'analyse similaire. La figure III.2 et la figure III.4 montrent les demandes et les réponses d'analyse avec l'API « Topics Extraction » et « Clustering » où chacun des deux APIs possède ses propres paramètres d'entrées et de sorties. Afin d'avoir une idée plus détaillée, on a fait un petit exemple applicatif utilisant le langage de python et l'url des APIs de Topics Extraction et clustering à côté des autres paramètres, les résultats sont représentés dans la figure III.3 et la figure III.5

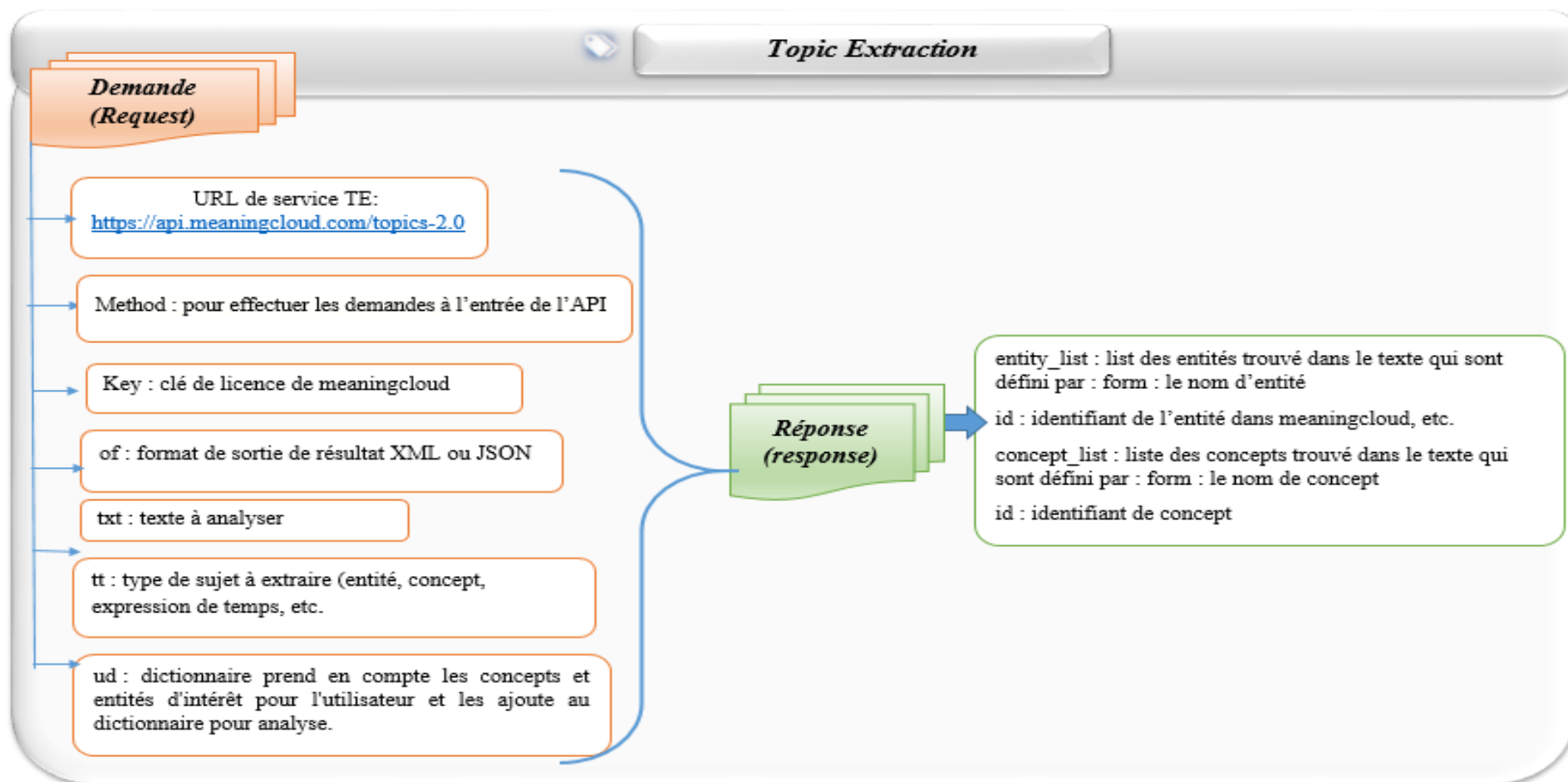


Figure III. 2 : Demandes et réponses de l'analyse avec l'API « Topics Extraction ».

Dans la figure III.2 on a présenté le mécanisme d'analyse d'API « Topics extraction » qui consiste à prendre comme entrées :

- url d'API choisi pour l'analyse
- Method pour effectuer les demandes à l'entrée de l'API
- key : la clé de licence donnée par meaningcloud après l'inscription
- of (output format) : format de résultat qui s'affiche sous forme l'un de langage (XML, JSON)
- txt : le texte d'entrée à analyser
- ud : dictionnaire d'utilisateur qui prend en compte les concepts et les entités qui intéresse l'utilisateur

Il existe plusieurs d'autres paramètres dans notre analyse, on a concentrer seulement sur ces paramètres.

Le résultat de l'analyse sera représenté par des paramètres de sorties, comme on vu dans la figure III.2 (entity_list {form, type, id, etc.})

Dans la figure III.3 ci-dessous un exemple d'application sur l'analyse d'API « Topics Extraction ».

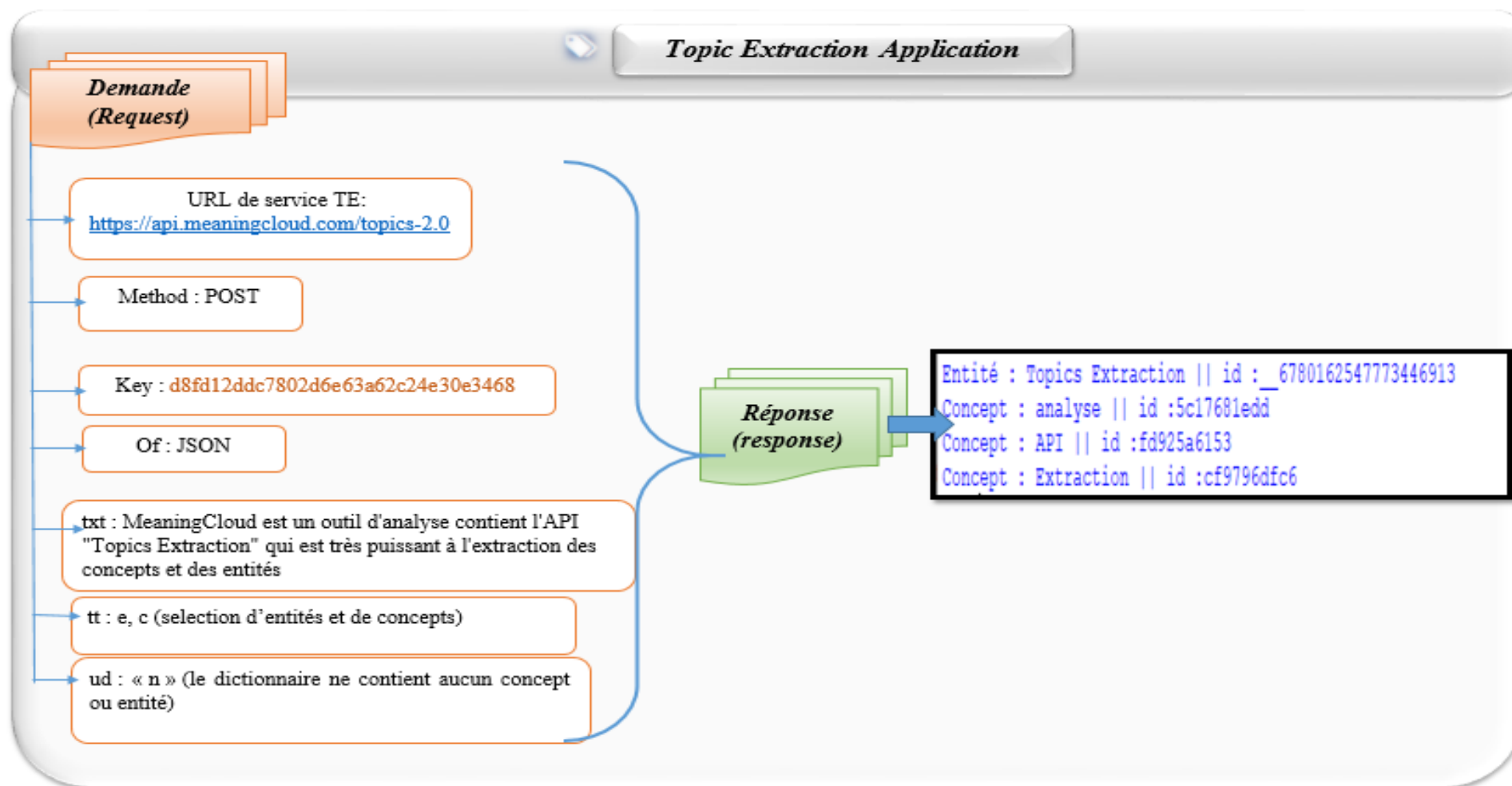


Figure III. 3 : Exemple applicatif sur les demandes et réponses de l'analyse avec l'API « Topics Extraction ».

La figure III.4 représente les demandes et les réponses de l'analyse avec l'API « clustering » qui consiste à extraire et à regrouper les titres similaires

L'API clustering demande l'ensemble d'entrées :

- url de service clustering
 - key : la clé de licence de meaningcloud
 - txt : les textes à regrouper
 - id : l'identifiant de chaque texte qui peut être défini par défaut selon l'ordre des textes
- ✓ Les réponses de clustering sont représentées par l'ensemble de paramètres de sorties (title, size, score, document_list) (figure III.4)
- ✓ La figure III.5 montre un exemple applicatif sur les demandes et réponses de l'analyse par l'API « clustering »

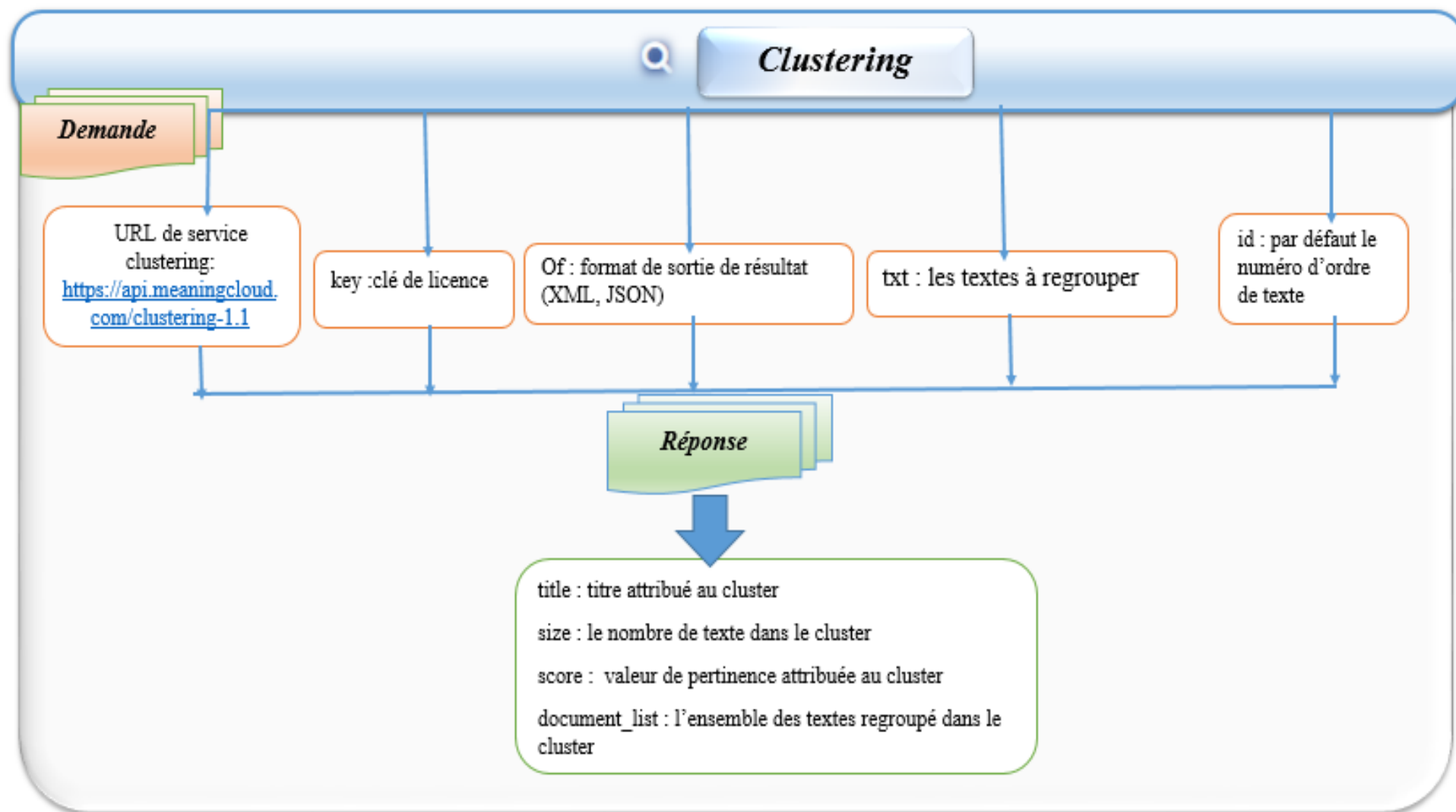


Figure III. 4 : Demandes et réponses de l'analyse avec l'API « Topics Extraction ».

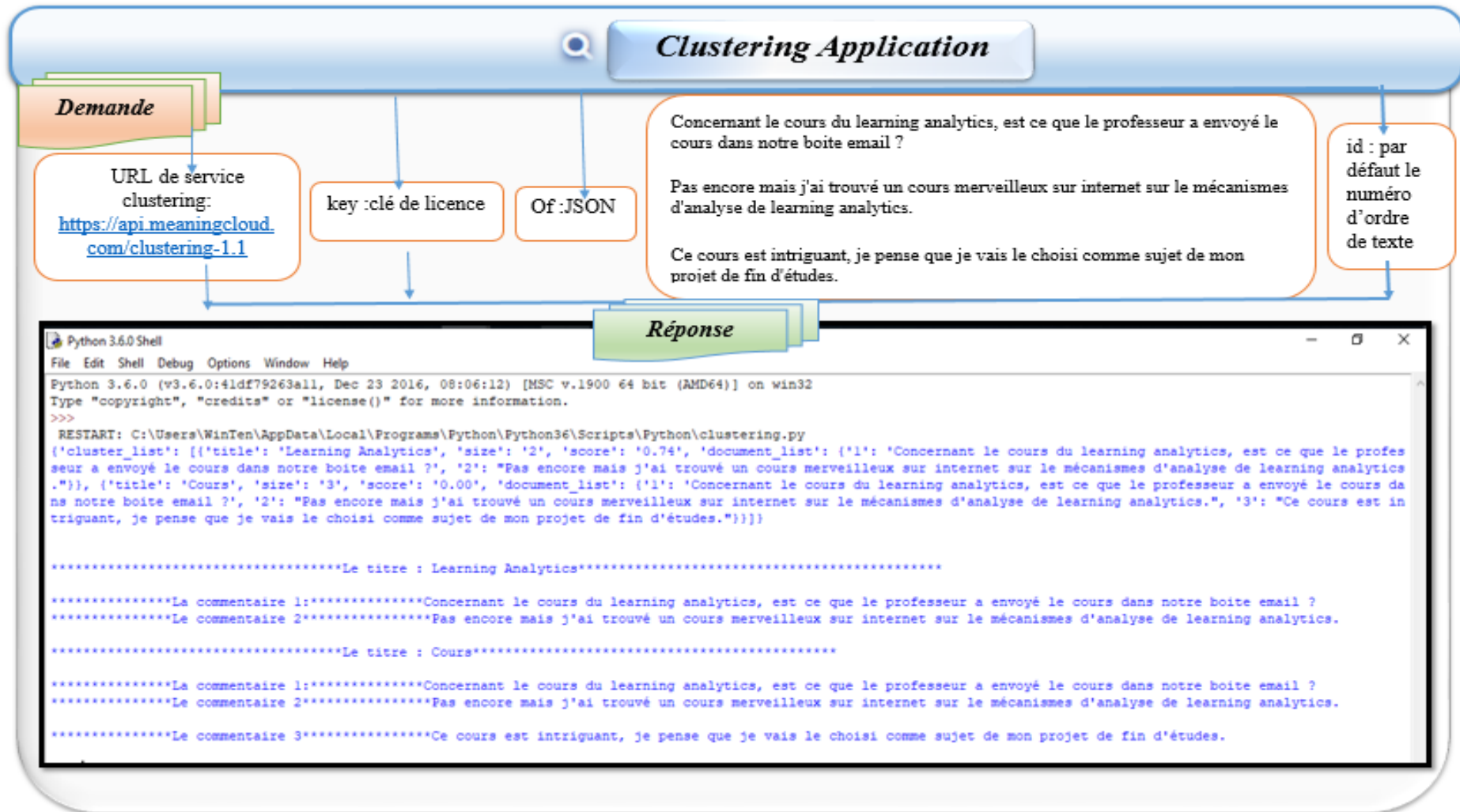


Figure III. 5 : Exemple applicatif sur les demandes et les réponses de l'analyse avec l'API « Clustering ».

L'étape de l'utilisation de cette technique d'analyse est une étape simple parmi toutes les étapes franchies par le système pour rechercher les problèmes de l'apprenant et les résoudre.

Dans le titre suivant, on abordera toutes les étapes de l'analyse sous le titre de conception du système.

III.4. Le modèle conceptuel d'analyse :

La création de système est divisée en trois étapes (phases), où dans la première phase on utilise l'ensemble des APIs qu'on a choisis du « MeaningCloud » et qui sont :

1. Sentiment Analysis :
2. Clustering :
3. Topic extraction
4. Language identification
5. Summarization
6. Document Structure Analysis

Ces techniques génèrent des résultats (tableau III.1) suivant leurs objectifs qu'on applique selon leurs rôles et le besoin du dispositif. Le tableau III.2 suivant définit les phases du système et le mécanisme d'application et comment appliquer ces techniques dans des situations d'apprentissage des apprenants.

Phase 01 : Utilisation des techniques et l'extraction de données			
	Nom de techniques	Mécanisme d'application	
Techniques d'analyse et d'évaluation	Topic extraction	Extraire les informations pertinentes (<i>entités</i> et <i>concepts</i>) de cours et les comparer avec les topics obtenus par l'analyse des commentaires d'apprenants.	
		<i>Topics dans le domaine du sujet</i>	<i>Topic hors sujet</i>
		(entity_list / concept_list) d'apprenant extrait de commentaire par l'analyse similaire de topics extrait de cours. Cependant cela ne nécessite pas la correspondance de topics mot par mot, mais soit suffisante pour être un synonyme ou champ sémantique du topic. Afin d'obtenir ça on peut utiliser ensemble d'outils tel que: <i>Word net</i> supporte la langue anglais et qui nous donne le dictionnaire du synonyme d'un mot.	(entity_list / concept_list) de commentaire n'a aucune relation avec le contenu de cours (hors sujet).
		Faire recevoir les commentaires de Topic Extraction et analyse les sentiments.	
		<i>Sentiment positifs</i>	<i>Sentiments négatifs</i>

	<i>Sentiment Analysis</i>	<p>Positif par accord : L'apprenant est entièrement satisfait du document par l'accord de tous ses éléments du commentaire (score_tag : "P/P+", agreement : "AGREEMENT").</p> <p>Positif par désaccord : Dans le discours de l'apprenant il y a quelque chose de négatif dans son commentaire mais ça n'influence pas sur la positivité de commentaire (score_tag : "P/P+", agreement : "DISGREEMENT")</p>	<p>Négatif par accord : L'apprenant a trouvé un problème de compréhension du contenu du document par accord de tous ces parties de commentaire (score_tag : "N/N+", agreement : "AGREEMENT").</p> <p>Négatif par désaccord : Le commentaire d'apprenant contient quelques points positifs mais en total l'apprenant n'est pas satisfait (score_tag : "N/N+", agreement : "DISGREEMENT")</p>
		<p>Objectivité : Qui exprime que l'apprenant maîtrise le sujet (subjectivity: "objective")</p> <p>Subjectivité : L'apprenant a une idée générale sur le sujet, dans ce cas on peut recommander un résumé (où il soulève le sujet avec objectivité qui permet à l'apprenant de mieux comprendre le sujet (L'apprenant n'est pas considéré comme ignorant du sujet) (subjectivity: "subjective")</p> <p>Non ironique : Le sérieux de l'apprenant dans l'utilisation du système exprimé par l'absence de la marque d'ironie dans le texte (irony : "NONIRONIC")</p> <p>Ironie : Arrivant au cas d'ironie qui peut prendre plusieurs sens on ne pas distinguer le cas donc on peut ignorer ce cas (irony : "IRONIC")</p>	

	<i>Clustering</i>	Faire recevoir les commentaires et les regrouper en cluster où chaque cluster partage une idée / sujet	
		<i>Cluster</i>	<i>Clusters</i>
		Les apprenants partagent un sujet donc on les regroupe dans le même cluster	Les apprenants discutent des sujets différents donc ici chaque apprenant on le mettre dans un cluster tout seul
<i>Techniques de recommandation</i>	<i>Language identification</i>	Lors du téléchargement du document au site le système automatiquement analyse et identifie la langue du contenu du document	
	<i>Summarization</i>	Le système reçoit le document et faire résumé le contenu.	
	<i>Document Structure Analysis</i>	Pour donner une idée générale au points principal mentionner dans le document on utilise cette technique qui analyse le document et donne comme résultat la structure de document	

Phase 02 : Techniques d'analyse et génération de règles de prédiction

1) Les sentiments de topics extraits :

Pour chaque concept / entité /topic, MeaningCloud lui affecte un identifiant id, cet identifiant est constant dans tous les texte s'il possède la même valeur de paramètre type détecter (Person -> FullName) si le type change l'identifiant se change aussi (Person -> FirstName). Aussi, chacun de technique Topics Extraction et de technique de Sentiment Analysis sont liée l'un de l'autre ou pour chaque topic d'un texte détecté par Topic Extraction leur polarité (sentiment) dans Sentiment Analysis. Basée cette relation complémentaire qui fonctionne sur le principe de fournir les topics détectés par *Topic Extraction* au technique *Sentiment analysis* et ce dernier fourni les sentiments aux topics détectés, notre méthode d'analyse sera comme suit :

- ✓ Récupérer les topics détecté par Topics Extraction et Vérifier leurs polarités (sentiments) dans Sentiment Analysis.

- ✓ **Dans le cas où les sentiments détectés d'un topic sont négatifs** : on va définir le segment (partie d'une sentence détectée par MeaningCloud) où ce topic appartient.
 - ✓ **La traduction de cette résultat** : ce segment n'est pas compréhensible par l'apprenant, donc on lui propose des solutions.
 1. **Dans le cas où on détecte des topics négatifs pour toutes les segments d'une sentence** : on définit la phrase directement.
 2. **Dans le cas où les topics sont positifs** : on insiste sur la vérification d'existence de correcte topics (même topics ou topics ont un sens similaire que les détectés par l'analyse de documents/texte).
- 2) **Classification de sentiments de topics** :
1. **Dans le cas négatif (sentiments négatifs de correcte topics extraits, topics mal extraits avec sentiments positifs)** :
 - Si on trouve des apprenants qui partagent ce résultat et partagent le même sujet analysé, on les regroupe dans un cluster et on leur propose des solutions.
 - Si on trouve des apprenants qui partagent ce résultat dans des sujets différents, on les affecte chacun dans un cluster différent et on leur propose des solutions chacun selon son sujet.
 2. **Dans le cas positif (sentiments positifs de correcte topics extraits)** :
 - Si les apprenants partagent ce même résultat et même sujet analysé on leur affecte à un cluster de recommandation.
 - Si les apprenants partagent ce résultat et chaque apprenant à un sujet d'analyse, on leur affecte dans des clusters différents de recommandation dans les différents sujets détectés. Cette technique utilisée pour la conclusion et l'appui est supportée par l'application des règles suivantes :

<p>Règle 1</p>	<p>Topics extraction (entity_list, concept_list) dans le domaine du sujet + Sentiments Analysis (positifs :score_tag : P/P+) par (accord /désaccord) + objective + non ironique → L'apprenant (s) a / ont été bien compris le cours + Cluster P / Clusters P</p> <p>→ Le système applique <i>Proposition de solutions (Proposition)</i></p> <p>{ Cluster P : apprenants classés en fonction de leurs sujet commun dans un <i>seul groupe (cluster)</i> possèdent un résultat d'analyse <i>positif</i>}</p> <p>{ Clusters P : apprenant classé en fonction de leurs sujets différents dans <i>de groupes différents (clusters)</i> possèdent un résultat d'analyse <i>positif</i>}</p>
<p>Règle 2</p>	<p>Topics extraction (entity_list, concept_list) dans le domaine du sujet + Sentiments Analysis (positifs) par (accord /désaccord S+ subjective + non ironique → L'apprenant(s) a/ont été compris le cours + Cluster PR / Clusters PR</p> <p>→ Le système applique <i>Proposition de solutions (Recommandation)</i></p> <p>{ Cluster PR : <i>cluster</i> possèdent un <i>résultat d'analyse positif</i> mais besoin d'une petite recommandation pour promouvoir la compréhension}</p> <p>{ Clusters PR : <i>clusters</i> possèdent un <i>résultat d'analyse positif</i> mais besoin d'une petite recommandation pour promouvoir la compréhension}</p>
<p>Règle 3</p>	<p>Topics Extraction (entity_list, concept_list) dans le domaine du sujet + Sentiments Analysis (négatifs :score_tag : N/N+) par (accord /désaccord) + (subjective / objective) + non ironique → L'apprenant(s) n'a / n'ont pas compris le cours + Cluster NRS / Clusters NRS</p> <p>→ Le système applique <i>Proposition de solutions (Recommandation + Solution)</i></p> <p>{ Cluster NRS : <i>cluster négatif</i> besoins de recommandations et de solutions }</p> <p>{ Clusters NRS : <i>clusters négatif</i> besoins de recommandations et de solutions }</p>
<p>Règle4</p>	<p>Topics extraction (entity_list, concept_list) hors sujet + Sentiments Analysis (positifs / négatifs) par (accord /désaccord) + (objective / subjective) + non ironique → L'apprenants n'a / n'ont été pas compris le cours + Cluster NS / Clusters NS → Le système applique <i>Proposition de solutions (Solution)</i></p> <p>{ Cluster NS : <i>cluster négatif</i> besoin de solutions }</p> <p>{ Clusters NS : <i>clusters négatif</i> besoin de solutions }</p>

Règle 5	<p>Topics Extraction (entity_list, concept_list) d'apprenant (s) dans le domaine du sujet + Topics Extraction (entity_list, concept_list) d'un expert sur les topics d'apprenant (s) + Sentiment Analysis (négatif) par (accord / désaccord) + (subjective / objective) + non ironique</p> <p>→ L'apprenant (s) n'a / n'ont pas compris le cours + Cluster P / Clusters P</p> <p>→ Le système applique <i>Proposition de solutions (Solution)</i></p>
Règle 6	<p>Topics Extraction (entity_list, concept_list) d'apprenant (s) sur sujet (apprenant (s) pose / posent plusieurs questions) + Sentiment Analysis (négatifs) par (accord / désaccord) + (subjective / objective) + non ironique</p> <p>→ L'apprenant(s) n'a / n'ont pas compris ce cours / sujets + Cluster P / Clusters P</p> <p>→ Le système applique <i>Proposition de solutions (Solutions)</i></p>
Règle 7	<p>Topics Extraction (entity_list, concept_list) d'apprenant(s) sur un domaine du sujet + Sentiment Analysis (négatifs) par (accord / désaccord) + (subjective / objective) + non ironique → L'apprenant(s) a / ont compris ce cours / domaine du sujets + Cluster P / Clusters P</p> <p>→ Le système applique <i>Proposition de solutions (Proposition)</i></p>
Règle 8	<p>Topics Extraction (entity_list, concept_list) d'un expert au domaine sur le cours + Sentiment Analysis (négatifs) par (accord / désaccord) + (subjective / objective) + non ironique → Le cours peut être mal conçu.</p> <p>→ Le système applique <i>Proposition de solutions (Solution)</i></p>
Phase 03 : Proposition de solutions	
Proposition	<i>Mettre Cluster comme groupe d'aide et de recommandation : permet d'aider et de guider les apprenants qui sont exposés à un problème.</i>

Recommandation	<p>Proposer des Résumés structurées sur le sujet: des documents contient (sections des documents formaté sous : PDF, MICROSOFT WORD , etc) y compris le titre, les en-têtes, les résumés et les parties d'un courrier électronique) → Document Structure Analysis réalise cette ce type de résumé.</p> <p>Proposer des définitions, des vidéos, des audios facilitent la compréhension.</p> <p>Faire simplifier le cours le plus possible utilisant des termes simples et compréhensible.</p> <p>Recommander des documents qui traitent du même sujet de manière plus claire et compréhensible.</p> <p>Adopter des devoirs et des évaluations pour améliorer la compréhension et l'expérience de l'apprenant sur le terrain en enrichissant ses connaissances → apprenant devenir un expert peut aider et recommander les autres apprenants.</p> <p>Recommander la discussion sur les sujets proposés, les problèmes existants et les solutions proposées à travers les forums et sur le chat afin qu'ils restent des références utiles aux autres étudiants</p>
Solution	<p>Leurs affecter aux groupes d'aides et de recommandation.</p> <p>Contacter l'enseignant directement : dans l'un des deux cas, on peut rencontrer les deux cas au même temps.</p> <ul style="list-style-type: none"> ▪ En identifiant la partie que l'apprenant n'a pas comprise où l'enseignant tente d'expliquer plus en détail, de documents, de définitions, d'exemples, etc. ▪ En identifiant la partie du cours mal conçue. <p>Faire des tests périodiques : chaque (jour, semaine, mois) afin de détecter les problèmes et les résoudre.</p>

Tableau III. 2 : Séquence de travail du système par étapes.

III.5. Fonctionnement du dispositif d'analyse « Mcloud AIL » :

La figure III.6 ci-dessous représente toutes les étapes de fonctionnement de dispositif d'analyse de l'apprentissage « Mcloud AIL »

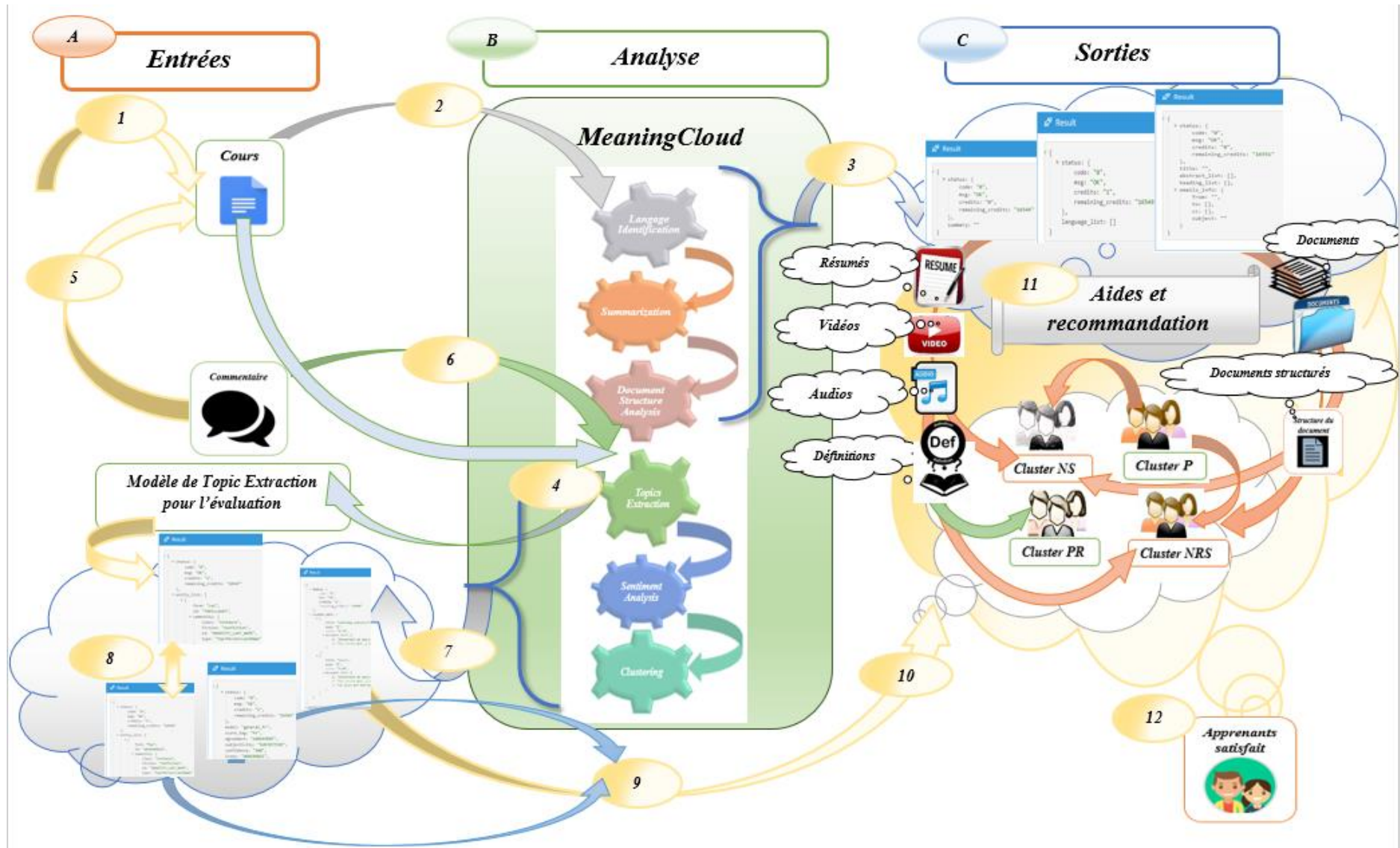


Figure III. 6: Scénario de fonctionnement du dispositif « Mcloud AIL ».

Le système fonctionne en trois étapes, **A**, **B** et **C** (figure III.6), où à *l'étape A*, il reçoit deux entrées : le cours et le commentaire, ensuite il passe à *l'étape d'analyse* pour mettre en œuvre les différents types d'analyse présentés dans la figure III.6

. Les résultats de ce processus sont sous la forme de documents contenant les résultats de l'analyse pour chaque technique qu'on exploite ensuite comme outils *d'aide et de recommandation*, dont le cas où le résultat d'analyse présente le non satisfaction d'apprenant puisque le but du système est d'améliorer l'apprentissage de l'apprenant (apprenant satisfait). Les détails de *phases* et *d'actions* du système on les mentionne comme suit :

A *Entrée 1 (Cours) :*

- 1 Le dépôt de cours dans le système d'apprentissage, le cours peut être sous forme de texte, vidéos, audio, etc.

B *Analyse par outils de recommandation :*

- 2 Analyse du cours utilisant les techniques d'aide et de recommandation.

C *Sorties :*

- 3 Les résultats de cette analyse donnent des résumés, des structures de documents, identification de langue, sous forme document contient les paramètres de sorties spécifiés pour chaque technique (tableau III.1).

B *Analyse par Topic Extraction :*

- 4 Analyser le cours par la technique de Topics Extraction pour faire construire **un modèle d'évaluation** qui permet de le faire comparer ensuite avec les topics extraits par l'analyse de commentaire.

A *Entrée 2 (Commentaires) :*

- 5 Les commentaires postés sur le cours.

B *Analyse par Topic Extraction, Sentiment Analysis et Clustering :*

- 6 Analyser les commentaires associés aux cours utilisant les techniques d'extraction de topics, de l'analyse de sentiment et de classification.
- 7 Faire récupérer les résultats de trois types mentionnés précédemment.

- 8 Evaluer les résultats de topics de commentaire par le comparer avec le modèle d'évaluation de cours construit et vérification de leurs sentiments.
- 9 Prédire le niveau de compréhension de l'apprenant à travers les résultats obtenus des deux techniques (*Topics Extraction* et *Sentiment Analysis*), appliquant les règles de prédiction générées (tableau III.2).
- 10 Classifier les apprenants selon le résultat obtenu par l'analyse de sentiment et l'extraction de topics qui peut être (*Cluster P*, *Cluster PR*, *Cluster NS*, *Cluster NRS*) (tableau III.2).

c **Sorties :**

- 11 Affecter les outils d'aide et de recommandation dans le cas où on obtient les résultats négatifs donc cette étape (cette étape n'est pas applicable pour *Cluster P* et *Clusters P* (apprenant / apprenant possèdent résultats positifs n'ont pas des problèmes).
- 12 Atteindre l'objectifs (apprenant satisfait → Résultat d'analyse positif).

III.6. Conclusion :

Dans ce chapitre, nous avons abordé tous les aspects de la conception du dispositif, depuis l'outil utilisé "MeaningCloud" pour l'analyse jusqu'au ses techniques choisies qui sont représentées par une structure analytique spécifique qui est composée de groupe de paramètres divisé entre paramètres d'entrées et de sorties. À la fin, le résumé des étapes par lesquelles le système passe jusqu'à atteindre l'objectif demandé du système. Comme la conception d'un système doit être validé par une implémentation, *dans le quatrième et le dernier chapitre* on présente l'implémentation de notre dispositif « Mcloud AIL » et les moyens utilisés.

Quatrième Chapitre

Implémentation et résultats dispositif « Mcloud AIL »

IV.1. Introduction :

Dans ce chapitre, nous verrons l'aspect pratique des techniques et d'étapes décrites dans le chapitre précédent sur la conception avec les outils utilisés pour mettre en œuvre ce projet. Donc ce chapitre on présente les outils utilisés dans l'implémentation du projet et les étapes de la mise en œuvre.

IV.2. Les outils d'implémentation de « Mcloud AIL » :

a. Python :

Il est considéré comme un langage de script de programmation simple, puissant et facile à apprendre. Il possède des structures de données efficace de haut niveau, il se caractérise par une approche efficace à la programmation orientée objet, une syntaxe bien organisée et un typage dynamique. Python dispose d'un interpréteur bibliothèque standard et vaste ses fichier se trouve sous forme des fichiers binaires rapide à la distribution, il est facilement étendu avec de nouvelles fonctionnalités et types de données implémentés en C et C++, simplement intégrable dans les autres langages. Python offre la possibilité d'intégrer et d'utiliser des API et d'obtenir des résultats et de les stocker facilement.

b. Xampp :

Un ensemble de logiciels libres regroupe le *Serveur Web Apache* qui délivrer les contenus web, la *base de données* relationnelle *MYSQL (ou MariaDB)*, ainsi des langages script tel que : *Perl, PHP*. Il contient des outils chacun possède leur fonction : serveur *Mail Mercury*, l'application d'administration de base de données *PhpMyAdmin*, le logiciel d'analyse de données *Webalizer, OpenSSL, Apache Tomcat* ainsi que *FileZilla* ou *ProFTPd*. Xampp dans notre projet nous aider à : installer l'environnement d'apprentissage moodle sur localhost grâce au serveur web apache et aussi d'exécuter l'analyse qui été développer en python où il exécuté au niveau PHP language script inclut dans Xampp :

c. Moodle :

Plateforme d'enseignement en ligne, ouvert et à distance (FOAD), il consiste aux échanges et aux interactions entre les apprenants, les pédagogues et le contenu pédagogique. Comme cette application est open source, il nous a permet d'intégrer et d'exécuter notre technique d'analyse confortablement et facilement ce qui rendre Moodle un environnement d'application de notre travail.

IV.3. L'implémentation :

Comme notre système basé sur l'analyse avec les techniques d'outil « MeaningCloud » connectant avec l'adresse API de chaque technique afin d'obtenir le résultat, cela nécessite une

personnalisation de code. Dans la figure ci-dessous une capture sur le code utilisée dans l'extraction de topics « Technique Topics Extraction ».

```
#Licence Key
license_key = 'd8fd12ddc7802d6e63a62c24e30e3468'

#Topics Extraction API Request:
topics_response = meaningcloud.TopicsResponse(meaningcloud.TopicsRequest
                                               (license_key, txt=text, lang='en', topicType='a').sendReq())

if (topics_response.isSuccessful()):
    print("\nThe request to 'Topics Extraction' finished successfully!\n" + "\n")

    entities = topics_response.getEntities()
    concepts = topics_response.getConcepts()

    if (entities) or (concepts):
        print("\tEntities detected (" + str(len(entities)) + "):\n")
        print("\tConcepts detected (" + str(len(concepts)) + "):\n")

    for entity in entities:
        ide = 1
        tp_forme = topics_response.getTopicForm(entity)

        tp_relevancee= topics_response.getTopicRelevance(entity)

        tp_appearancee= topics_response.getNumberOfAppearances(entity)

        tp_definiede = topics_response.getNumberOfAppearances(entity)

        #Insertion d'entitésextrait dans la base de données
        Insertion_topics_extraction_entities_course(idtprc, ide, tp_forme, tp_relevancee, tp_appearancee, tp_definiede)
```

Figure IV. 1 : Code d'extraction de topics utilisant l'API Topics Extraction.

Appliquant ces techniques exploitant les codes python besoin des action « insertion de cours et de commentaire » et avant ça on est besoin d'intégrer ces codes au niveau du système Moodle pour qu'on puisse récupérer les données de cours et de commentaire au moment d'insertion dans la figure suivante représente l'affichage exemple d'un fichier teste de processus d'intégration de technique « Sentiment Analysis ».

```

localhost/nor/teste.php
string(1461) "*****GlobalSentimentedConcepts*****
*****GlobalSentimentedConcepts_form*****learning analytics
*****GlobalSentimentedConcepts_id*****5d1df6d2e7fbe
*****GlobalSentimentedConcepts_type*****Top
*****GlobalSentimentedConcepts_score_tag*****NONE 1 record inserted
*****GlobalSentimentedConcepts*****
*****GlobalSentimentedConcepts_form*****Pas
*****GlobalSentimentedConcepts_id*****a6e6a9a8cd
*****GlobalSentimentedConcepts_type*****Top>Person>LastName
*****GlobalSentimentedConcepts_score_tag*****NONE 1 record inserted
*****GlobalSentimentedEntities*****
*****GlobalSentimentedEntities_form*****data mining
*****GlobalSentimentedEntities_id*****5d2017e4ce4cf
*****GlobalSentimentedEntities_type*****Top
*****GlobalSentimentedEntities_score_tag*****NONE 1 record inserted "
    
```

Figure IV. 2 : Affichage d'Intégration d'analyse exemple fichier teste.

Comme ont cité dans le chapitre précédent l'analyse se compose en deux types analyse pour la préparation des outils d'aides et de recommandation qu'on applique sur le cours et l'analyse pour définir la situation d'apprenant qui s'applique sur les commentaires, selon ça notre implémentation se compose en deux parties :

1. Publication et analyse de cours :

Au moment où l'enseignant click pour enregistrer le cours le processus d'analyse commence comme illustré par la figure suivante.

The screenshot shows a web application interface. At the top, there is a terminal window with the following content:

```

//////////Les techniques d'analyse pour faire l'aide et la recommandation//////////
$idiang = shell_exec("C:\Users\WinTen\AppData\Local\Programs\Python\Python36\Scripts\Python\identifier_langue.py 2>&1");
$sumr = shell_exec("C:\Users\WinTen\AppData\Local\Programs\Python\Python36\Scripts\Python\sumanalyse.py 2>&1");
$doc = shell_exec("C:\Users\WinTen\AppData\Local\Programs\Python\Python36\Scripts\Python\documents.py 2>&1");
//////////Topics Extraction pour faire extraire les topic de cours//////////
$tp = escapeshellcmd("python C:\Users\WinTen\AppData\Local\Programs\Python\Python36\Scripts\Python\topics_extraction_course.py");
$output = shell_exec($tp);
break;
    
```

Below the terminal, the user profile 'Halimi Khaled' is visible. The main content area displays the course title 'L'apprentissage et Learning Analytics' and an introduction section. A blue button labeled 'Enregistrer et afficher' is positioned below the text. At the bottom, a table with columns for 'id', 'category', 'sortorder', 'fullname', 'shortname', 'idnumber', 'summary', and 'summaryformat' is shown, containing one row of data.

A red oval labeled 'intégration d'analyse' is drawn over the terminal and the 'Enregistrer et afficher' button, indicating the integration of analysis into the course registration process.

Figure IV. 3 : L'intégration d'analyse interne le système moodle.

Ces outils de préparation d'aide et de recommandation prennent le cours posté et l'analysé par en fonction d'activation de ses paramètres spécifiés pour chacun (Tableau III.1), le résultat de cette analyse sera les topics détectés pour chaque technique utilisée comme présenté dans la figure IV.4

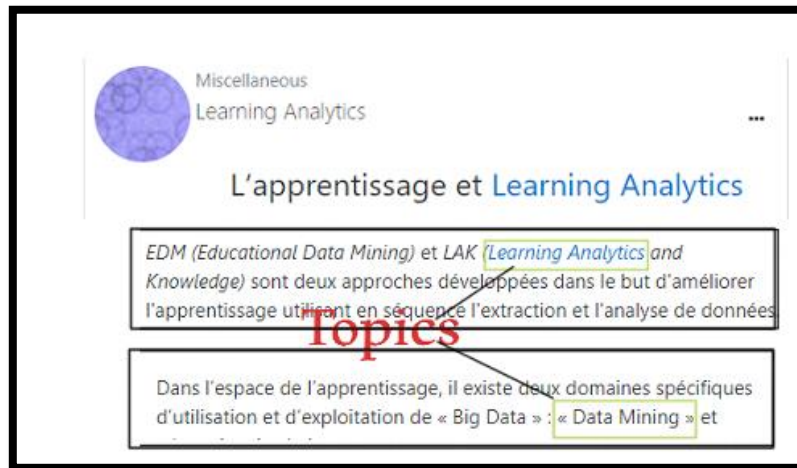


Figure IV. 4 : Topics détecté par « Topics Extraction ».

Ces données d'analyse seront sauvegardées pour qu'on récupère ensuite dans l'étape de prédiction.

2. Publication et analyse de commentaire :

Sous forme de discussion sur le sujet de cours, les apprenants poste des commentaires. Les commentaires d'apprenants possible d'être positif ou négatifs. Pour qu'on puisse savoir le type de commentaire et de faire classifier les apprenant selon leurs sujets ça nécessite l'exploitation de technique d'analyse de sentiment « Sentiment Analysis », d'extraction de topics « Topics Extraction » et de classification « Clustering » (Chapitre 3 Tableau III.1). Dans la figure ci-dessous le mécanisme d'intégration d'analyse dans le commentaire.



Figure IV. 5 : Analyse de commentaire.

L’analyse de sentiment de commentaires joue un rôle important de connaitre l’apprenant satisfait de cours ou non, a cette raison il analyse les sentiments des entités et de concepts détectés dans le commentaire comme on a vu dans la figure IV.4

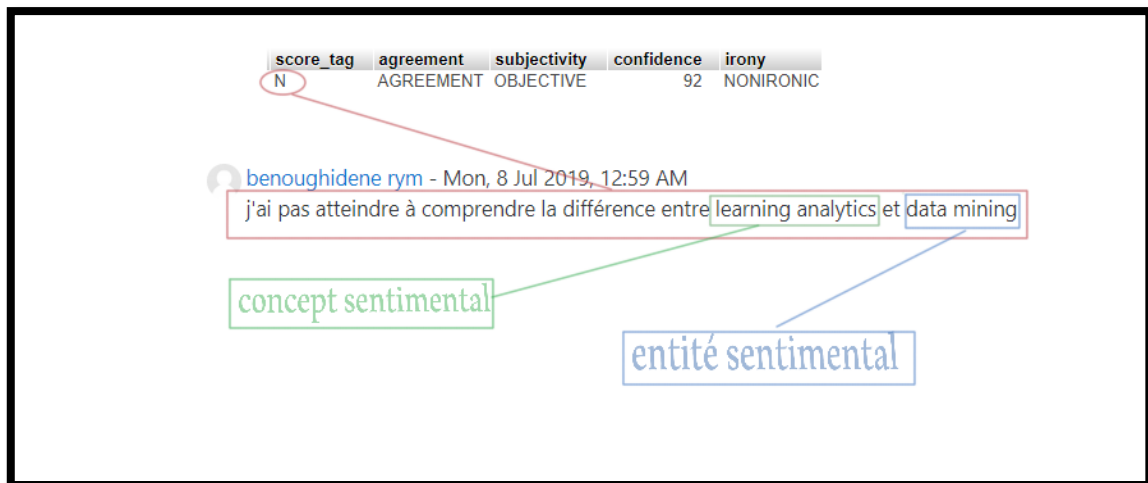


Figure IV. 6 : Les sentiments des topics détectés.

Arrivant à la troisième technique clustering qui regroupe les commentaires similaires « sujet similaire », l’exemple montre plus de détails.

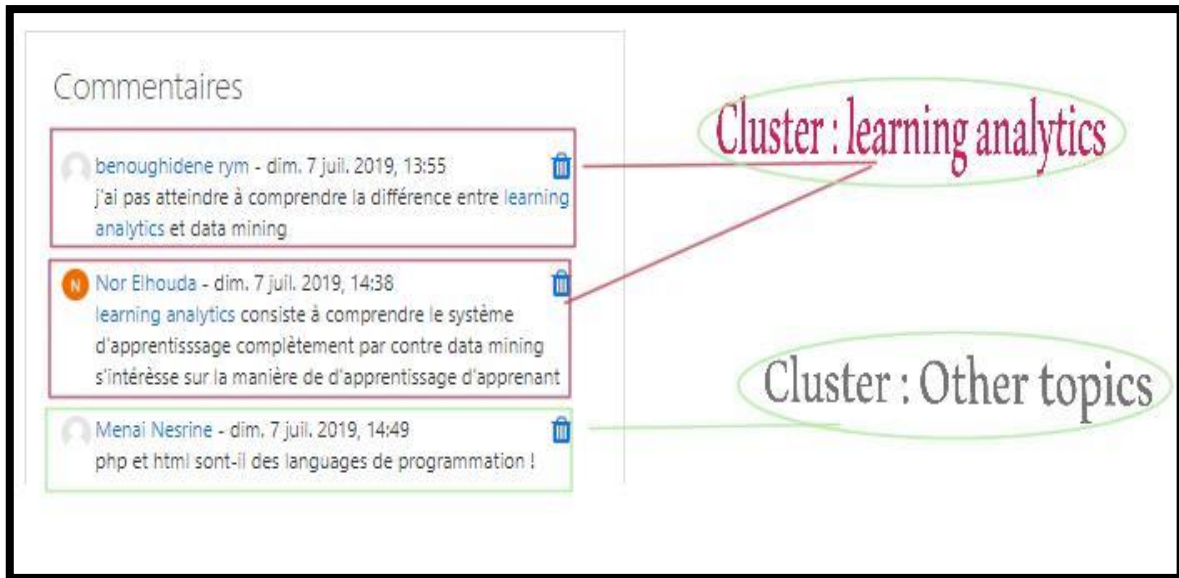


Figure IV. 7 : Regroupement de commentaire « Clustering ».

Le rôle de clustering se termine dans cette étape, il permet de regroupe les apprenants et faire sortir le résultat qu'on a besoin de l'exploiter dans l'étape de prédiction.

3. Prédiction de situation d'apprenant et proposition de solutions :

Les résultats obtenus de différentes techniques dans les étapes précédentes sont utilisés dans cette partie en appliquant les règles qu'on a généré dans le chapitre III (Tableau II.2) où :

a) Cas 1 (résultat de sentiment négatif) :

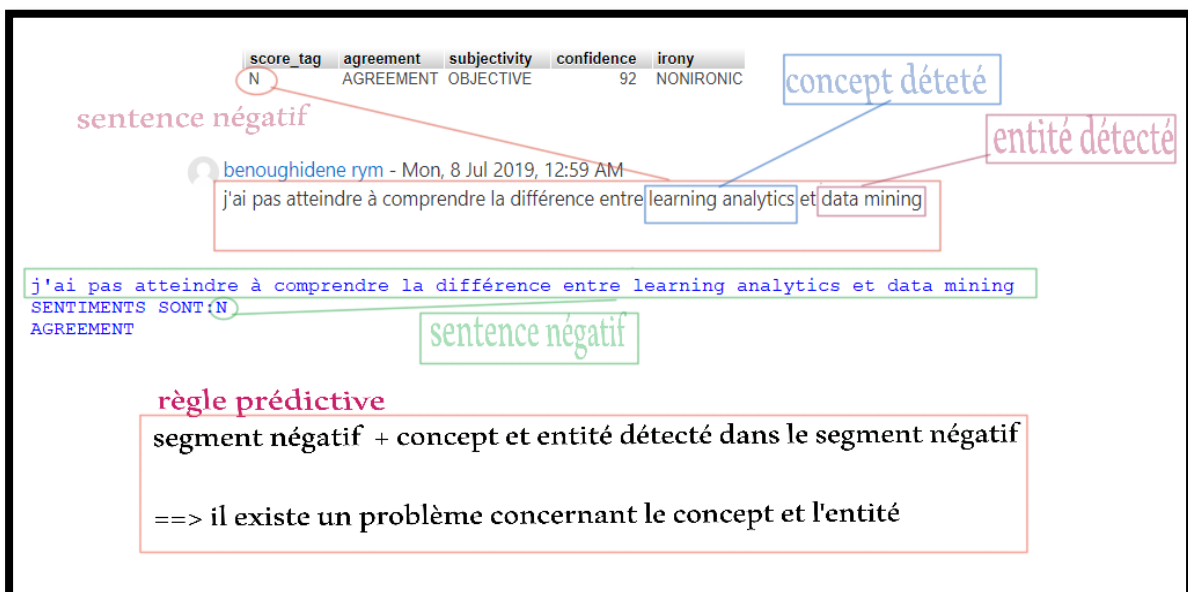


Figure IV. 8 : Application de la génération de règle prédictive.

Dans le cas où la situation d'apprenant négatifs on s'intéresse beaucoup à l'étape de regroupement « clustering ». On cherche un apprenant qui a un sentiment positif dans le cluster i dans la même situation où l'apprenant qui a un sentiment négatif, si ce n'est pas le cas on l'affecte au niveau du système pour un cluster i des apprenants qui ont un sentiment positif avec les apprenants qui ont un sentiment négatif, si n'existe pas, on passe à appliquer les autres solutions : recommander les outils d'aide et de recommandation par exemple, de contacter l'enseignant par leur envoyer la partie de sujet qui contient le problème, l'enseignant à son tour republier un autre document, exemple, définition, etc. (tableau de conception III.2). Dans la figure suivante on présente le processus de contact entre l'administrateur et l'enseignant dans le cas où un problème est détecté.

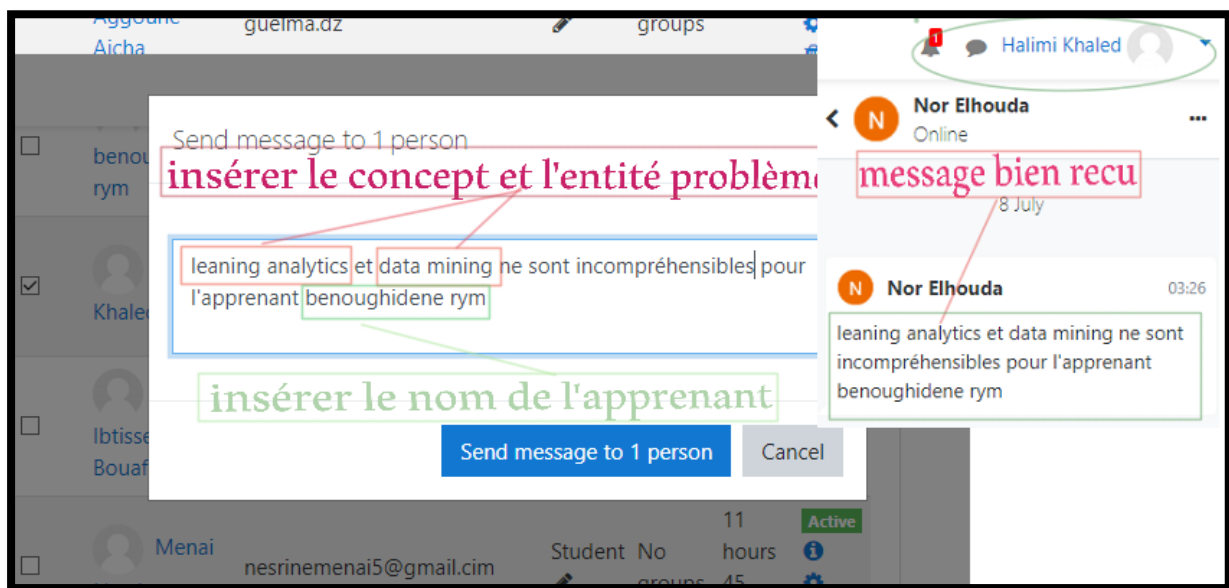


Figure IV. 9 : Contacte de l'enseignant dans le cas de problème par l'administrateur du système.

b) Cas 2 (sentiments positifs) :

Dans le cas de sentiments positifs, ça signifie par un grand pourcentage de certain que l'apprenant à bien compris leur cours, donc le système peut exploiter cet apprenant comme moyen d'aide et de recommandation pour aider et guider les autres apprenant qui souffre des problèmes dans le même sujet.

Dans les deux figures qui se suit on montre la règle de prédiction de sentiment positif (figure IV.10) et le processus de regroupement de deux apprenants qui partagent même sujet mais Ils ont des sentiments qui lui sont opposés.

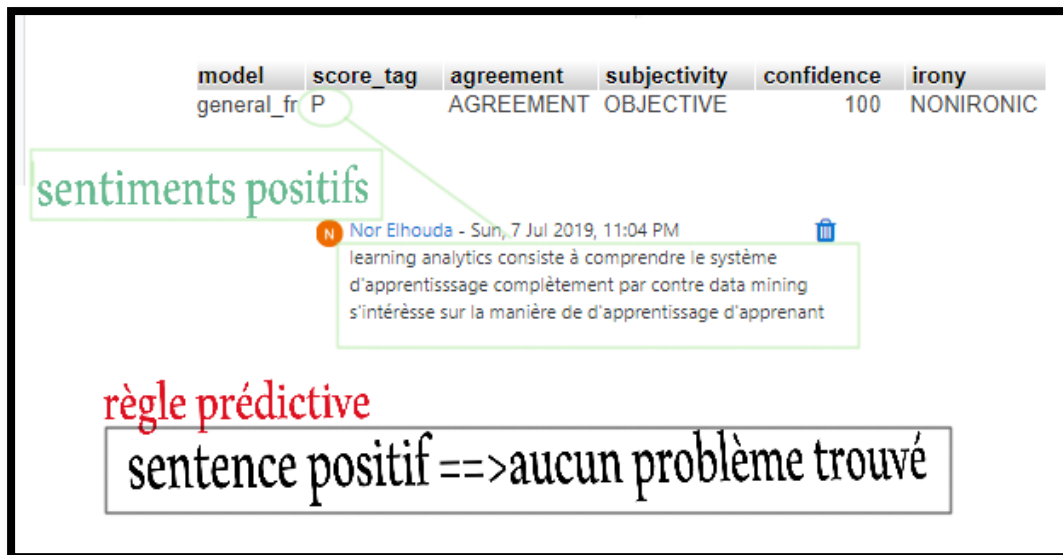


Figure IV. 10 : Règle prédictive d'un résultat positif.

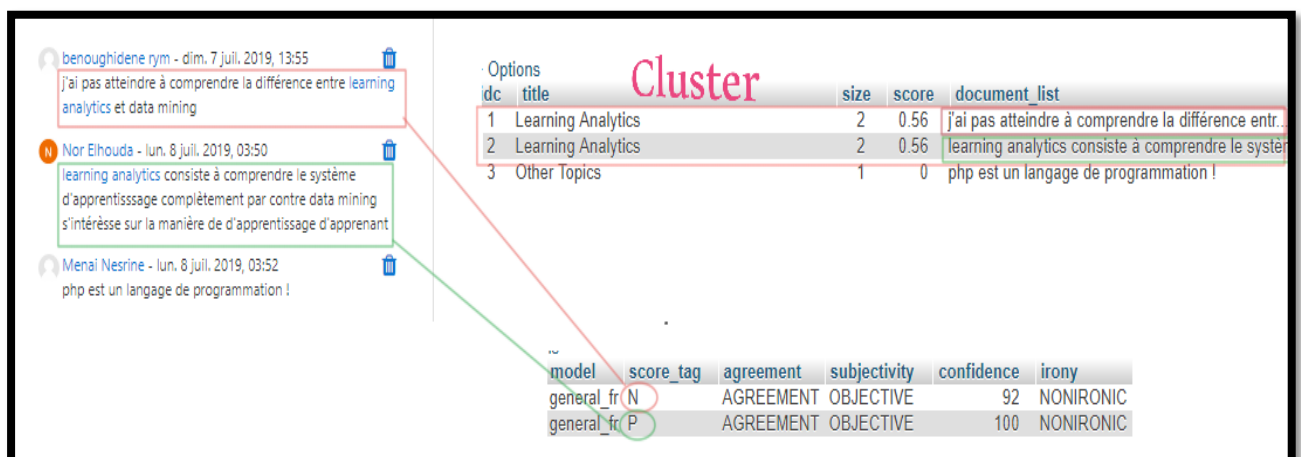


Figure IV. 11 : Classification selon les sentiments et le sujet.

Basant sur cette méthode de prédiction on applique toutes les règles mentionnées dans le tableau III.2.

IV.4. Conclusion :

Dans ce chapitre on a récapitulé certains étapes d'implémentation de notre système à partir de la génération de code pour faire utiliser l'API de meaningcloud, passant par leurs intégration au niveau du système de l'apprentissage Moodle pour qu'on puisse réaliser l'analyse de cours et de commentaires, faire extraire les données obtenus de l'analyse et appliquant les règles générées basant sur le comportement d'apprenant lors du processus d'apprentissage, et à la fin de l'étape on a vu quelques solutions proposées pour faire la résolution de problème.

*Conclusion
Générale*

II. Conclusion générale :

Les techniques de learning analytics offrent un grand avantage pour l'analyse de l'apprentissage dans le système éducatif, Ils ont la capacité de s'intégrer dans le système et de les utiliser facilement, ils appliquent dans le mécanisme d'analyse la segmentation de contexte en parties séparés puis ils rassemblent les segments et nous donne le résultat général et le résultat de ses segments, la technique de combinaison utilisée afin de prédire la situation d'apprenant peut être plus efficace si on utilise plus de paramètres à l'analyse de qui augmente le taux de fiabilité de résultat obtenu.

Ce mémoire a décrit la mise en place d'un dispositif d'analyse utilisant un outil englobant plusieurs techniques d'analyse : analyse de sentiment (*sentiment analysis*), regroupement (*clustering*), extraction de topics (*topics extraction*), identification de langage (language identifier) structure de document (*document structure analysis*), résumé de documents (*summarization*).

Premièrement, il décrit comment utiliser les techniques de Meaning cloud pour analyser l'apprentissage qui possède pour chaque technique ses propre paramètres d'entrées /sorties.

Deuxièmement, comment faire intégrer les APIs de meaning cloud pour qu'ils puissent s'exécutent d'une manière automatique lors de la publication de données (cours, commentaires, etc.).

Troisièmement, on a abordé comment faire construire nos règles prédictives à base de combinaison de résultats obtenus de l'utilisation des APIs et à la base de la théorie de comportement d'apprenant pendant son apprentissage.

La réalisation de travail ne passe jamais sans rencontre multiples de problèmes, ou on mentionne :

- ✓ La différence au niveau de résultat d'analyse quand l'utilisation de l'outil de meaningcloud directement et entre l'utilisation de notre code, ce problème se pose surtout au niveau de sentiments d'entités et de concepts détectés.
- ✓ L'exécution des API parfois marche sans problèmes et parfois uniquement quelques-uns qui marchent.
- ✓ Il existe des fonctions prédéfinies commun entre le langage python et le langage de script PHP ce qui cause un problème de PHP qui n'arrive pas à lire le chemin de python pour faire l'exécuter
- ✓ L'application de partie de solution reste pseudo automatique où l'administrateur qu'exécute la détection de problème.

II.1. Les limites de dispositif « Mcloud AIL » :

Ces APIs d'analyse ne sont pas parfaitement fonctionnels, il rencontre des manques te que :

- ✓ La taille de commentaire doit être de moyenne à grand pour que les APIs puissent détecte les entités, les concepts et les topics.
- ✓ La possibilité d'avoir des résultats différents, lors de la reformulation syntaxique de sentence(phrase).
- ✓ Il existe dans des cas où le concept ou l'entité est composé en deux mots, il détecte seulement le premier mot de concept, ce cas sera ignorant si l'utilisateur à réservé leur concept / entité dans leur dictionnaire d'utilisateur (paramètre ud de Request)

II.2. Perspectives :

Dans nos futurs travaux nous allons :

- ✓ Utiliser plus de paramètres dans la prédiction (agreement, subjectivity, etc.)
- ✓ S'intéresse aux valeurs de sentiment NONE et NEU
- ✓ Améliorer et détailler de plus les règles prédictives on peut baser sur d'autres théories de la psychologie, etc.
- ✓ Améliorer le résultat d'analyse en ajoutant l'analyse de l'image à côté de l'analyse de texte.
- ✓ Appliquer les solutions d'une manière automatique.

Bibliographie

- Baker, R. S., & Inventado, P. S. (2014). Educational data mining and learning analytics. In *Learning analytics* (pp. 61-75). Springer, New York, NY.
- Baker, R. S., & Yacef, K. (2009). The state of educational data mining in 2009: A review and future visions. *JEDM/ Journal of Educational Data Mining*, 1(1), 3-17.
- Balagué, C., and Fayon, D. (2012). *À quoi sert un réseau social ?* In. Facebook, Twitter et les autres... : intégrer les réseaux sociaux dans une stratégie d'entreprise. Pearson Education France.
- Bieke, S., & Maarten, D. L. (2012, April). Network awareness tool-learning analytics in the workplace: detecting and analyzing informal workplace learning. In *Proceedings of the 2nd international conference on learning analytics and knowledge* (pp. 59-64). ACM.
- Bjurstrom, S., & Plachkinova, M. (2015). Sentiment Analysis Methodology for Social Web Intelligence.
- Cen, H. (2009). *Generalized learning factors analysis: improving cognitive models with machine learning* (Doctoral dissertation, Carnegie Mellon University, School of Computer Science, Machine Learning Department).
- Chekour, M., Laafou, M., & Janati-Idrissi, R. (2015). L'évolution des théories de l'apprentissage à l'ère du numérique. *Association EPI, févr-2015*.
- Corredera Arbide, A., Romero, M., & Moya Fernández, J. M. (2017). Affective computing for smart operations: a survey and comparative analysis of the available tools, libraries and web services. *International Journal of Innovative and Applied Research*, 5(9), 12-35.
- Crozat, S. (2002). *Éléments pour la conception industrialisée des supports pédagogiques numériques* (Doctoral dissertation, Université de Technologie de Compiègne).
- D'Halluin, C., and Loonis, M. (1999). *Les formations ouvertes et à distance*. *Revue internationale d'éducation de Sèvres*, 23, 107-116.
- Dillenbourg, P. (1999b). *Collaborative Learning: Cognitive and Computational Approaches*. Advances in Learning and Instruction Series. New York, NY: Elsevier Science, Inc.
- Doise, W. & Mugny, G. (1981). *Le développement social de l'intelligence* (Vol. 1). Paris : InterEditions.

Dragulescu, B., Bucos, M., & Vasii, R. (2015). *CVLA: Integrating multiple analytics techniques in a custom Moodle report*. International Conference ICIST, Druskininkai, Lithuania, pp. 115–126.

Ellis, R., Allen, T., & Petridis, M. (Eds.). (2007). *Applications and Innovations in Intelligent Systems XV: Proceedings of AI-2007, the Twenty-seventh SGAI International Conference on Innovative Techniques and Applications of Artificial Intelligence*. Springer Science & Business Media.

Ellison, N. B. (2007). *Social network sites: Definition, history, and scholarship*. *Journal of Computer-Mediated Communication*, 13(1), 210-230.

Ferguson, R., Brasher, A., Clow, D., Cooper, A., Hillaire, G., Mittelmeier, J., ... & Vuorikari, R. (2016). *Research evidence on the use of learning analytics: Implications for education policy*

Gordon D. T. (2003). *Digital Classroom*, Harvard Education Press.

Govaerts, S., Verbert, K., Duval, E., & Pardo, A. (2012). *The Student Activity Meter for awareness and self-reflection*. In *Proceedings of the 2012 ACM Annual Conference on Human Factors in Computing Systems extended abstracts* (pp. 869–884). New York, NY: ACM.

Halimi, K. (2016). *Collaboration, dimensions sociales et communautés*. Thèse Doctorat en Sciences. Département D'informatique, Université D'Annaba, Algérie.

Han, J. & Kamber, M. (2006). *Data Mining: Concepts and Techniques*. San Francisco, CA: Elsevier.

Harvey, C. (2012). *Top Open Source Tools for Big Data*". *Datamation*.

Hernandez-Leo, D., Asensio-Perez, J. I., Derntl, M., Prieto, L. P., & Chacon, J. (2014). *ILDE: Community environment for conceptualizing, authoring and deploying learning activities*. In *European Conference on Technology Enhanced Learning* (pp. 490–493). Cham, Switzerland: Springer.

Jeong, H., & Biswas, G. (2008, June). *Mining student behavior models in learning-by-teaching environments*. In *Educational Data Mining 2008*.

Jonnaert, P. (2002). *Compétences et socioconstructivisme*. Bruxelles : DeBoeck.

Kelly, K. T. (2004). *Learning theory and epistemology*. In I. Niiniluoto, M. Sintonen, and J. Smolenski, (Eds.), *Handbook of epistemology*. 183–204. Dordrecht : Kluwer.

- Kerly, A., Ellis, R., & Bull, S. (2007). CALMsystem: A conversational agent for learner modelling. In R.
- Kobsa, E., Dimitrova, V., & Boyle, R. (2005). Using student and group models to support teachers in web-based distance education. In *Proceedings of the 10th International Conference on User Modeling* (pp. 124-133). Berlin, Germany: Springer Verlag.
- Köck, M., & Paramythis, A. (2011). Activity sequence modelling and dynamic clustering for personalized e-learning. *User Modeling and User-Adapted Interaction*, 21(1-2), 51-97.
- Koedinger, K. R., Baker, R. S., Cunningham, K., Skogsholm, A., Leber, B., & Stamper, J. (2010). A data repository for the EDM community: The PSLC DataShop. *Handbook of educational data mining*, 43, 43-56.
- Lauría, E. J., & Baron, J. (2011). Mining Sakai to measure student performance: Opportunities and challenges in academic analytics. *Download at: <http://ecc.marist.edu/conf2011/materials>*.
- Li, X., Gray, K., Chang, S., Elliott, K., & Barnett, S. (2014, January). A conceptual model for analysing informal learning in online social networks for health professionals. In *HIC* (pp. 80-85).
- Lin, F., Hsieh, L., & Chuang, F. (2009). Discovering genres of online discussion threads via text mining. *Computers & Education*, 52(2), 481–495.
- Liu, B. (2006). *Web Data Mining*. Berlin Heidelberg: Springer.
- Martinez-Maldonado, R., Clayphan, A., & Kay, J. (2015). Deploying and visualising teacher's scripts of small group activities in a multi-surface classroom ecology: A study in-the-wild. *Computer Supported Cooperative Work*, 24, 177–221.
- Martinez-Maldonado, R., Goodyear, P., Carvalho, L., Thompson, K., Hernandez-Leo, D., Dimitriadis, Y. et al. (2017). Supporting collaborative design activity in a multi-user digital design ecology. *Computers in Human Behaviour*, 71, 327–342.
- Mercklé, P. (2011). *Sociologie des réseaux sociaux*. La découverte. 24 février 2011.
- Podgorelec, V., & Kuhar, S. (2011). Taking advantage of education data: Advanced data analysis and reporting in virtual learning environments. *Electronics and Electrical Engineering*, 114(8), 111-116.
- Prakash, B. R., Hanumanthappa, M., & Kavitha, V. (2014). Big data in educational data mining and learning analytics. *Int. J. Innov. Res. Comput. Commun. Eng*, Vol.2, No.12, p.7515-7520.
- Ray, S. (2013). Big data in education. *Gravity, the Great Lakes Magazine*, 8-10.

Raynal, F., Rieunier, A. & Postic, M. (1997). *Pédagogie : Dictionnaire des concepts clés : Apprentissages, formation, psychologie cognitive*. ESF.

Reed, M., Evely, A. C., Cundill, G., Fazey, I. R. A., Glass, J., Laing, A., and Stringer, L. (2010). *What is social learning?*. *Ecology and Society*. 15 (4).

Rodriguez-Triana, M. J., Martinez-Mones, A., Asensio-Perez, J. I., & Dimitriadis, Y. (2015). Scripting and monitoring meet each other: Aligning learning analytics and learning design to support teachers in orchestrating CSCL situations. *British Journal of Educational Technology*, 46, 330–343.

Romero C. R., and S. Ventura. 2010. —Educational Data Mining: A Review of the State of the Art. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, Part C: Applications and Reviews* 40 (6): 601–618.

Romero, C., Ventura, S. (2007). *Educational Data Mining: a Survey from 1995 to 2005*. *Expert Systems with Applications*, 33(1), 135-146.

Siemens, G. (2005). Connectivism: A learning theory for the digital age. *International journal of instructional technology and distance learning*, 2(1), 3-10.

Siemens, G., & Baker, R. S. (2012, April). *Learning analytics and educational data mining: towards communication and collaboration*. In *Proceedings of the 2nd international conference on learning analytics and knowledge* (pp. 252-254). ACM.

Siemens, G., & Long, P. (2011). Penetrating the fog: Analytics in learning and education. *EDUCAUSE review*, 46(5), 30.

Sin, K., Muthu, L. (2015). APPLICATION OF BIG DATA IN EDUCATION DATA MINING AND LEARNING ANALYTICS--A LITERATURE REVIEW. *ICTACT journal on soft computing*, Vol.5, No.4.

Smith, M. A., Shneiderman, B., Milic-Frayling, N., Mendes Rodrigues, E., Barash, V., Dunne, C., and Gleave, E. (2009,). *Analyzing (social media) networks with NodeXL*. In *Proceedings of the fourth international conference on Communities and technologies*. 255-264. ACM.

Tabesh Y., (2008). *Competitive Learning: A Model*, Sharif University of Technology (SUT) Press.

Tucker, B. (2012). The flipped classroom. *Education next*, 12(1), 82-83.

Tuomi, I. (2005). *The future of learning in the knowledge society: Disruptive changes for Europe by 2020*. In Y.Punie and M. Cabrera (Eds.), *The future of ICT and learning in the knowledge*

society: Report on a joint DG JRCRDG EAC workshop held in Seville, 20R21 October (pp. 47R85). Luxembourg: European Commission.

Villiot-Leclercq, E. E. (2007). *Modèle de soutien à l'élaboration et à la réutilisation de scénarios pédagogiques* (Doctoral dissertation, Université Joseph-Fourier-Grenoble I).

Watson, J. (1972). *Le béhaviorisme*. Paris. Editions Cepi.

Zinn, C., & Scheuer, O. (2007). How did the e-learning session go? The student inspector. In R. Luckin, K. R. Koedinger, & J. Greer (Eds.), *Proceeding of the 2007 Conference on Artificial Intelligence in Education: Building Technology Rich Learning Contexts That Work* (pp. 487-494). Amsterdam, Netherlands: IOS Press.

Zorrilla, M., & García-Saiz, D. (2013). A service oriented architecture to provide data mining services for non-expert data miners. *Decision Support Systems*, 55(1), 399-411.

Webographie

CrossKnowledge (2018). *Apprentissage collaborative et social learning : la combinaison qui fonctionne ?*. [En ligne, Consulté 06/04/2019]. <https://blog.crossknowledge.com/fr/comment-mettre-le-social-learning-u-service-de-lapprentissage-collaboratif/>.

CrossKnowledge. (2016). *What is social learning and how to use it to foster collaborative learning*. E-Book. [En ligne, Consulté 06/04/2019]. https://blog.crossknowledge.com/what-is-social-learning/#pll_switcher

Kendra, C. (2019). How Social Learning Theory Works. Verywell mind. [En ligne, Consulté 06/04/2019]. Article. Mis à jours le 20/05/2019. <https://www.verywellmind.com/social-learning-theory-2795074>