

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'étude en master

Filière : Informatique

Option : Sciences et Technologies de l'Information et de la Communication

---

# Influence de l'apprentissage personnalisé sur l'engagement émotionnel des apprenants

---

par : Chaouche Rayene

Devant le Jury :

Dr HADJERIS Mourad

Dr MEHENAOUI Zohra

Dr BOURDIAA Asma

Président

Encadreur

Examineur

juin 2024

# Résumé

L'apprentissage personnalisé (AP) permet d'ajuster le contenu et le temps d'enseignement par rapport aux besoins spécifiques de chaque apprenant. L'adoption croissante de cette approche par les établissements d'enseignement a le potentiel d'améliorer l'apprentissage et l'engagement des apprenants en prenant en considération leurs préférences, leurs caractéristiques, leurs points forts et points faibles. L'engagement émotionnel des apprenants désigne les émotions envers le contenu pédagogique présenté, les enseignants et les camarades. Il est considéré comme facteur essentiel pour améliorer les résultats d'apprentissage.

Ce travail vise à examiner l'influence de l'apprentissage personnalisé sur l'engagement émotionnel des apprenants dans un environnement d'apprentissage en ligne. Pour atteindre notre objectif, une approche d'analyse de sentiments des apprenants a été proposée. Cette approche est basée sur l'analyse des commentaires des apprenants en utilisant les Machines à Vecteurs de Supports (SVM). Les commentaires des apprenants sont collectés à partir de la plateforme P\_Learn que nous avons implémenté et mis à la disposition des étudiants du département d'informatique. Les résultats qui ont été trouvés sont prometteurs et un test statistique est toujours en cours.

**Mots-clés :** Apprentissage personnalisé, Engagement émotionnel, SVM (Machines à Vecteurs de Supports), Analyse de sentiments, Apprenant.

# Abstract

Personalized learning (PL) allows the content and timing of learning to be tailored to the specific needs of each learner. The growing adoption of this approach by educational institutions has the potential to improve the learning and engagement of learners by taking into account their preferences, characteristics, strengths and weaknesses. The emotional engagement of learners refers to emotions towards the educational content presented, teachers and peers. It is considered to be an essential factor in improving online learning outcomes.

This paper aims to examine the influence of personalized learning on the emotional engagement of learners in an online learning environment. In order to achieve our goal, an approach to analyzing the feelings of learners has been proposed. This approach is based on the analysis of comments of the learners using Support Vector Machines (SVM). Learners' comments are collected from the P\_Learn platform that we have implemented and made available to the students of the computer science department. The results that have been found are promising and a statistical test is still under way.

**Keywords** :Personalized learning, Emotional engagement, SVM (Support Vector Machines), Sentiment Analysis, Learner.

## الملخص

يسمح التعلم المخصص (PL) بتصميم محتوى التعليم والوقت المخصص للتدريس حسب الاحتياجات الخاصة لكل متعلم. إن الاعتماد المتزايد لهذا النهج من قبل المؤسسات التعليمية لديه القدرة على تحسين تعلم المتعلمين ومشاركتهم من خلال مراعاة تفضيلاتهم وخصائصهم ونقاط قوتهم وضعفهم. تشير المشاركة العاطفية للمتعلمين إلى المشاعر تجاه المحتوى التعليمي المقدم والمعلمين والأقران. ويعتبر عاملاً أساسياً في تحسين نتائج التعلم.

يهدف هذا العمل إلى دراسة تأثير التعلم المخصص على المشاركة العاطفية للمتعلمين في بيئة التعلم الإلكتروني. ولتحقيق هدفنا، تم اقتراح نهج لتحليل مشاعر المتعلمين. يعتمد هذا النهج على تحليل تعليقات المتعلمين باستخدام آلات دعم المتجهات (SVM). يتم جمع تعليقات المتعلمين من منصة P\_Learn التي قمنا بتنفيذها وإتاحتها للطلاب في قسم علوم الحاسب الآلي. النتائج التي تم التوصل إليها واعدة ولا يزال الاختبار الإحصائي قيد التنفيذ.

الكلمات المفتاحية: التعلم المخصص، المشاركة العاطفية، SVM (آلات دعم المتجهات)، تحليل المشاعر، المتعلم.

# Remerciements

*Avant toutes choses, j'exprime ma sincère reconnaissance et gratitude envers le Dr : Zahra Mehennaoui qui a dirigé ce travail. Ses conseils éclairés, son appui indéfectible, et son expertise remarquable ont été des atouts majeurs pour mener à bien cette recherche. Je tiens aussi à exprimer ma gratitude envers les membres de l'équipe enseignante et du jury pour leurs commentaires avisés et leur disponibilité.*

*Je tiens à exprimer ma gratitude infinie à ma famille pour leur amour inconditionnel, leur soutien de tous les instants et leurs encouragements inestimables tout au long de ce cheminement. Un merci particulier à mes proches amis dont la compréhension, le réconfort et les mots stimulants m'ont permis d'avancer sereinement.*

*Au plus profond de mon cœur, je vous adresse cette lettre, à tous ceux qui ont contribué de près ou de loin, mes plus sincères remerciements pour votre apport dans la concrétisation de ce projet.*

***Merci.***

# Dédicace

*À toi, mon père vénéré, Djamel, modèle d'abnégation et de persévérance. Tes conseils avisés, ton soutien indéfectible et les valeurs nobles que tu m'as inculquées ont façonné l'être que je suis devenu. Je te serai éternellement redevable.*

*À toi, ma mère chérie, Rachida : femme d'une force et d'un dévouement sans pareil. Tes encouragements incessants et ton amour inconditionnel ont été le phare allumant mon cheminement. Nulle parole, aussi vibrante soit-elle, ne saurait exprimer pleinement l'étendue de ma reconnaissance envers toi.*

*À vous, mes frères " Oussama, Mohamed" et sœurs "Amel, Hadil, Anfel", mes petits Abd errahmen, Eline et Anes votre présence chaleureuse et vos encouragements ont été un baume réconfortant dans les moments d'adversité. Votre amour m'a donné la force d'avancer.*

*À toi, mon adorée fiancé, dont l'amour et le soutien m'ont été une source inépuisable de force et de motivation. Ta patience, ta compréhension et ta présence constante à mes côtés m'ont permis de surmonter les défis les plus ardues.*

*J'exprime ma reconnaissance infinie à ma famille pour leur affection inconditionnelle, leur soutien indéfectible et leurs encouragements constants pendant toute ma vie d'étudiant.*

*Mes sincères remerciements vont aussi à mes amis fidèles "Nachoua, Dikra, Chaima, Ines, Lina, Wafa, Khawla" pour leur compréhension, leurs mots réconfortants et leur présence bienveillante à mes côtés.*

*C'est avec une immense fierté et un cœur empli d'amour que je dédie ce modeste accomplissement.*

***Chaouche Rayene***

# Table des matières

Liste des figures	4
Liste des tableaux	6
Introduction générale	7
<b>1 L'apprentissage personnalisé</b>	<b>9</b>
1.1 Introduction	9
1.2 Définition de l'apprentissage	9
1.3 Environnements informatiques pour l'apprentissage humain (EIAH)	10
1.3.1 Enseignement assisté par ordinateur "EAO"	10
1.3.2 Environnements intelligents assistés par ordinateur (EIAO1)	11
1.3.3 Environnements interactifs assistés par ordinateur (EIAO2)	12
1.4 Définition d'apprentissage personnalisé	13
1.5 Les environnements d'apprentissage personnalisés (EAP)	13
1.6 Comparaison entre EAP et LMS :	14
1.7 Pourquoi la personnalisation?	14
1.8 Les Types d'apprentissage personnalisé	15
1.9 Personnalisation de l'apprentissage selon les styles d'apprentissage	16
1.10 Avantages de l'apprentissage personnalisé :	17
1.11 Défis et limitations de l'apprentissage personnalisé	18
1.12 Quelques travaux connexes	18
1.13 Conclusion	22
<b>2 Engagement émotionnel des apprenants dans les environnements d'apprentissage</b>	<b>23</b>
2.1 Introduction	23
2.2 Définition de l'engagement	23
2.3 Dimension de l'engagement	24
2.3.1 Dimension cognitif	24

2.3.2	Dimension comportementale . . . . .	24
2.3.3	Dimension affective (Émotionnelle) . . . . .	25
2.4	Le traitement automatique de la langue naturelle (TALN) . . . . .	25
2.4.1	Les niveaux de traitement du langage naturel . . . . .	26
2.5	Analyse des sentiments et NLP . . . . .	27
2.6	Les approches d'analyse de sentiment . . . . .	27
2.6.1	Approche lexicale . . . . .	27
2.6.2	Approches d'apprentissage automatique . . . . .	28
2.6.3	Approche d'apprentissage en profondeur . . . . .	32
2.6.4	Approche hybride . . . . .	33
2.7	Travaux connexes . . . . .	33
2.8	Conclusion . . . . .	41
<b>3</b>	<b>Conception du système</b> . . . . .	<b>42</b>
3.1	Introduction . . . . .	42
3.2	Objectifs du travail . . . . .	42
3.3	Architecture générale du système . . . . .	43
3.4	Analyse fonctionnelle . . . . .	45
3.4.1	Acteurs et fonctionnalités du système . . . . .	45
3.4.2	Diagramme de cas d'utilisation . . . . .	46
3.4.3	Dictionnaire de données . . . . .	48
3.4.4	Diagramme de classe . . . . .	50
3.5	Évaluation de l'engagement émotionnel des apprenants en se basant sur l'analyse des sentiments . . . . .	51
3.5.1	Prétraitement . . . . .	52
3.5.2	Extraction de caractéristique . . . . .	55
3.5.3	Apprentissage . . . . .	56
3.5.4	Décision . . . . .	57
3.5.5	Conclusion . . . . .	58
<b>4</b>	<b>Implémentation du Système</b> . . . . .	<b>59</b>
4.1	Introduction . . . . .	59
4.2	Environnement de développement . . . . .	59
4.2.1	Environnement matériel . . . . .	59
4.2.2	Environnement logiciel . . . . .	60
4.3	Langage de programmation et bibliothèque utilisée . . . . .	61
4.4	Présentation du Système . . . . .	62
4.4.1	L'interface principale . . . . .	62

## TABLE DES MATIÈRES

---

4.4.2	S'inscrire sur la plateforme . . . . .	63
4.4.3	Les différentes interfaces du système . . . . .	63
4.5	Expérimentation : Tests et Résultats . . . . .	70
4.5.1	Participants . . . . .	70
4.5.2	Base de données (Data Set) . . . . .	70
4.5.3	Méthodologie . . . . .	71
4.5.4	Résultats obtenus . . . . .	71
4.6	Conclusion . . . . .	73
	<b>Conclusion générale</b>	<b>74</b>
	<b>Bibliographie</b>	<b>75</b>

# Table des figures

(1.1) L'architecture d'un STI. . . . .	12
(1.2) Représentation du système de filtrage . . . . .	16
(2.1) Approche d'apprentissage automatique (Dang et al., 2020) . . . . .	29
(2.2) « L'hyperplan optimal » (Kadri et al., 2013) . . . . .	30
(2.3) k-plus proches voisins (k-NN) (Robert, 2023) . . . . .	31
(2.4) « Arbre de décision complet CHAID » (BENSSAADA, 2022) . . . . .	32
(2.5) Approche d'apprentissage en profondeur (Dang et al., 2020) . . . . .	33
(3.1) Architecture globale du système. . . . .	44
(3.2) Fonctions d'administrateur. . . . .	45
(3.3) Fonctions d'apprenant. . . . .	45
(3.4) Fonctions Enseignant. . . . .	46
(3.5) Diagramme de cas d'utilisation 'Administrateur' . . . . .	46
(3.6) Diagramme de cas d'utilisation "Utilisateur" (Enseignant/Apprenant)' . . . . .	47
(3.7) Diagrammes de classe. . . . .	50
(3.8) Approche d'analyse des sentiments. . . . .	52
(3.9) Normalisation. . . . .	53
(3.10) Nettoyage du texte . . . . .	53
(3.11) Nettoyage du texte. . . . .	54
(3.12) Lemmatisation. . . . .	54
(3.13) Tokenisation . . . . .	54
(3.14) Les dix premières lignes de la BDD. . . . .	57
(3.15) Classification des sentiments à partir de commentaires textuels avec SVM. . . . .	58
(4.1) XAMPP . . . . .	60
(4.2) Google Colaboratory . . . . .	61
(4.3) L'interface principale . . . . .	63
(4.4) L'interface inscrire . . . . .	63

## TABLE DES FIGURES

---

(4.5) La page d'accueil d'administrateur . . . . .	64
(4.6) Demande d'inscription . . . . .	64
(4.7) La page d'inscription au module. . . . .	65
(4.8) La page d'accueil de L'apprenant. . . . .	65
(4.9) La page d'ajout de commentaire . . . . .	66
(4.10) La page des auto-évaluations . . . . .	67
(4.11) La page des exercices . . . . .	67
(4.12) La page d'accueil de L'enseignant . . . . .	68
(4.13) Page d'ajouter module . . . . .	68
(4.14) La page de Communauté . . . . .	69
(4.15) La page de Discussion . . . . .	69

# Liste des tableaux

1.1	Comparaison entre EAP et LMS . . . . .	14
1.2	Travaux connexes sur l'apprentissage personnalisé. . . . .	22
2.1	Travaux sur l'engagement émotionnel dans le EIAH . . . . .	40
3.1	Dictionnaire des données . . . . .	50
3.2	Configuration optimale des hyperparamètres du modèle SVM . . . . .	56
4.1	Caractéristiques du matériel . . . . .	59
4.2	Répartition de la base de données . . . . .	70
4.3	Résultats obtenus (avec personnalisation) . . . . .	72
4.4	Résultats obtenus (sans personnalisation) . . . . .	72
4.5	Pourcentage des avis avant et après personnalisation avec les pour- centages . . . . .	72

# Introduction générale

L'engagement émotionnel se réfère à la manière dont les apprenants éprouvent un sentiment d'implication dans leur processus d'apprentissage. Dans un environnement d'apprentissage en ligne où les interactions directes et physiques sont restreintes, l'engagement émotionnel des apprenants peut s'avérer plus complexe, mais demeure tout aussi essentielle. Les émotions positives telles que l'enthousiasme, la curiosité et la satisfaction peuvent favoriser la concentration et la persévérance des apprenants, ce qui contribue à l'amélioration du processus d'apprentissage et à le rendre plus plaisant. Des études antérieures ont confirmé que l'engagement émotionnel est un facteur déterminant pour réussir le processus d'apprentissage dans les environnements d'apprentissage en ligne. Il contribue à améliorer à la fois l'expérience éducative et les performances académiques en créant un environnement plus engageant et plus motivant pour les étudiants.

L'objectif de ce travail est de tester l'influence de l'apprentissage personnalisé sur l'engagement émotionnel des apprenants dans un environnement d'apprentissage en ligne.

L'apprentissage personnalisé est une approche pédagogique de plus en plus étudiée et mise en place dans les contextes d'apprentissage en ligne. Contrairement aux méthodes d'enseignement traditionnelles "one-size-fits-all", cette approche vise à adapter le contenu, les instructions et les diverses activités aux besoins, intérêts, objectifs et capacités spécifiques de chaque apprenant.

Dans ce travail, l'engagement émotionnel des apprenants est évalué à travers l'analyse des sentiments en se basant sur les techniques du traitement automatique du langage naturel et en utilisant une technique du Machine Learning (ML) qui est les machines à vecteurs de supports (SVM : Support Vector Machines). L'analyse des sentiments est réalisée en examinant les commentaires des apprenants tout au long de leur parcours d'apprentissage sur la plateforme en ligne P\_Learn que nous avons mise en place.

La plateforme P\_Learn contient toutes les fonctionnalités nécessaires pour assurer une expérience d'apprentissage adaptée aux préférences des apprenants.

Le Mémoire est organisé comme suit :

- Dans le premier chapitre, nous abordons les concepts fondamentaux de l'apprentissage personnalisé. nous introduisons les notions fondamentales et les définitions pertinentes pour comprendre le contexte de l'apprentissage personnalisé.
- Le deuxième chapitre présente l'engagement des apprenants dans les environnements d'apprentissage avec ses dimensions. L'analyse des sentiments est abordée dans ce chapitre
- Le troisième chapitre est dédié à la conception et à l'architecture du système proposé. Il décrit en détail le processus de conception, les objectifs du système, ainsi que les techniques et les méthodologies employées.
- Le quatrième chapitre présente les outils de développement et les différentes interfaces du système. les résultats obtenus sont présentés dans ce chapitre.
- Le mémoire se conclut par une conclusion générale et quelques orientations pour les futures recherches.

# Chapitre 1

## L'apprentissage personnalisé

### 1.1 Introduction

Au fil des années récentes, l'éducation a connu des changements majeurs, avec l'émergence de nouvelles approches pédagogiques révolutionnaires. Au centre de cette évolution se trouvent deux concepts : l'apprentissage personnalisé et l'apprentissage en ligne, qui ont modifié le processus d'apprentissage et d'évolution des aptitudes des individus. L'approche personnalisée de l'apprentissage, qui met en avant l'apprenant dans le processus éducatif, propose une méthode adaptée aux besoins particuliers de chaque élève en personnalisant les contenus, les approches pédagogiques et les évaluations pour chaque apprenant. Cette approche révolutionnaire répond de manière efficace à la variété des styles d'apprentissage et aux compétences des étudiants.

Dans ce chapitre, nous présenterons en détail les fondements et les principes clés de l'apprentissage personnalisé.

### 1.2 Définition de l'apprentissage

Le concept d'apprentissage peut varier selon les théories et les disciplines des étudiants. Voici un résumé de quelques-unes des définitions principales :

Selon (Ambassa, 2005), l'apprentissage est défini comme : « *Action pour laquelle l'être humain acquiert, de façon fortuite ou délibérée de nouvelles connaissances, de nouvelles capacités et de nouvelles aptitudes, opérant ainsi en lui des changements porteurs de nouveaux comportements.* »

Selon le dictionnaire de psychologie de (Sillamy, 1999), on peut définir l'apprentissage de la manière suivante : « *un changement adaptatif observé dans le com-*

*portement de l'organisme. Il résulte de l'interaction de celui-ci avec le milieu. Il est indissociable de la maturation physiologique et de l'éducation. »*

Une autre définition, L'apprentissage consiste à acquérir de nouvelles connaissances et compétences. Il englobe toute une série de processus allant de la pratique et de la mémorisation par cœur à l'invention d'aptitudes entièrement nouvelles et de théories scientifiques qui prolongent l'expérience passée. L'apprentissage ne se limite pas à l'homme : les machines et les animaux peuvent apprendre, les organisations sociales peuvent apprendre et une population génétique peut apprendre par le biais de la sélection naturelle. Au sens large, l'apprentissage est un changement adaptatif, qu'il s'agisse d'un comportement ou d'une croyance (Arló-Costa et al., 2016).

### 1.3 Environnements informatiques pour l'apprentissage humain (EIAH)

Le concept d'EIAH sont apparus à la fin de la décennie 1990, suite au développement des Enseignements assistés par ordinateur (EAO) vers des environnements plus interactifs et distribués. (Tchounikine, 2002). Un EIAH est un logiciel développé pour encourager l'acquisition de connaissances humaines en mettant en relation une intention didactique avec un environnement numérique (Tchounikine, 2002). Il permet l'interaction entre différents acteurs (élèves, professeurs, etc.) ainsi que diverses ressources telles que des textes, des vidéos, des outils de collaboration, etc. Selon une approche pédagogique visant à accroître les connaissances et les compétences (Basque et al., 2010).

Le domaine des EIAH est pluridisciplinaire, combinant des approches informatiques (génie logiciel, intelligence artificielle, interactions homme-machine) et des sciences humaines (psychologie, didactique, ergonomie, linguistique) (Tchounikine, 2002). L'émergence des EIAH est étroitement liée aux avancées des technologies de l'information et de la communication, ainsi qu'à l'expansion d'internet, offrant de nouvelles opportunités pour intégrer le numérique dans les méthodes d'enseignement et de formation.

#### 1.3.1 Enseignement assisté par ordinateur "EAO"

Dès les années 1950, de nombreuses recherches ont exploré l'utilisation des machines dans le domaine de l'éducation, conduisant à l'émergence de l'enseignement assisté par ordinateur (EAO) (George, 2001). Ces premières tentatives, basées sur

l'enseignement programmé et la psychologie comportementale (Skinner, 1954), visaient à automatiser l'enseignement à travers des systèmes informatiques rigides de type si... alors... sinon.

Dans les années 60, des systèmes plus évolués comme PLATO ont permis de présenter de manière visuelle et diversifiée l'information, suivie de questionnaires. L'EAO, domaine pluridisciplinaire alliant informatique, didactique et psychologie, a engendré l'émergence de l'enseignement intelligent assisté par ordinateur (EIAO) et des environnements interactifs d'apprentissage impliquant un ordinateur (Bruillard, 1997). Dès leur apparition, les systèmes d'EAO avaient pour vocation de simplifier et d'améliorer la diffusion d'informations tout en réduisant les dépenses liées à la formation, en donnant à l'utilisateur un aperçu d'un domaine particulier et en favorisant la compréhension (Benadi, 2004).

### 1.3.2 Environnements intelligents assistés par ordinateur (EIAO 1)

Les limites observées dans les systèmes d'EAO et les études réalisées en intelligence artificielle (IA), Dans le domaine de l'enseignement scientifique et des sciences cognitives, les États-Unis ont introduit le sigle EIAO, tout comme le système SCHOLAR de (Carbonell, 1970), où la connaissance, exprimée sous forme de structures d'information, servait non seulement à présenter des informations, à identifier des questions à poser à l'apprenant et à vérifier ses réponses, mais aussi à répondre à ses questions.

Dans les années 80, les systèmes de tutorat intelligent (STI, en anglais : Intelligent Tutoring System) ont fait leurs entrées en vigueur et étaient étroitement liés à l'évolution des systèmes basés sur les connaissances en intelligence artificielle (Prévôt, 1992). Ces systèmes visent à remplir le rôle de professeur. Trois compétences sont présentes dans le modèle des STI : Selon le domaine d'étude, l'enseignement (module pédagogique) et les compétences de l'apprenant (modèle d'apprenant) sont évalués. Ce modèle a été élaboré dans le but de répondre aux besoins de l'élève.

Ci-dessous (1.1) sont définis les systèmes tuteurs intelligents (STI) :

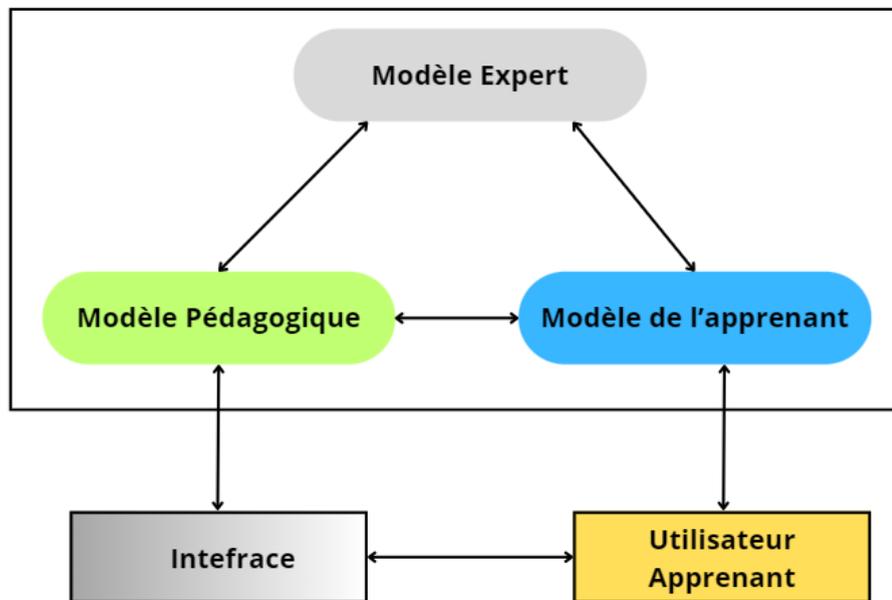


FIGURE (1.1) – L'architecture d'un STI.

### 1.3.3 Environnements interactifs assistés par ordinateur (EIAO2)

Dans les années 90, l'usage du terme "interactif" a émergé, marquant l'évolution des EAO vers les environnements interactifs d'apprentissage avec ordinateur (EIAO2) (Baron et al., 1991). Au sein de ces environnements, l'interactivité joue un rôle central en encourageant les interactions d'apprentissage entre l'apprenant et le système. L'accent est ainsi mis d'avantage sur la construction des connaissances par l'apprenant que sur la simple transmission de connaissances par l'enseignant. Cela se traduit par le remplacement du terme "enseignement" par "apprentissage". De plus, l'ordinateur n'est plus vu comme un outil d'enseignement, mais en tant qu'un outil pour soutenir l'étudiant dans sa démarche d'apprentissage, d'où l'utilisation de "avec ordinateur" au lieu de "par ordinateur" (Zohra, 2018).

Les EIAO2 visent à inclure l'analyse de problèmes et l'acquisition de connaissances. par découverte. L'utilisation du mot "interactif" met en évidence leurs capacités à intervenir et à s'adapter aux activités et aux besoins de l'utilisateur (Baron et al., 1991). À la fin des années 90, on assiste à une évolution vers des milieux favorables à la communication et à l'interaction entre les êtres humains et les machines répartis dans l'espace, ce qui conduit au concept d'EIAH.

## 1.4 Définition d'apprentissage personnalisé

L'apprentissage personnalisé est un processus éducatif dans lequel l'individu acquiert des connaissances, compétences et aptitudes de manière adaptée à ses besoins, préférences, rythme d'apprentissage, objectifs spécifiques et caractéristiques uniques (Youssef & Audran, 2019). Il implique une individualisation du contenu, des méthodes d'enseignement, des rythmes et des évaluations afin de répondre de façon ciblée aux particularités de chaque apprenant (Klašnja-Milićević et al., 2011).

Cette personnalisation complète un apprentissage plus efficace, captivant et enrichissant pour l'apprenant (Youssef & Audran, 2019). Elle s'appuie sur les technologies éducatives actuelles pour créer des environnements d'apprentissage flexibles et modulables (Shemshack et al., 2021).

## 1.5 Les environnements d'apprentissage personnalisés (EAP)

L'environnement d'apprentissage personnel (PLE) de la langue anglaise – Personal Learning Environment – est un concept qui met l'apprenant au cœur du processus d'acquisition de connaissances (Wild et al., 2011) et offre une structure ouverte. Les apprenants peuvent organiser leurs parcours d'apprentissage en fonction de leurs besoins personnels, préférences et objectifs dans ce cadre. C'est un système qui évolue de manière dynamique, rassemblant des personnes, des ressources numériques, des applications et des services en ligne choisis par l'apprenant pour construire sa base de connaissances (Liber & Johnson, 2008).

La comparaison de l'EAP avec les plateformes d'apprentissage institutionnelles traditionnelles telles que LMS (Learning Management System) révèle l'approche distincte axée sur l'apprenant qu'elle incarne (Moccozet et al., 2011). EAP permet aux étudiants d'élaborer leur propre cadre d'apprentissage unique en intégrant des outils tels que les réseaux sociaux ou les blogs, en fonction de leurs besoins éducatifs (Downes, 2010). Il vise à refléter les processus naturels d'apprentissage en permettant l'interaction, la communication, l'échange de ressources et la collaboration dans la création de connaissances avec d'autres apprenants, experts ou communautés d'intérêt (Severance et al., 2008). Un système idéal qui prend en charge un apprentissage autonome, continu et présent à tous les moments de la vie, en raison de sa nature personnalisable et interconnectée. À la base, un environnement d'apprentissage personnalisé représente une approche innovante dans laquelle l'apprenant se retrouve

entouré d'un riche écosystème numérique, suffisamment malléable pour qu'il puisse définir et gérer activement son propre parcours d'apprentissage.

## 1.6 Comparaison entre EAP et LMS :

Ci-dessous, le tableau montre une comparaison entre deux approches d'apprentissage EAP (Environnement d'apprentissage personnalisé) et LMS (méthode classique d'apprentissage). Il décrit les principales différences entre ces deux approches en termes de centralisation sur l'apprenant, d'approche pédagogique, de façon de suivre la progression des apprenants, entre autres aspects.

LMS	EAP
<b>Centralisation de l'apprenant :</b> Axé sur la fourniture de contenus d'apprentissage prédéfinis, tels que des cours, des quiz et des objectifs d'apprentissage.	<b>Centralisation de l'apprenant :</b> Se concentre sur les besoins et préférences individuels des apprenants pour leurs proposer les meilleures ressources d'apprentissage.
<b>Approche descendante et hiérarchique :</b> Suit un flux unique et prédéterminé de contenu, avec une distinction claire entre les capacités d'apprentissage et le contenu.	<b>Support d'apprentissage informel :</b> Favorise un apprentissage émergent, guidé par les besoins des apprenants plutôt qu'un cheminement prédéfini.
<b>Système statistique :</b> Offre des outils statistiques prédéfinis pour suivre la progression de plusieurs apprenants.	<b>Approche ascendante et adaptative :</b> S'adapte dynamiquement aux besoins des apprenants, offrant une solution émergent et personnalisé.

TABLEAU 1.1 – Comparaison entre EAP et LMS

## 1.7 Pourquoi la personnalisation ?

La personnalisation permet de répondre aux besoins et aux préférences particuliers de chaque apprenant. Étant donné que chaque individu a ses propres atouts, ses propres faiblesses, ainsi que ses propres approches pédagogiques, des centres d'intérêt et des contraintes uniques, un programme sur mesure présente de nombreux avantages :

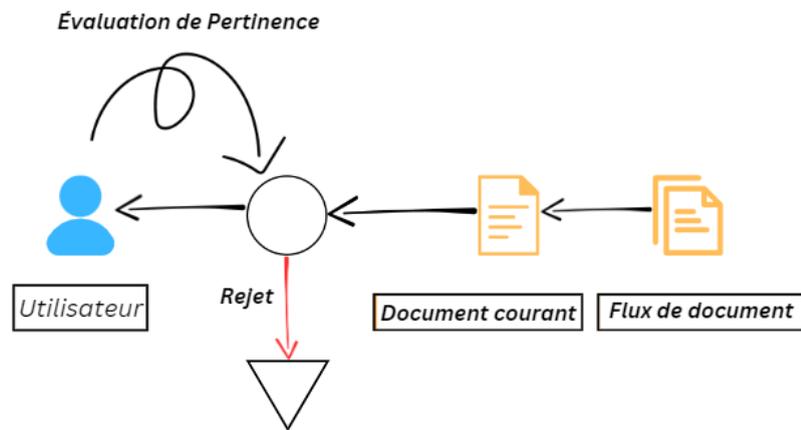
1. Identifier les points faibles et les domaines à améliorer spécifiques à l'apprenant pour favoriser un apprentissage plus efficace.
2. Sélectionner le rythme, le format (vidéos, exercices, quiz...) et les sujets en fonction de ses préférences afin de maintenir sa motivation.

3. Économiser du temps en se concentrant exclusivement sur les concepts essentiels plutôt que sur un programme généralisé.
4. Encourager l'autonomie et La responsabilité de l'apprenant pendant toute la durée de son apprentissage.
5. Ajuster progressivement le niveau de difficulté en fonction des progrès réalisés pour rester dans sa zone proximale de développement.

### 1.8 Les Types d'apprentissage personnalisé

Pour faciliter l'apprentissage individualisé, les enseignants adaptent les leçons en tenant compte de :

1. **Contenu** : La personnalisation du contenu d'apprentissage consiste à modifier dynamiquement les sources d'apprentissage comme les cours et les exercices, en s'adaptant à l'état intellectuel et aux préférences de chaque étudiant, dans le but de l'assister dans l'accomplissement de ses objectifs d'apprentissage (rahmouni, 2023). Elle implique de déterminer et présenter en priorité le contenu le plus pertinent, tout en filtrant temporairement les informations jugées moins utiles à un moment donné. Les principales techniques sont d'ajouter des compléments ciblés, de n'afficher que les parties pertinentes pour chacun, ou d'ajuster les méthodes de présentation.
  - (a) **Filtrage** : Le filtrage du contenu clé repose sur des règles prédéfinies, le groupe d'appartenance de l'utilisateur ou sa propre sélection. Il existe principalement trois méthodes : le filtrage réglementaire permet de sélectionner le contenu en se basant sur des critères prédéfinis ; le filtrage semi-explicite utilise les informations sur le groupe d'individus auquel l'utilisateur appartient, et la personnalisation permet à l'utilisateur d'opter lui-même pour les renseignements à recevoir Ci-dessous (1.2) sont définis les systèmes de filtrage :



**FIGURE (1.2)** – Représentation du système de filtrage

2. **Navigation** : permet d'adapter la structure des liens hypertextes reliant les différentes pages d'un environnement d'apprentissage en ligne. Cela peut se faire soit en modifiant manuellement ces liens selon certains critères, soit en utilisant un agent intelligent qui détermine dynamiquement l'ordre des pages selon le profil et le parcours de l'apprenant. (Said & raouf, 2013) L'objectif est de faciliter et d'orienter la navigation de l'apprenant pour une expérience d'apprentissage plus personnalisée et engageante.
3. **Présentation (interface)** : d'ajuster de manière dynamique la représentation graphique du système, comme les réglages des options graphiques. Par exemple, on peut prendre en compte la fréquence d'affichage et le niveau de précision du rendu graphique. Cette adaptation est utilisée par certains systèmes éducatifs pour attirer l'attention de l'apprenant et favoriser son implication. Gementets motivants. (rahmouni, 2023)

## 1.9 Personnalisation de l'apprentissage selon les styles d'apprentissage

Le style d'apprentissage d'un apprenant est son mode personnel de saisie et de traitement d'information. En pratique, et en d'autres termes, il est donc la manière préférentielle d'aborder et de résoudre un problème.

les styles d'apprentissage font partie des caractéristiques les plus utilisées dans la personnalisation des environnements d'apprentissage personnalisé. Dans la littérature, plusieurs modèles de styles d'apprentissage existent. Parmi les modèles les

plus utilisés dans les environnements d'apprentissage en ligne, le modèle de Style de Felder et Silverman (FSLSM).

Le Modèle de FSLSM permet de classifier les apprenants en 4 dimensions : Actif/-Réfléctif, Sensoriel/Intuitif, Visuel/Verbal et Séquentiel/ Global. Les caractéristiques de chaque dimension sont mentionnées ci-dessous :

- **Actif/Réfléctif** : l'apprenant actif apprend par action (expérimental) et aime le travail de groupe, alors que l'apprenant réfléctif aime travailler seul et réfléchi avant d'agir
- **Sensoriel/Intuitif** : l'apprenant sensoriel préfère les faits concrets (exercice, exemple), alors que l'intuitif préfère la théorie.
- **Visuel/Verbal** : l'apprenant visuel préfère tout ce qui graphique, alors que le verbal préfère les mots (textes ou orale)
- **Séquentiel/Global** : l'apprenant séquentiel préfère un apprentissage linéaire et ordonné, alors que l'apprenant global ne suit pas un ordre logique précis.

### 1.10 Avantages de l'apprentissage personnalisé :

L'apprentissage personnalisé propose de multiples bénéfices aux étudiants et aux enseignants et les institutions éducatives. Voici quelques-uns des principaux avantages de cette approche.

- **Rythme d'apprentissage individuel** : L'apprentissage personnalisé permet aux élèves d'avancer à leur propre rythme, selon leurs besoins et leurs compétences individuelles ([Pane et al., 2015](#)).
- **Engagement et motivation accrus** : En adaptant le contenu et les activités aux intérêts et aux préférences des élèves, l'apprentissage personnalisé favorise leur engagement et leur motivation ([Walkington, 2013](#)).
- **Meilleure maîtrise des concepts et compétences** : l'apprentissage personnalisé, grâce à l'adaptation des méthodes pédagogiques et à l'utilisation de technologies appropriées, peut conduire à une meilleure compréhension et maîtrise des concepts et des compétences par les élèves ([Walkington & Bernacki, 2014](#)).
- **Amélioration des résultats scolaires** : En offrant un soutien individualisé et en satisfaisant les besoins particuliers de chaque apprenant, l'enseignement

sur mesure peut contribuer à améliorer les performances académiques et la réussite scolaire (Pane et al., 2015).

- **Développement de l'autonomie et de l'autorégulation** : L'apprentissage personnalisé encourage les étudiants à assumer leur propre apprentissage, à développer des stratégies d'autorégulation et à devenir plus autonomes dans leur cheminement éducatif (Prain et al., 2013).

### 1.11 Défis et limitations de l'apprentissage personnalisé

Bien que l'apprentissage personnalisé offre de nombreux bénéfices, il comporte également des obstacles. Quelques-uns des défis majeurs auxquels les éducateurs et les institutions doivent faire face lorsqu'ils appliquent cette approche.

- **Coûts élevés** : La création d'un système d'apprentissage personnalisé peut être coûteuse, nécessitant des investissements importants en technologie, en ressources humaines et en développement de contenu (Pane et al., 2015).
- **Charge de travail accrue pour les enseignants** : L'apprentissage personnalisé peut augmenter l'intensité du travail des professeurs, suivre les progrès individuels des élèves, analyser les données et adapter les leçons en conséquence (Bingham, 2017).
- **Risques de désengagement social** : En accordant de l'importance à l'apprentissage personnel, l'apprentissage personnalisé peut réduire les interactions sociales et les opportunités d'apprentissage collaboratif, qui sont essentielles au développement des compétences interpersonnelles (Roberts-Mahoney et al., 2016).
- **Problèmes de confidentialité et de sécurité des données** : L'apprentissage personnalisé nécessite la collecte et l'utilisation de données personnelles concernant les élèves soulèvent des inquiétudes quant à la confidentialité et à la sécurité des informations (Rubel & Jones, 2016).

### 1.12 Quelques travaux connexes

Dans cette section, nous présentons quelques travaux liés à l'apprentissage personnalisé.

- **Article 1 « E-Learning personalization based on hybrid recommendation strategy and learning style identification »** ([Klašnja-Milicević et al., 2011](#))

Le but principal de cette tâche consiste à améliorer la qualité d'un système de tutorat intelligent en offrant des recommandations actualisées et personnalisées. Klasanja-Milicevic et al. (2011) se concentrent sur la stratégie de recommandation hybride et l'identification du style d'apprentissage pour un système de tutorat programmable appelé Protus. Ils ont développé un module de recommandation pour Protus, qui s'adapte automatiquement aux intérêts et aux niveaux de connaissance des apprenants. Les méthodes utilisées comprennent l'analyse des différentes manières d'apprendre des apprenants et l'exploitation des séquences d'informations quotidiennes générées par le serveur. Ces approches sont appliquées à l'apprentissage en ligne pour fournir des recommandations personnalisées. Les critères d'évaluation prennent en considération l'efficacité des recommandations, l'impact sur l'auto-apprentissage des apprenants et l'amélioration des performances d'apprentissage. L'intégration du style d'apprentissage des apprenants dans la stratégie de recommandation améliore l'interprétation des groupes d'apprenants, générant ainsi des recommandations plus pertinentes.

- **Article 2 « The influence of personalized learning on the development of learning enjoyment. »** ([MOTTELI et al., 2023](#))

Moteli et al. (2023) ont réalisé une étude sur l'influence de l'apprentissage personnalisé sur l'enthousiasme des élèves pour l'apprentissage. Ils ont utilisé un modèle multi-niveau pour examiner comment le degré de personnalisation, analysé par les opinions des enseignants et des directeurs d'école, influence le développement de la passion des élèves pour l'acquisition des connaissances. L'étude a également porté sur l'impact des caractéristiques spécifiques de la personnalisation, telles que le choix et la voix des élèves, sur leur enthousiasme pour l'apprentissage. Les résultats ont démontré que le degré était corrélé de manière positive avec la personnalisation et le niveau d'enthousiasme au sein de l'école, En mettant en évidence l'importance de la parole des élèves dans l'apprentissage personnalisé.

- **Article 3 « Student Behavior Modeling for an E-Learning System Offering Personalized Learning Experience. »** ([Abhirami & Devi, 2022](#))

Abhirami et Devi (2022) ont mené une étude sur l'utilisation de méthodes de modélisation et d'algorithmes d'apprentissage automatique pour classer les

utilisateurs dans les contextes d'apprentissage en ligne. . . Ils ont développé un système intelligent pour offrir des expériences d'apprentissage personnalisées. Les critères de personnalisation comprenaient l'analyse du comportement des utilisateurs, la classification active des utilisateurs et l'évaluation des méthodes pour classer et prédire. Les résultats se sont révélés montrés des améliorations significatives en termes d'adaptabilité et de flexibilité, l'objectif principal étant d'améliorer les performances des utilisateurs et d'offrir des expériences d'apprentissage personnalisées.

- **Article 4 « La personnalisation de l'apprentissage vue comme facteur effectif d'innovation pédagogique. »** (Youssef & Audran, 2019)

Les chercheurs Youssef et Audran (2019) examinent l'impact de la personnalisation collaborative sur les plateformes d'enseignement en ligne, en se concentrant sur l'échange entre les professeurs et les élèves. Il examine la manière dont cette collaboration influence la co-création et l'adaptation de contenus éducatifs partagés. Les méthodes utilisées comprennent la co-création de contenu et l'évaluation continue des besoins des étudiants. Ces méthodes sont appliquées à divers domaines éducatifs, des méthodes d'enseignement classiques à l'apprentissage en ligne. L'efficacité de ces systèmes est évaluée selon l'implication de l'étudiant, de la qualité de l'interaction et de la performance globale de l'étudiant. Le but principal consiste à favoriser un cadre d'apprentissage propice, interactif, adaptable et centré sur l'étudiant.

- **Article 5 « Adaptive e\_learning environment based on learning styles and its impact on development students' engagement. »** (El-Sabagh, 2021)

El-Sabagh, a évalué la performance d'un cadre d'apprentissage en ligne adaptatif qui s'ajuste aux styles d'apprentissage individuels des étudiants. Cette étude souligne les bénéfices de personnaliser les environnements d'apprentissage pour susciter l'intérêt et la participation active des apprenants. Son objectif principal était de démontrer l'impact positif que peut avoir l'adaptation des formations en ligne sur l'engagement des étudiants dans le processus d'apprentissage. Les conclusions apportent des recommandations concrètes pour concevoir et développer des environnements adaptatifs, dans le but d'accroître la motivation des étudiants et d'améliorer l'efficacité de la formation à distance.

Le tableau suivant propose un résumé de quelques études de recherche sur l'apprentissage personnalisé.

Auteurs	Objectifs	Méthode(s) utilisée(s)	Type de personnalisation	Système développé(s)
(Huang et al., 2014)	Modéliser les préférences personnalisées des utilisateurs en incorporant la fréquence, la nouveauté et la durée des tags.	Filtrage hybride combinant le filtrage collaboratif et le filtrage basé sur le contenu	Personnalisation du contenu	système de recommandation personnalisé
(Moccozet et al., 2014)	Comprendre quelles sont les caractéristiques, les composants et les fonctions essentiels d'un environnement "enableur de PLE". Comprendre pourquoi un étudiant transformera ou non un "enableur de PLE" en son propre PLE.	Réseaux sociaux + Filtrage collaboratif	Personnalisation de la présentation	Graasp + cElgg
(Jianu & Vasileanu, 2017)	Concevoir un système d'apprentissage en ligne adaptatif incorporant des éléments de gamification pour rendre l'apprentissage plus engageant, personnalisé et efficace.	Modèle de domaine (adaptation du contenu selon les relations entre matières) + Modèle d'apprenant (adaptation au niveau et aux caractéristiques de l'apprenant)	Personnalisation du contenu + présentation	système e-learning adaptatif

(Cui et al., 2020)	Création d'un système de recommandation sur mesure basé sur le filtrage collaboratif pour les situations liées à l'Internet des Objets (IoT).	Filtrage collaboratif + Modélisation des préférences de l'utilisateur	Personnalisation du contenu (items recommandés)	PTCCF (Personalized Recommendation System based on Preference Pattern)
--------------------	---	---	---	--

TABLEAU 1.2 – Travaux connexes sur l'apprentissage personnalisé.

### 1.13 Conclusion

L'apprentissage personnalisé est une approche pédagogique centrée sur les besoins, intérêts et caractéristiques des apprenants. Dans ce chapitre, nous avons présenté l'apprentissage personnalisé comme une philosophie visant l'adaptation des parcours éducatifs aux particularités de chaque élève. Les définitions, les concepts fondamentaux, les avantages et les inconvénients liés à ce type d'apprentissage ont été présentés.

# Chapitre 2

## Engagement émotionnel des apprenants dans les environnements d'apprentissage

### 2.1 Introduction

L'engagement des apprenants représente un enjeu majeur dans les environnements d'apprentissage en ligne (Parent, 2017). Ce facteur essentiel influence directement la motivation, les résultats scolaires et les compétences acquises (Moffet, 2008). Avec l'émergence des formations à distance, il est essentiel de saisir et d'évaluer l'implication émotionnelle des étudiants en ligne. L'engagement est un processus complexe où les étudiants s'impliquent activement dans leurs cheminement, en planifiant, en participant aux activités et en faisant leurs auto-évaluation. Ses dimensions sociale, affective et cognitive interagissent, impactant l'expérience d'apprentissage (Parent, 2017).

Dans ce chapitre, nous allons aborder le concept d'engagement émotionnel ainsi que sa relation avec l'analyse des sentiments à travers le traitement automatique du langage naturel.

### 2.2 Définition de l'engagement

L'engagement est considéré comme un élément clé pour le succès dans le domaine de la formation. La psychologie de l'éducation considère différentes interprétations de ce concept. Ces interprétations découlent souvent de diverses notions telles que l'investissement, l'enthousiasme, la persistance, la motivation et les méthodes d'ap-

apprentissage (Rozo, 2019).

D'après Larousse, le mot "engagement" est caractérisé comme : « Acte par lequel on s'engage à accomplir quelque chose ; promesse, convention ou contrat par lesquels on se lie. » (Larousse, 2024)

L'engagement et la participation active des apprenants dans leurs propre processus d'apprentissage sont grandement influencés par leurs état de santé général. Les études indiquent qu'un bon état de santé physique et mental favorise un engagement accru dans les activités pédagogiques proposées. Par ailleurs, le niveau d'engagement des apprenants est également corrélé à leurs implication psychologique, émotionnelle et cognitive dans ces activités. Un engagement profond et soutenu permet ainsi de mieux prédire les résultats d'apprentissage attendus (Fredricks et al., 2019).

### 2.3 Dimension de l'engagement

L'engagement comporte trois dimensions : émotionnelle, cognitive et comportementale – reflétant les aspects affectifs, cognitifs et comportementaux impliqués.

#### 2.3.1 Dimension cognitif

L'engagement cognitif représente l'investissement psychologique et les efforts mentaux déployés par l'apprenant lors de son apprentissage (Newmann, 1992). Il intègre l'investissement dans la compréhension et la maîtrise des connaissances. La régulation de soi à travers l'emploi de stratégies cognitives et méta cognitives (Pintrich & de Groot, 1990), ainsi que la motivation intrinsèque à s'impliquer activement dans les tâches d'apprentissage (Ames & Archer, 1988). Bien que distincts, la motivation et l'engagement cognitif sont étroitement liées, cette dernière étant un pré requis à l'investissement soutenu d'efforts et de stratégies (Appleton et al., 2006). Ainsi, favoriser l'engagement cognitif implique de cibler conjointement la motivation à apprendre et le développement de processus d'autorégulation.

#### 2.3.2 Dimension comportementale

La dimension comportementale de l'engagement réfère aux actions et conduites effectivement observables des apprenants dans leurs cheminement d'apprentissage (Fredricks et al., 2004). Elle inclut non seulement les comportements adoptés en classe, mais aussi l'implication concrète dans la réalisation des tâches proposées et des activités pédagogiques connexes. Cet engagement comportemental se traduit notamment par des manifestations telles que l'attention soutenue aux instructions, la

participation active aux discussions, les efforts investis dans les travaux demandés, la persévérance face aux difficultés rencontrées ainsi que la recherche d'aide auprès des enseignants ou des pairs lorsque nécessaire (Rozo, 2019). En définitive, l'engagement comportemental reflète le degré d'investissement pratique et tangible de l'apprenant dans les tâches d'apprentissage, que ce soit lors des cours en classe ou lors d'activités en dehors du cadre scolaire liées aux études.

### 2.3.3 Dimension affective (Émotionnelle)

La dimension affective de l'engagement renvoie à réactions émotionnelles et aux sentiments ressentis par les apprenants dans leurs parcours d'apprentissage (Apleton et al., 2008). Elle recouvre à la fois les émotions positives comme la joie, la curiosité ou l'intérêt, mais aussi les émotions négatives telles que l'ennui, l'anxiété ou le stress liés aux activités pédagogiques. L'état émotionnel des apprenants influence grandement leurs motivation intrinsèque à s'investir activement dans les tâches proposées.

Au-delà des réactions émotionnelles ponctuelles, l'engagement émotionnel englobe également le sentiment général de bien-être et de sécurité (physique et psychologique) ressenti par les apprenants dans leurs environnement d'apprentissage. Bien que lié aux dimensions cognitive et comportementale de l'engagement, l'aspect émotionnel se distingue en se focalisant spécifiquement sur les réactions affectives plutôt que sur les processus cognitifs ou comportementaux en tant que tels (Dolan, 2002).

## 2.4 Le traitement automatique de la langue naturelle (TALN)

Le TALN ou Natural Language Processing (NLP) est un domaine visant à permettre les échanges entre les machines et les êtres humains, en utilisant les langues naturelles comme intermédiaire. Selon (Liddy, 2001), le traitement du langage naturel (NLP) est une approche informatisée de l'analyse des textes qui repose sur un ensemble de théories et de technologies. C'est un secteur de recherche et de développement très actif.

Une autre définition, proposée par (Isa et al., 2024), décrit le NLP comme un segment de l'intelligence artificielle qui cherche à décoder et comprendre la communication humaine en utilisant le langage naturel. En d'autres termes, la NLP implique que les machines comprennent et déduisent le sens du langage humain.

### 2.4.1 Les niveaux de traitement du langage naturel

Le traitement automatique du langage naturel implique l'analyse du langage à plusieurs niveaux linguistiques distincts, mais interconnectés, voici quelques-uns de ces niveaux :

- **Niveau morphologique** : Ce niveau explore la composition des mots en morphèmes. Par exemple, "préinscription" se décompose en "pré", "inscrip" et "tion". Les morphèmes conservent leurs sens à travers les mots, permettant aux humains d'appréhender la signification des mots inconnus. De même, les systèmes de TALN peuvent interpréter le sens de chaque morphème pour comprendre et représenter le sens des mots (Liddy, 2001).
- **Niveau lexical** : Au niveau du lexique, les êtres humains et les systèmes de TALN interprètent la signification des mots. Cela implique l'attribution des éléments du discours et la signification des mots. Par exemple, le mot "lancement" peut être représenté sémantiquement comme "(CLASSE BATEAU) (PROPRIÉTÉS (GRAND) (OBJECTIF (PRÉDICAT (CLASSE TRANSPORTER) (OBJET PERSONNES))))". Les représentations lexicales peuvent varier en complexité, allant des informations de base aux détails sémantiques avancés. L'utilisation d'un lexique dépend de l'approche spécifique du système de TALN (Liddy, 2001).
- **Niveau sémantique** : Ce niveau est généralement perçu comme celui où le sens est défini, mais tous les niveaux contribuent en réalité à la signification. Le traitement sémantique établit les significations possibles d'une phrase en examinant les interactions entre les significations des mots. Cela inclut la clarification sémantique des mots à plusieurs sens, comparable à la désambiguïsation syntaxique des mots à plusieurs parties du discours. Par exemple, "file" peut renvoyer à un dossier, un outil ou une file d'attente. Diverses méthodes, telles que l'analyse de la fréquence ou du contexte, peuvent être utilisées pour clarifier ces sens, en tirant parti des connaissances pragmatiques du domaine du document (Liddy, 2001).
- **Niveau syntaxique** : Ce niveau analyse la structure grammaticale des phrases en examinant les relations de dépendance entre les mots. Il nécessite une grammaire et un analyseur syntaxique. Bien que toutes les applications de TALN n'exigent pas une analyse syntaxique complète, Le rôle de la syntaxe dans la transmission du sens est essentiel, comme le montrent les variations de sens entre des phrases ayant des structures syntaxiques différentes (Liddy, 2001).

## 2.5 Analyse des sentiments et NLP

L'analyse des sentiments, également connue sous le nom de mining d'opinion, vise à déterminer l'attitude d'un locuteur ou d'un auteur vis-à-vis d'un sujet ou d'une entité donnée. Elle s'intéresse au jugement ou à l'évaluation exprimés, à l'avis positif ou négatif, aux émotions ou aux sentiments perçus dans un texte écrit. Cette discipline du traitement du langage naturel consiste à catégoriser les données textuelles non structurées en employant des techniques de machine learning et de linguistique computationnelle (Liu, 2022).

L'analyse des émotions dans les textes est un défi majeur, en raison de plusieurs facteurs inhérents au langage naturel. Tout d'abord, les émotions sont des concepts subjectifs et peuvent être interprétées différemment selon les individus. De plus, elles ne sont pas toujours exprimées explicitement, mais peuvent être suggérées de manière implicite, nécessitant une compréhension fine des nuances langagières. Le langage figuré comme les métaphores ou l'ironie ajoute une complexité supplémentaire à la tâche. Enfin, l'ambiguïté sémantique et contextuelle inhérente au langage naturel rend l'interprétation des émotions particulièrement ardue (Yadollahi et al., 2017).

Afin de relever ces défis, les chercheurs explorent différentes pistes comme l'utilisation de corpus de textes annotés en émotions pour mettre en œuvre l'apprentissage automatique. L'incorporation de ressources sémantiques externes telles que les ontologies d'émotions peut également fournir des connaissances précieuses pour désambiguïser les expressions émotionnelles. Ces approches, combinées à des techniques de traitement du langage naturel avancées, ouvrent la voie vers une analyse des émotions plus robuste et fiable.

## 2.6 Les approches d'analyse de sentiment

L'analyse de sentiment est un domaine important dans le TALN, Les approches d'analyse de sentiment utilisent diverses méthodes pour identifier et catégoriser les sentiments exprimés dans un texte. Voici les principales approches utilisées pour classer les sentiments :

### 2.6.1 Approche lexicale

Les approches lexicales se basent sur des lexiques des mots d'opinion polarisés (positifs/négatifs). Elles peuvent construire ces lexiques à partir de corpus annotés (approche basée corpus) ou utiliser des ressources lexicales existantes (approche

basée dictionnaire) (Liu, 2022).

- **Approche basée sur un dictionnaire** : L'approche par dictionnaire débute avec un petit ensemble des mots d'opinion polarisés (graines). Elle étend cet ensemble en cherchant les synonymes/antonymes des graines dans des ressources comme WordNet. Lorsque aucun nouveau mot n'est découvert, ce processus itératif prend fin, avec la possibilité d'une inspection manuelle (Aung & Myo, 2017).
- **Approche basée sur le corpus** : Pour l'identification de tous les mots d'opinion, l'approche du corpus n'est cependant pas aussi efficace que l'approche du dictionnaire, car il est difficile de préparer un grand corpus pour l'ensemble des mots anglais. Toutefois, elle permet de rendre plus facile la recherche des mots d'opinion propres à un domaine et à un contexte en se basant sur un corpus de domaine, ce qui constitue un avantage majeur de cette méthode. La réalisation du corpus est réalisée à l'aide d'une méthode statistique ou sémantique (Aung & Myo, 2017).
- **Approche manuelle** : consiste à recueillir manuellement les mots d'opinion en se basant sur la compétence dans le domaine et compréhension de la langue des personnes. Il s'agit d'une démarche qui requiert un temps considérable. En général, on associe cette méthode à des méthodes automatisées pour améliorer les erreurs commises par ces dernières (Verma & Thakur, 2018).

### 2.6.2 Approches d'apprentissage automatique

L'apprentissage automatique (Machine Learning) est une technique très utilisée en analyse des sentiments grâce à son adaptabilité et sa précision (Verma & Thakur, 2018). Elle permet de construire des modèles de classification des sentiments en utilisant l'apprentissage supervisé et non supervisé sur les caractéristiques sémantiques des données. Un ensemble d'entraînement est d'abord constitué et étiqueté selon les sentiments exprimés. Des caractéristiques comme les unigrammes (phrases d'un seul mot), bigrammes (deux phrases consécutives) et trigrammes (trois phrases consécutives) sont extraites puis transmises à des algorithmes de classification (Naive Bayes, SVM, régression logistique, etc.). Après entraînement, ces classificateurs peuvent prédire l'orientation des sentiments sur de nouvelles données non annotées (Li et al., 2019). La figure (2.1) illustre L'approche d'apprentissage automatique pour la classification de sentiments.

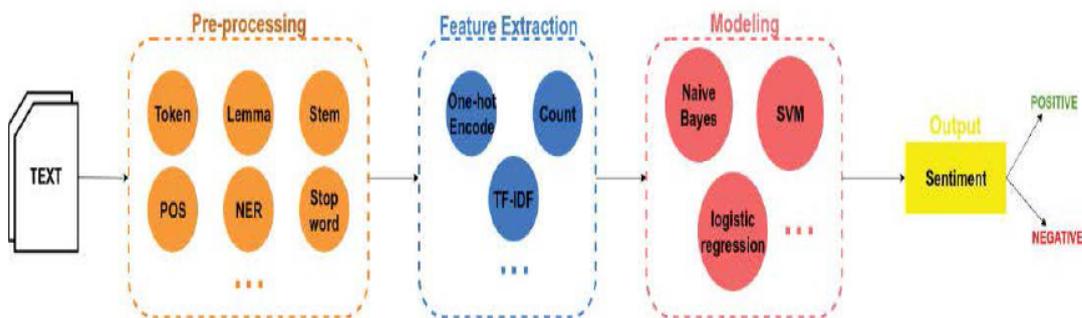


FIGURE (2.1) – Approche d'apprentissage automatique (Dang et al., 2020)

### 1. Apprentissage supervisé :

L'apprentissage supervisé élabore un modèle de classification en utilisant des documents étiquetés (positif, négatif, neutre) pour prédire la classe de nouveaux documents (Verma & Thakur, 2018).

Il existe plusieurs algorithmes d'apprentissage supervisé, chacun avec ses propres avantages et inconvénients. Nous présentons ici les méthodes les plus couramment utilisées.

#### (a) Machines à vecteurs de support (SVM)

SVM est une méthode d'apprentissage supervisé utilisée dans la résolution des problèmes de classification et de régression. Elle est basée sur deux concepts principaux : la marge maximale et la fonction noyau (Hilali, 2009).

SVM est responsable de la construction. Dans l'espace des attributs, on peut observer un hyperplan qui sépare les points représentatifs des prototypes de chacune des deux classes : La marge représente la distance entre la frontière de séparation (l'hyperplan) et les prototypes les plus proches de cette frontière, nommées vecteurs supports (Hilali, 2009).

Les SVM sont des classificateurs linéaires qui cherchent le meilleur hyperplan séparateur maximisant cette marge entre les classes dans un espace vectoriel de représentation des données (Hilali, 2009). Dans le cas idéal où les données sont linéairement séparables, l'objectif est de trouver l'hyperplan optimal définissant la plus grande marge possible entre les vecteurs supports des classes opposées.

Cependant, si les données ne sont pas séparées de manière linéaire, les SVM peuvent être modifiées pour tolérer un minimum d'erreurs, cher-

chant alors à maximiser la marge tout en minimisant l'erreur de classification (Hilali, 2009).

Pour traiter la non-linéarité, une astuce des SVM est d'augmenter la taille de l'espace de représentation des données, augmentant ainsi les chances de trouver un hyperplan séparateur linéaire (Hilali, 2009). la figure (2.2) illustre L'hyperplan optimal de svm.

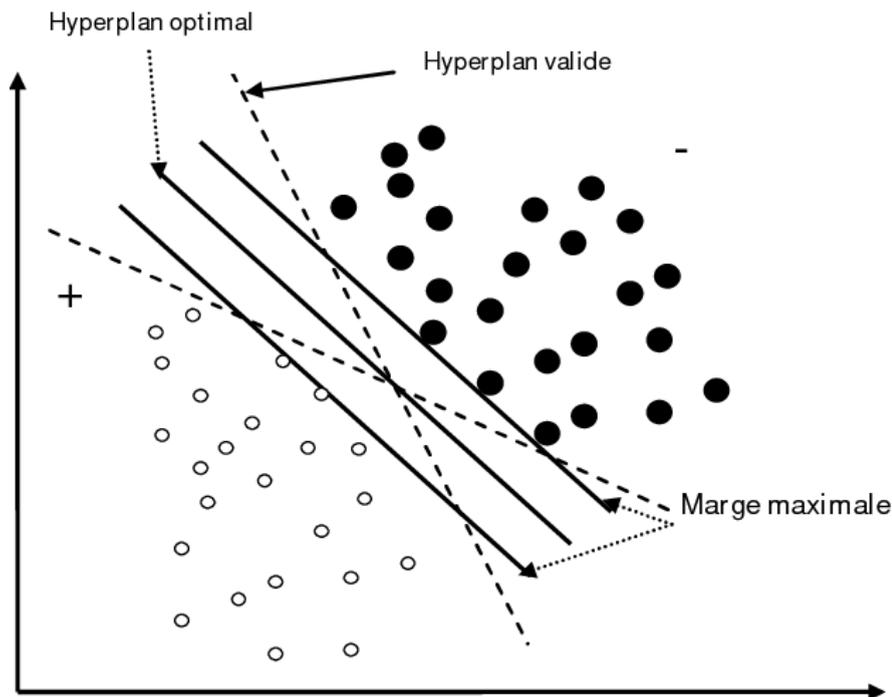


FIGURE (2.2) – « L'hyperplan optimal » (Kadri et al., 2013)

(b) **k-plus proches voisins (k-NN)**

k-plus voisins proches En anglais, k-NN est une règle de classification non paramétrique appelée "nearest neighbors" très populaire et simple à mettre en œuvre (Goldstein, 1972). Son principe consiste à anticiper la classe d'une nouvelle observation en examinant les k observations d'entraînement les plus proches dans l'univers des caractéristiques et en attribuant la classe majoritaire parmi ces k plus proches voisins. Introduit par Fix et Hodges en 1951 (BENSSAADA, 2022), k-NN repose sur deux éléments clés : une mesure de distance/similarité et le choix du nombre k de voisins à considérer (BENSSAADA, 2022). Contrairement à d'autres méthodes comme la régression logistique, k-NN ne fait aucune hypothèse sur la relation entre variables, ce qui lui permet de traiter des données non linéairement séparables, comme les SVM (Goldstein, 1972). Malgré

sa simplicité conceptuelle, k-NN demeure un algorithme performant et populaire en classification supervisée. la figure (2.3) illustre le fonctionnement et les principes de base de l'algorithme des k plus proches voisins (k-NN).

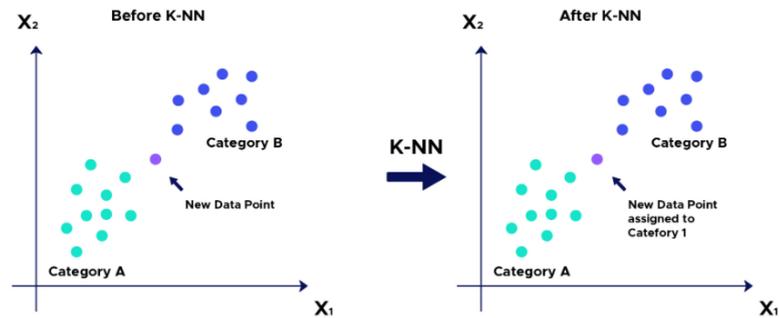
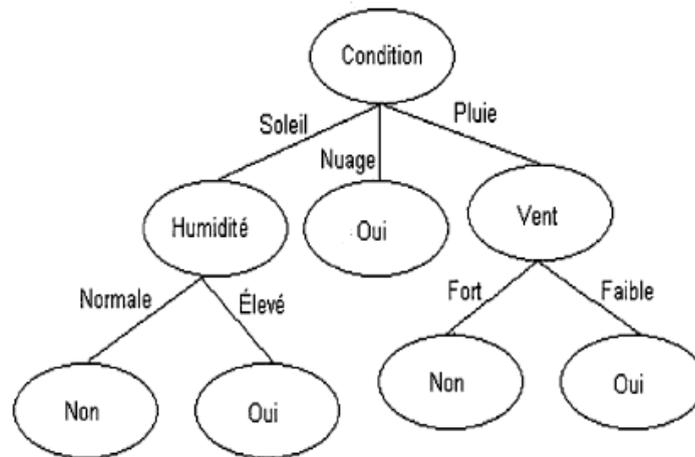


FIGURE (2.3) – k-plus proches voisins (k-NN) (Robert, 2023)

(c) **Arbre de Décision (AD)**

Les arbres de décision sont une méthode fréquemment utilisée pour l'apprentissage supervisé dans le domaine de la classification et de la régression, qui repose sur une structure arborescente où chaque nœud interne sert à tester un attribut, et les branches descendantes correspondent à ses différentes valeurs (Girard, 2007). Leur construction récursive sélectionne à chaque nœud l'attribut qui sépare le mieux les exemples selon la variable cible, jusqu'à atteindre des sous-ensembles suffisamment purs ou un critère d'arrêt (BENSSAADA, 2022). Leur représentation explicite en règles logiques facilite leur interprétation, mais ils peuvent souffrir d'instabilité et d'apprentissage, problèmes atténués par l'élagage contrôlant la complexité du modèle (Girard, 2007). la figure (2.4) illustre un exemple d'arbre de décision complexe, plus précisément un arbre de décision CHAID (Chi-squared Automatic Interaction Detection).



**FIGURE (2.4)** – « Arbre de décision complet CHAID » (BENS-SAADA, 2022)

## 2. Apprentissage non supervisé :

L'apprentissage non supervisé en analyse des sentiments ne nécessite pas de données d'entraînement étiquetées et est indépendant du domaine ou du sujet des données. Cette approche surmonte la difficulté et le coût liés à la collecte et à la création de données annotées. Elle se base principalement sur des techniques de clustering, notamment le clustering de partitions et le clustering hiérarchique, qui permettent de regrouper les données textuelles selon leur similarité, sans annotations préalables des sentiments exprimés.

### 2.6.3 Approche d'apprentissage en profondeur

Approche d'apprentissage en profondeur (deep learning) est une méthode d'apprentissage automatique qui emploie des réseaux de neurones artificiels avec différentes couches dissimulées. Les systèmes d'apprentissage profond apprennent et extraient automatiquement les propriétés des données, cela permet d'obtenir une plus grande précision et des performances en hausse. Dans la plupart des cas, les hyperparamètres des modèles de classification sont également évalués de manière automatique (Dang et al., 2020). Le deep learning diffère des méthodes d'apprentissage automatique classiques comme les machines à vecteurs de support (SVM), les réseaux bayésiens ou les arbres de décision. Aujourd'hui, les réseaux de neurones artificiels et le deep learning offrent les meilleures réponses à de nombreux défis dans les secteurs de la reconnaissance d'images, du traitement du langage naturel et la reconnaissance vocale (Dang et al., 2020). La figure (2.5) illustre l'architecture d'une

approche d'apprentissage en profondeur pour la classification de sentiments.

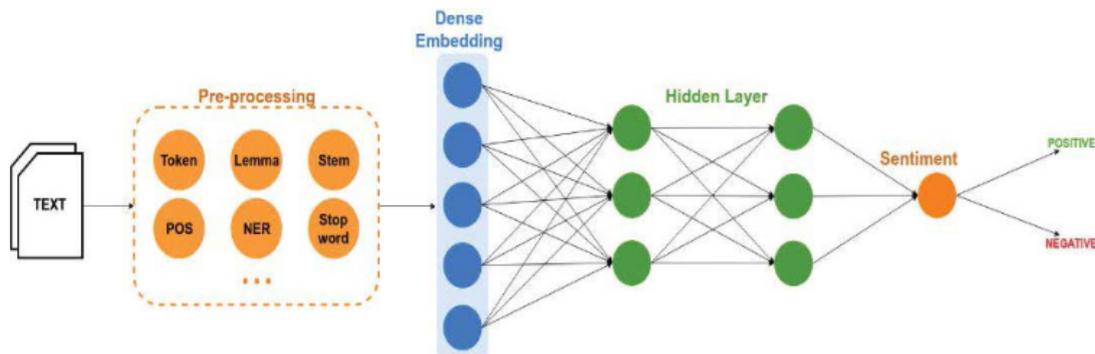


FIGURE (2.5) – Approche d'apprentissage en profondeur (Dang et al., 2020)

### 2.6.4 Approche hybride

L'approche hybride, également nommée classification semi-supervisée, allie les avantages des techniques statistiques et cognitives pour l'étude des émotions. Elle peut être appliquée de trois façons différentes : Premièrement, en exploitant des outils linguistiques pour construire un corpus, puis en appliquant un outil d'apprentissage supervisé. Deuxièmement, en utilisant l'apprentissage automatique pour générer le corpus d'opinions nécessaires à l'approche lexicale. Troisièmement, en combinant les deux approches précédentes et en fusionnant leurs résultats via un système de vote ou un algorithme d'apprentissage comme S3VM (Semi-Supervised Support Vector Machine) (Menasri, 2023).

## 2.7 Travaux connexes

- **En 2004 :**

Une équipe de chercheurs menée par James et al., (Parker et al., 2004) Le but principal était d'analyser la corrélation entre l'intelligence émotionnelle (EI) et le succès scolaire des élèves du lycée. Les chercheurs ont utilisé l'inventaire du Quotient émotionnel : Version Jeunesse (EQ-i :YV) pour évaluer les compétences émotionnelles de 667 élèves d'une école secondaire à Huntsville, Alabama. Par la suite, les informations émotionnelles collectées ont été combinées avec les dossiers scolaires des élèves pour l'année scolaire. Les résultats ont révélé un lien significatif entre divers aspects de l'intelligence émotionnelle, comme l'adaptabilité, la gestion du stress et les compétences interpersonnelles, et le succès scolaire des élèves. Ces résultats mettent en exposé l'importance

primordiale de développer des compétences émotionnelles chez les élèves du secondaire afin d'améliorer leurs résultats scolaires et leur réussite globale.

- **En 2006 :**

L'étude réalisée par Paloma et ses collègues, ([Márquez et al., 2006](#)) ont réalisé une recherche pour étudier la corrélation entre l'intelligence émotionnelle, la compétence sociale et la réussite académique chez les élèves du secondaire. En utilisant le Mayer-Salovey-Caruso Emotional Intelligence Test (MSCEIT) et d'autres mesures psychologiques, ils ont évalué 77 élèves. Les résultats ont montré que l'intelligence émotionnelle, mesurée par le MSCEIT, était associée de manière significative à la réussite académique et aux compétences sociales des élèves du secondaire, même après avoir contrôlé les effets de la personnalité et de l'intelligence générale. Ces conclusions soulignent l'importance de l'intelligence émotionnelle dans le contexte éducatif et social des élèves du secondaire, suggérant des implications pratiques pour les éducateurs et les décideurs politiques.

- **En 2013 :**

L'étude menée par Maizatul et al, ([Mohzan et al., 2013](#)) a étudié La relation entre l'intelligence émotionnelle des étudiants et leurs réussite scolaire, en particulier dans l'auto-évaluation ainsi que dans la compréhension des émotions. Les données ont été recueillies via un questionnaire et analysées à l'aide du logiciel SPSS. l'étude a mis en lumière une corrélation positive significative entre ces aspects de l'intelligence émotionnelle et la réussite académique, avec des implications majeures : ces conclusions mettent en avant La nécessité des compétences émotionnelles dans le domaine de l'éducation, suggérant un renforcement de leur intégration dans les cursus scolaires pour améliorer les résultats des élèves, en particulier pour les futurs enseignants.

- **En 2014 :**

Les recherches effectuées par Pietarinen et al. ([Pietarinen et al., 2014](#)) insiste sur l'importance de l'implication émotionnelle et cognitive des élèves dans leurs travail scolaire pour leur bien-être et leur prospérité académique. Les chercheurs soulignent que l'engagement des étudiants dans les relations sociales et les activités d'apprentissage est un facteur décisif pour leurs avenir. Les émotions liées aux interactions avec les enseignants ou les camarades, associées aux problèmes de bien-être à l'école, constituent une base importante pour l'engagement cognitif des apprenants, influençant ainsi directement ce qu'ils

peuvent retirer du processus d'apprentissage. Les enseignants sont donc censés veiller à ce que ces aspects émotionnels et cognitifs soient pris en compte durant toute la durée de l'apprentissage, si tant est qu'ils souhaitent promouvoir la réussite des élèves.

L'étude réalisée par Pardos et al. (Pardos et al., 2014) met en lumière l'importance capitale de l'émotion et de l'implication des élèves dans les plateformes de tutorat web sur leurs performances aux examens de mathématiques à enjeux élevés. Les résultats indiquent que l'ennui et la confusion des élèves pendant la résolution de problèmes sont négativement corrélés avec leurs performances, sauf lorsqu'ils interviennent lors de séances de tutorat structuré. De manière inattendue, l'ennui est positivement corrélé avec les performances dans ce contexte. De plus, l'engagement concentré et, de manière surprenante, la frustration sont associés à des résultats d'apprentissage positifs. Ces résultats mettent en évidence l'importance de tenir compte des états émotionnels et les comportements des élèves tout au long de l'année scolaire pour prédire leurs résultats aux examens et favoriser leurs réussite académique.

- **En 2016 :**

Ebinagbome et al. (Ebinagbome & Nizam, 2016) ont mené l'effectivité de l'intelligence émotionnelle sur les résultats dans les institutions tertiaires en malaisie met en évidence que l'empathie et l'auto-motivation sont des facteurs clés influençant positivement la réussite académique. En revanche, la conscience de soi, la gestion émotionnelle et les compétences interpersonnelles montrent des liens moins significatifs. Les chercheurs recommandent que les établissements organisent des séminaires pour aider les étudiants à mieux comprendre et gérer leurs émotions, ce qui pourrait améliorer leurs performance académique et la réputation éducative des institutions. Cette étude souligne l'importance de soutenir les étudiants dans le développement de leurs intelligence émotionnelle, en mettant particulièrement l'accent sur l'empathie et l'auto-motivation pour favoriser leurs réussite académique.

- **En 2019 :**

L'étude menée par Xing et al. (Xing et al., 2019) met en évidence l'importance des émotions liées aux réalisations des étudiants participant aux forums de conversation des MOOCs pour leurs persistance et leurs engagement dans les cours en ligne. En utilisant la théorie de l'évaluation de la valeur des émotions, les auteurs démontrent que les émotions d'accomplissement, telles que

les émotions positives activantes et désactivantes, ainsi que les émotions négatives activantes et désactivantes, jouent un rôle crucial dans l'expérience d'apprentissage des étudiants. L'étude souligne que la compréhension de ces émotions peut permettre de concevoir des interventions efficaces pour améliorer la rétention des apprenants dans les MOOCs. Il est essentiel pour les praticiens de l'éducation en ligne de prendre en considération ces aspects émotionnels pour favoriser l'efficacité des élèves dans les environnements virtuels d'apprentissage.

- **En 2020 :**

Yu et ses collègues. (Yu et al., 2020) ont examiné les liens entre l'interaction en ligne, l'engagement émotionnel et la persistance dans l'apprentissage en ligne. Leur étude met en lumière l'importance cruciale de ces facteurs pour favoriser la persistance des étudiants dans les environnements d'apprentissage en ligne. En fournissant des insights sur la manière dont l'interaction en ligne et l'engagement émotionnel influencent la persistance dans l'apprentissage, cette recherche offre aux éducateurs des pistes pour concevoir des interventions visant à soutenir les étudiants pendant toute leur période d'apprentissage en ligne.

Ozhan et all. (Ozhan & Kocadere, 2020) ont développé une approche innovante pour explorer les émotions des apprenants dans un contexte d'apprentissage en ligne basé sur le jeu. Leur étude souligne l'importance des émotions dans l'encouragement et le succès scolaire des élèves. En mettant en lumière comment les éléments ludiques influent sur l'engagement émotionnel, cette recherche vise à fournir aux enseignants des moyens d'améliorer l'expérience d'apprentissage des apprenants. Ces facteurs ne peuvent être pleinement saisis qu'en observant l'engagement émotionnel des apprenants pendant toute la durée de leur expérience dans le cadre du jeu.

Graesser. (Graesser, 2020) se penche sur l'importance des émotions dans les contextes éducatifs intégrant la technologie. L'auteur met en lumière la façon dont les technologies d'apprentissage ont évolué pour accroître les émotions et la motivation des apprenants. L'impact des émotions sur l'apprentissage à court terme est souligné, avec une exploration de la théorie du contrôle des valeurs pour comprendre les émotions pendant ces périodes. De plus, examine les différentes émotions ressenties lors de l'apprentissage dans des environnements technologiques, en soulignant l'importance de surveiller ces émotions pendant toute la durée de l'apprentissage. En intégrant des connaissances is-

sues de divers Des secteurs tels que la psychologie, l'éducation et l'informatique, l'auteur souligne la nécessité de comprendre et d'évaluer les émotions des apprenants afin d'optimiser les environnements d'apprentissage personnalisés qui répondent à leurs besoins émotionnels.

- **En 2021 :**

Cobos et al. (Liu et al., 2021) vise à quantifier l'influence des émotions liées à la réussite sur l'apprentissage des étudiants dans les MOOCs. L'objectif principal est d'analyser les émotions des étudiants et leur impact sur les performances académiques en utilisant un modèle d'apprentissage automatique performant. À travers l'extraction de caractéristiques textuelles basées sur la bibliothèque Linguistic Inquiry and Word Count (LIWC), le système développé identifie les émotions d'accomplissement des étudiants dans les forums des MOOCs. cette étude se déroule dans le domaine de l'enseignement en ligne et de l'analyse de sentiments. Les résultats obtenus offrent des perspectives précieuses pour les plateformes de MOOCs et les instructeurs afin d'optimiser l'expérience d'apprentissage des élèves en recommandant des méthodes et des outils pour l'apprentissage adaptées en fonction des émotions détectées.

Cette étude menée par Sujanaa et al. (Sujanaa et al., 2021) se concentre sur l'émotion recognition à travers l'analyse des images de la bouche, en utilisant des techniques avancées telles que le support vecteur machine (SVM) et le réseau neuronal convolutif unidimensionnel (1D-CNN). En adoptant une approche novatrice, les chercheurs ont réussi à détecter avec précision les émotions de bonheur, de normalité et de surprise, en mettant en évidence l'importance de la région de la bouche dans la reconnaissance émotionnelle. Les résultats obtenus ont démontré des performances élevées de l'ordre de 97,44% pour SVM et 98,51% pour 1D-CNN, offrant ainsi des perspectives prometteuses pour l'application de ces techniques dans le domaine de la reconnaissance émotionnelle et de l'interaction homme-machine.

- **En 2022 :**

Cette étude menée par Liu et al. (Liu et al., 2022) s'attache à la création d'un modèle de classification textuelle, BERT-CNN, pour automatiser l'identification de l'implication émotionnelle et cognitive dans les discussions de MOOC en vue de prédire les réalisations d'apprentissage. En utilisant cette approche novatrice, les chercheurs ont pu analyser les interactions émotionnelles et cognitives des apprenants, mettant en lumière l'importance de ces

## CHAPITRE 2. ENGAGEMENT ÉMOTIONNEL DES APPRENANTS DANS LES ENVIRONNEMENTS D'APPRENTISSAGE

facteurs dans l'apprentissage en ligne. Les résultats obtenus ont montré une corrélation significative entre l'engagement émotionnel et cognitif et la réussite académique des apprenants, offrant ainsi des perspectives précieuses pour l'évaluation des méthodes d'apprentissage en ligne et la progression des compétences des étudiants dans un contexte numérique en constante évolution.

Référence	Objectif(s)	Acteur(s)	Méthode(s)	Domaine
(Parker et al., 2004)	Analyser la corrélation entre l'intelligence émotionnelle et la réussite académique des lycéens.	Étudiants	l'Inventaire du Quotient Emotionnel (EQ-i :YV)	Psychologie, Éducation, Intelligence émotionnelle.
(Márquez et al., 2006)	Explorer la relation entre l'intelligence émotionnelle, la compétence sociale et la réussite académique chez les élèves du secondaire.	Étudiants	Mayer-Salovey-Caruso Emotional Intelligence Test (MSCEIT)	Psychologie, Éducation, Intelligence émotionnelle.
(Mohzan et al., 2013)	Examiner la relation entre l'intelligence émotionnelle des étudiants et leur réussite académique.	Étudiants	logiciels SPSS, corrélation de Pearson	psychologie de l'éducation
(Pietarinen et al., 2014)	Mettre en évidence l'impact de l'engagement émotionnel et cognitif des élèves sur leurs bien-être subjectif et leurs performances académiques.	Enseignants, Étudiants	fichiers étudiants Analyse : modèle d'équations structurelles (SEM).	Psychologie de l'éducation, la pédagogie est la performance académique.
(Pardos et al., 2014)	Analyser l'impact de l'affect et de l'engagement des élèves dans une plateforme de tutorat en ligne sur leurs performances aux examens.	Enseignants, Étudiants	Data d'observation et fichiers de log : J48, JRip, Naive Bayes, K*	Apprentissage en ligne.
(Ebinagbome & Nizam, 2016)	Étudier l'impact de l'intelligence émotionnelle sur la performance académique des étudiants dans les institutions tertiaires en Malaisie.	Enseignants, Étudiants	Questionnaires, Analyse : régression via SPSS19	Psychologie de l'apprentissage, Technologies éducatives et Éducation.

CHAPITRE 2. ENGAGEMENT ÉMOTIONNEL DES APPRENANTS DANS LES ENVIRONNEMENTS D'APPRENTISSAGE

(Yu et al., 2020)	Explorer les relations entre l'interaction en ligne, l'engagement émotionnel et la persistance dans l'apprentissage en ligne pour améliorer la compréhension des facteurs influençant l'épanouissement des étudiants dans les environnements d'apprentissage virtuels.	Étudiants	Questionnaires, analyse SEM avec PLS-SEM.	E-learning, l'éducation numérique
(Xing et al., 2019)	Analyser comment les émotions d'accomplissement des étudiants influencent leurs propension à rester engagés dans les MOOCs et à éviter l'abandon du cours.	Étudiants	Émotions liées (mot clé) : svm, arbre de décision, naïve base	Apprentissage en ligne.
(Ozhan & Kocadere, 2020)	Analyser comment l'implication émotionnelle influe sur la motivation et la réussite scolaire des élèves dans un cadre d'apprentissage en ligne utilisant des éléments de jeu.	Enseignants, étudiants	analyser les relations entre les variables clés est l'analyse de chemin (path analysis)	Psychologie de l'apprentissage, technologie éducative, gamification.
(Graesser, 2020)	Comprendre l'importance des émotions dans les environnements d'apprentissage riches en technologie et leur impact sur l'apprentissage à court terme.	Enseignants, étudiants	Analyse des données observation : théorie du contrôle, analyse factorielle, SEM.	Psychologie de l'apprentissage, technologie éducative, éducation.
(Liu et al., 2021)	Quantifier l'impact des émotions liées à la réussite sur l'apprentissage des étudiants dans les Massive Open Online Courses (MOOCs).	Étudiants	liés au mouvement "K-Nearest, Régression logistique, Naive Bayes, Arbre de décision, Random Forest, SVM"	Apprentissage en ligne

## CHAPITRE 2. ENGAGEMENT ÉMOTIONNEL DES APPRENANTS DANS LES ENVIRONNEMENTS D'APPRENTISSAGE

(Sujanaa et al., 2021)	Développement d'un système de reconnaissance d'émotions basé sur l'analyse d'image de la bouche, utilisant SVM et 1D-CNN pour améliorer la précision.	Étudiants	reconnaissance des émotions à partir d'image faciale "CNN, HOG, LBP, SIFT, SURF, SVM"	intelligence artificielle et de la perception émotionnelle.
(Liu et al., 2022)	Développer un modèle de classification de texte, BERT-CNN, pour automatiser, identifier l'implication émotionnelle et cognitive dans les discussions de MOOC afin de prédire les réalisations d'apprentissage.	Étudiants	Classification de texte "BERT-CNN"	Apprentissage en ligne

**TABLEAU 2.1** – Travaux sur l'engagement émotionnel dans le EIAH

D'après l'analyse des travaux de recherche précédents, on peut tirer les conclusions suivantes :

- De nombreux systèmes ont porté leurs attention sur les apprenants et leurs degrés d'engagement.
- La notion d'engagement des étudiants a été explorée et adaptée à diverses disciplines et domaines d'étude, tels que :
  - Psychologie
  - Éducation
  - Intelligence artificielle
  - Apprentissage en ligne
- L'objectif partagé était d'accroître la compréhension de l'implication dans les environnements d'enseignement en ligne afin de créer des expériences :
  - Plus personnalisées
  - Plus efficaces
- Ces recherches visaient à :
  - Guider les enseignants.

- Soutenir directement les apprenants en optimisant leur motivation et participation.
- Le concept d'engagement étudiantin a été abordé dans de multiples contextes liés à l'apprentissage en ligne, soulignant son importance transversale.

## 2.8 Conclusion

Ce chapitre a permis de définir le concept d'engagement des apprenants dans les environnements d'apprentissage, en mettant en lumière ses dimensions comportementale, affective et cognitive. Une revue de littérature a ensuite été présentée, synthétisant les principales recherches menées sur l'engagement à la fois des apprenants et des enseignants dans les environnements de formation numériques.

Dans le prochain chapitre, nous allons aborder l'approche proposée.

# Chapitre 3

## Conception du système

### 3.1 Introduction

Dans ce chapitre, nous allons présenter notre approche qui vise à proposer une approche pour évaluer l'impact de l'apprentissage personnalisé sur l'engagement émotionnelle des apprenants dans un contexte d'apprentissage en ligne. L'architecture globale du système P\_Learn sera présentée avec ses diverses fonctionnalités ainsi que la conception de notre base de données.

### 3.2 Objectifs du travail

Ce travail a pour but principal d'analyser l'impact de l'apprentissage personnalisé sur l'engagement émotionnel des apprenants. L'engagement émotionnel est identifié comme un facteur critique dans l'évaluation des résultats de l'apprentissage en ligne. Il se réfère aux émotions positives et négatives que les apprenants ressentent à l'égard des contenus présentés, de leurs enseignants, de leurs pairs, etc. Dans ce travail, nous proposons une approche basée sur l'utilisation de machines à vecteurs de support (SVM) pour détecter automatiquement l'état émotionnel de l'apprenant à travers les techniques d'analyse de sentiments issues du traitement automatique du langage naturel (TALN).

Pour cela, la plateforme d'apprentissage en ligne P\_Learn a été implémentée. Cette plateforme offre une formation personnalisée selon les styles d'apprentissage des apprenants. Parmi les objectifs de la plateforme P\_Learn, nous pouvons citer :

- Créer un environnement propre pour chaque utilisateur du système (apprenant et enseignant).

- Établissez un espace dédié à l'administrateur afin de superviser le travail des acteurs du système.
- Offrir à l'enseignant un espace pour créer et gérer son contenu pédagogique : Cours, travaux dirigés (TD), travaux pratiques (TP), liens vers des vidéos, exercices, exemples, questions à multiples choix (QCM).
- Offrir aux apprenants un espace d'apprentissage, où ils peuvent collaborer, partager des ressources et commenter chaque objet d'apprentissage.
- Chaque apprenant peut consulter ou télécharger les cours, les TDs, les TPs et autres ressources d'apprentissage. Ils peuvent également répondre aux QCMs et voir leurs résultats.
- L'enseignant peut consulter les commentaires de ses apprenants.
- Le système offre un espace pour afficher des statistiques liées à l'apprentissage sur la plateforme, et aussi des tableaux de bord pour le suivi des apprenants.

### 3.3 Architecture générale du système

Le système est composé de :

1. Un serveur de réseau.
2. Une base de données centralisée qui conserve les caractéristiques et les données concernant les divers intervenants du système.
3. Trois principales interfaces offrent aux acteurs la possibilité d'interagir avec le Système. La figure (3.1) Ci-dessous illustre l'architecture globale du système.

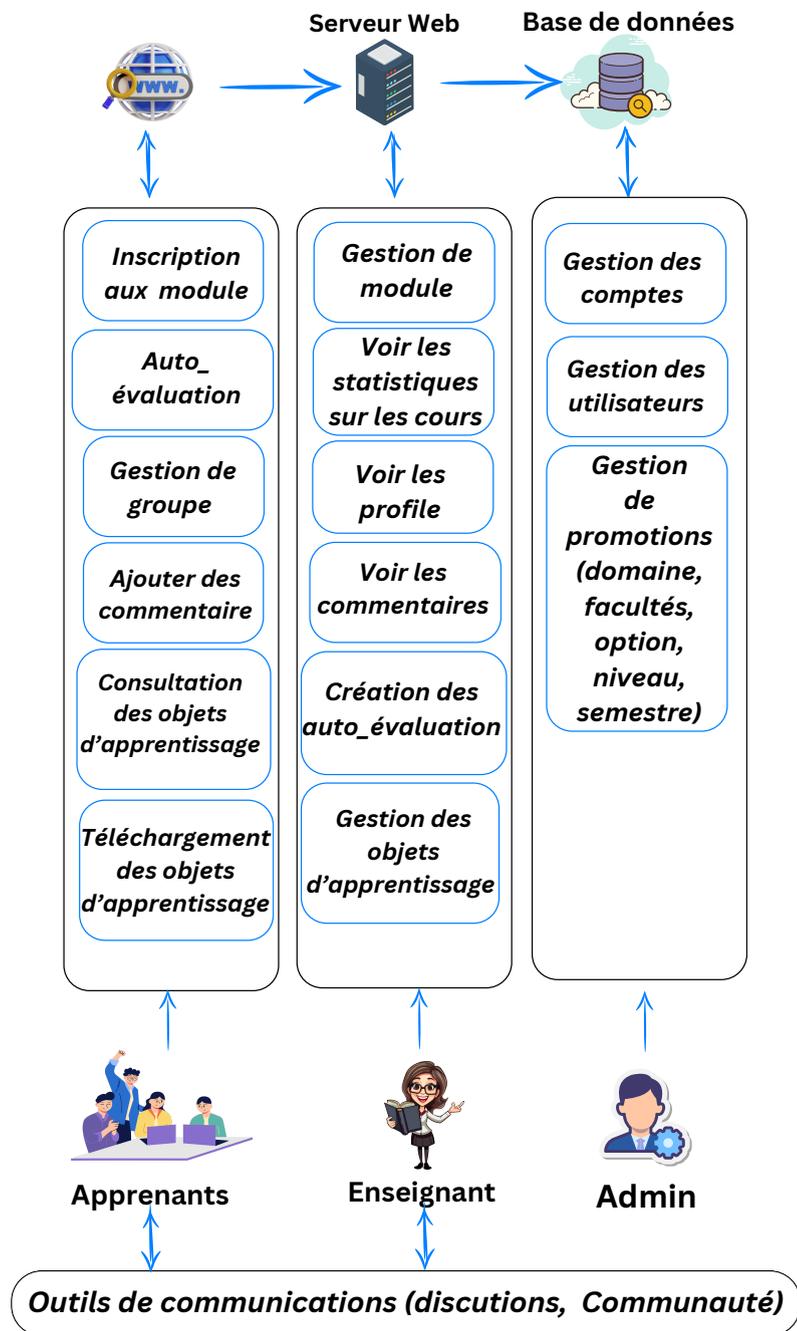


FIGURE (3.1) – Architecture globale du système.

## 3.4 Analyse fonctionnelle

### 3.4.1 Acteurs et fonctionnalités du système

**Administrateur** La figure (3.2) suivante illustre les principales fonctionnalités de l'administrateur.



FIGURE (3.2) – Fonctions d'administrateur.

**Apprenant** : La figure (3.3) suivante présente les différentes fonctionnalités que les apprenants peuvent effectuer durant leurs processus de formation.

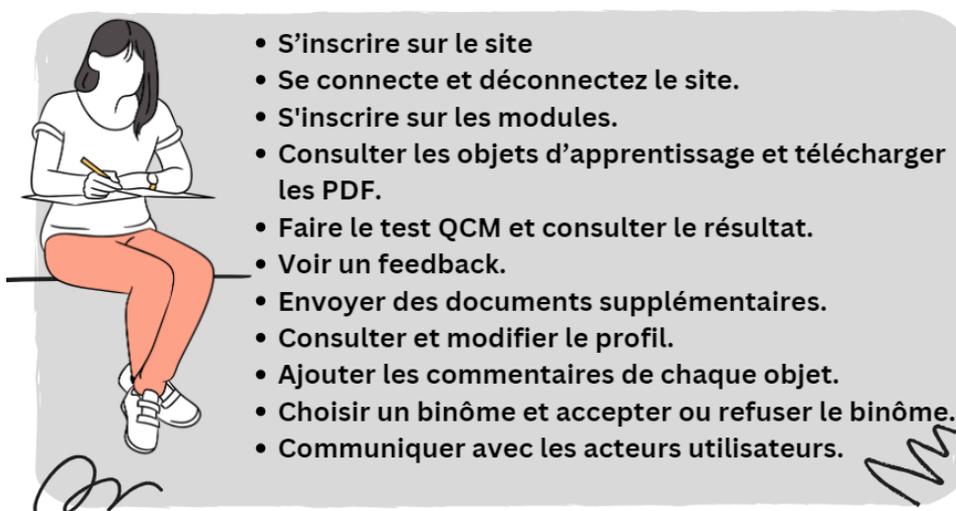


FIGURE (3.3) – Fonctions d'apprenant.

**Enseignant** : Les différentes responsabilités associées à l'enseignant sont illustrées dans le schéma (3.4) ci-dessous.



FIGURE (3.4) – Fonctions Enseignant.

### 3.4.2 Diagramme de cas d'utilisation

Les deux figures suivantes (3.5), (3.6) représentent, respectivement, le diagramme de cas d'utilisation "administrateur", et le diagramme de cas d'utilisation "utilisateur".

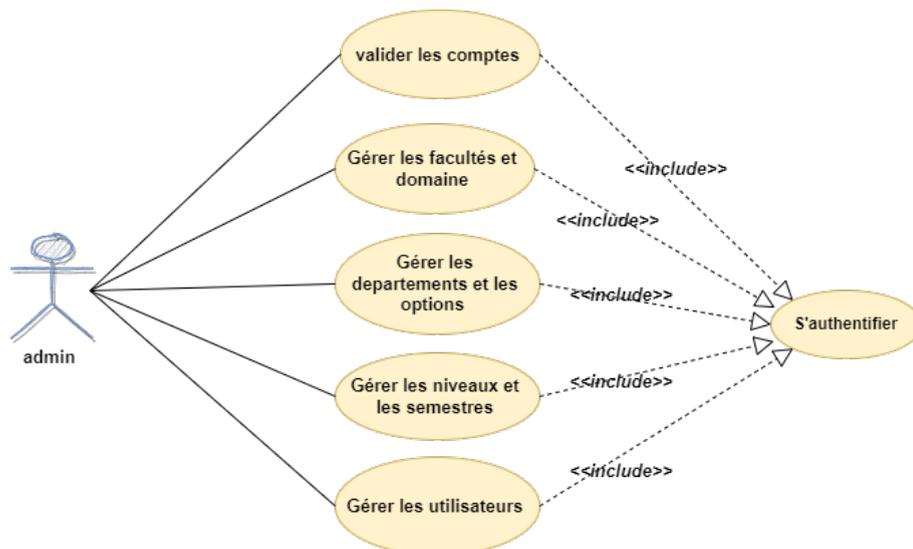
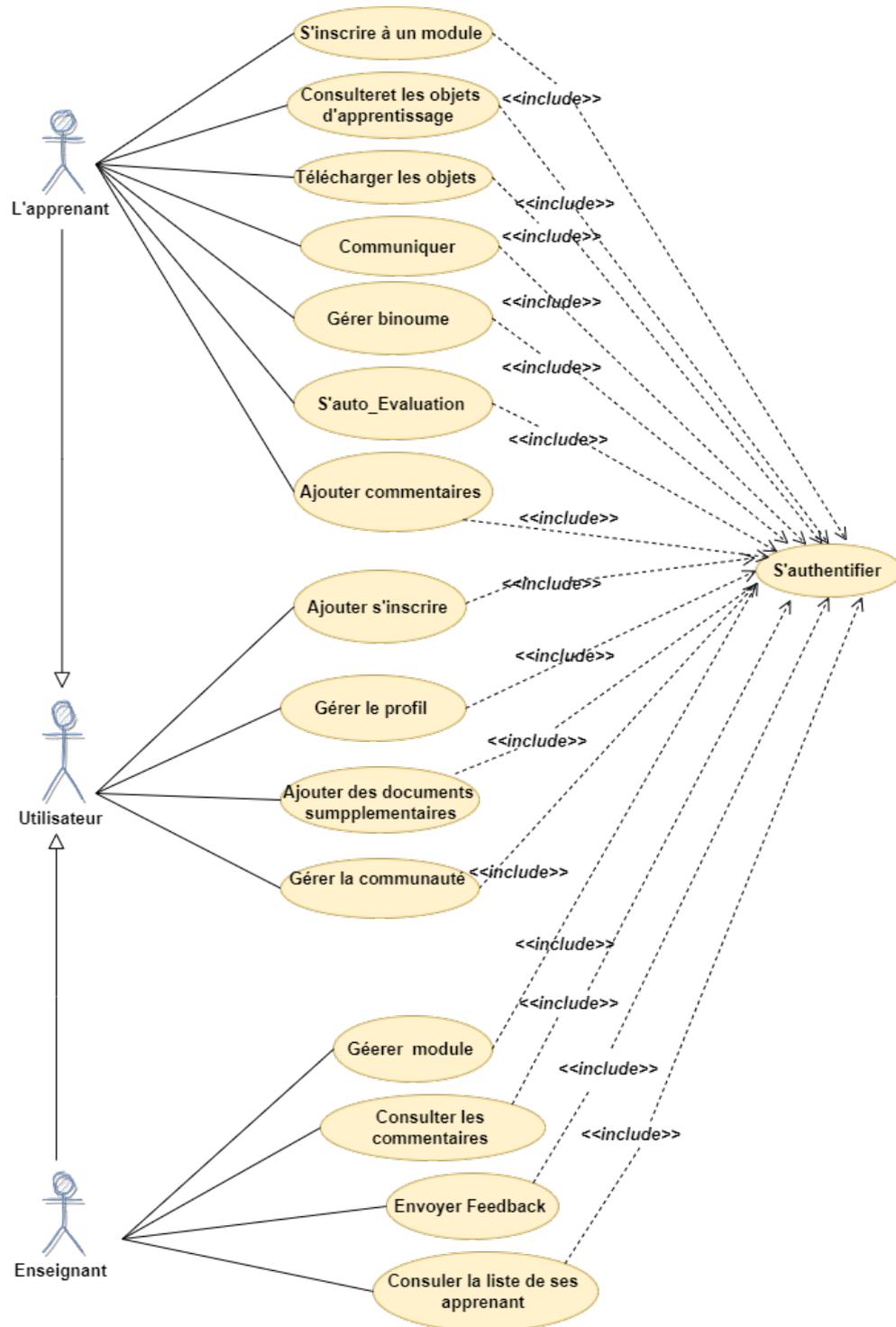


FIGURE (3.5) – Diagramme de cas d'utilisation 'Administrateur'



**FIGURE (3.6)** – Diagramme de cas d'utilisation "Utilisateur" (Enseignant/Apprenant)'

### 3.4.3 Dictionnaire de données

N°	Code	Description	Type
1	id-apport	Identificateur des cours d'apport externe	int(11)
2	titre-apport	Titre des cours apport externe	int(11)
3	lien-apport	Lien des cours apport externe	text
4	date-apport	Date des cours apport externe	datetime
5	id-commentaire	Identificateur de commentaire	int(10)
6	titre-commentaire	Titre de commentaire	text
7	date-commentaire	Date de commentaire	datetime
8	id-cour	Identificateur des cours	int(11)
9	type-cour	Type des cours	int(1)
10	titre-cour	Titre des cours	text
11	contenu-cour	Contenu des cours	text
12	id-demander	Identificateur demande groupe	int(10)
13	etat-demande	l'état demande groupe	int(11)
14	id-departement	Identificateur de département	int(10)
15	nom-departement	Nom de département	varchar(25)
16	id-domaine	Identificateur de demain	int(10)
17	nom-domaine	Nom de demain	varchar(25)
18	sigle-domaine	sigle de demain	varchar(25)
19	id-evaluation	Identificateur d'évaluation de module	int(10)
20	titre-evaluation	Titre d'évaluation de module	varchar(25)
21	duree-evaluation	Duree d'évaluation de module	varchar(25)
22	date-evaluation	Date d'évaluation de module	date
23	id-evaluation	Identificateur d'évaluation de chapitre	varchar(25)
24	titre-evaluation	Titre d'évaluation de chapitre	varchar(25)
25	duree-evaluation	Duree d'évaluation de chapitre	varchar(25)
26	date-evaluation	Date d'évaluation de chapitre	date
27	id-Faculte	Identificateur de faculté	int(10)
28	nom-Faculte	Nom de faculté	int(10)
29	id-feed-back	Identificateur de feedback	int(11)
30	contenu-feed-back	Contenu de feedback	text
31	date-feed-back	Date de feedback	datetime
32	type-expediteur	Type de feedback	int(11)
33	type-feed-back	Type de feedback	int(11)
34	id-filiere	Identificateur de filiere	int(10)
35	nom-filiere	Nom de filiere	int(10)
36	sigle-filiere	Sigle de filiere	varchar(25)
37	id-groupe	Identificateur de groupe	int(10)
38	id-membre1	Identificateur de binôme 1	int(10)
39	id-membre2	Identificateur de binôme 2	int(10)
40	id-inscription	Identificateur d'inscription	int(10)

41	id-message	Identificateur de message	int(10)
42	contenu-message	Contenu de message	text
43	id-module	Identificateur de module	int(10)
44	nom-module	Nom de module	int(10)
45	description-module	description de module	text
46	sigle-module	sigle de module	varchar(25)
47	id-niveau	Identificateur de niveau	int(10)
48	nom-niveau	Nom de niveau	varchar(25)
49	id-note	Identificateur de la note d'évaluation	int(10)
50	valeur-note	valeur de la note d'évaluation	int(11)
51	date-note	date de la note d'évaluation	datetime
52	id-notification	Identificateur de notification	int(10)
53	type-notification	Type de notification	varchar(25)
54	contenu-notification	Contenu de notification	varchar(25)
55	date-notification	date de notification	datetime
56	id-objet	Identificateur d'objet d'apprentissage	int(10)
57	type-objet	Type d'objet d'apprentissage	int(1)
58	titre-objet	Titre d'objet d'apprentissage	text
59	contenu-objet	Contenu d'objet d'apprentissage	text
60	date-remise	Date remise d'objet d'apprentissage	datetime
61	nombre	Nombre des binômes d'objet	int(11)
62	id-options	Identificateur d'option	int(10)
63	nom-options	Nom d'option	varchar(25)
64	id-question	Identificateur de question	int(11)
65	titre-question	Titre de question	text
66	contenu-question	Contenu de question	text
67	date-question	Date de question	datetime
68	id-question-evaluation	Identificateur de question d'évaluation	int(10)
68	qcm	Contenu de question d'évaluation	text
69	id-reponse	Identificateur de réponse	int(10)
70	contenu-reponse	Contenu de réponse	text
71	date-reponse	Date de réponse	datetime
72	id-reponse-evaluation	Identificateur de réponse Évaluation	int(11)
73	reponse-qcm	Réponse de QCM	text
74	statut-reponse	statut-reponse	int(11)
75	id-reponse-evaluation	Identificateur réponse QCM 'chapitre'	int(11)
76	reponse-qcm	Réponse de QCM 'chapitre'	text
77	statut-reponse	statut-reponse 'chapitre'	int(11)
78	id-semester	Identificateur de semestre'	int(10)
79	nom-semester	Nom de semestre	varchar(25)
80	id-travail	Identificateur de travail	int(10)
81	lien-travail	lien de travail	text
82	date-document	date de document	datetime
83	id	Identificateur d'user	int(100)
84	name	Nom d'user	varchar(100)

85	firstname	Prénom d'user	varchar(100)
86	sexe	sexe d'user	varchar(20)
87	email	Email d'user	varchar(100)
88	password	mot passe d'user	varchar(100)
89	user-type	Type d'user	varchar(20)
90	datesubscription	date suscription d'user	date
91	state	state d'user	int(1)
92	online	date de document	int(1)
93	id-voir	Identificateur voir la question	int(11)
94	date-voir	date voir la question	datetime

TABLEAU 3.1 – Dictionnaire des données

### 3.4.4 Diagramme de classe

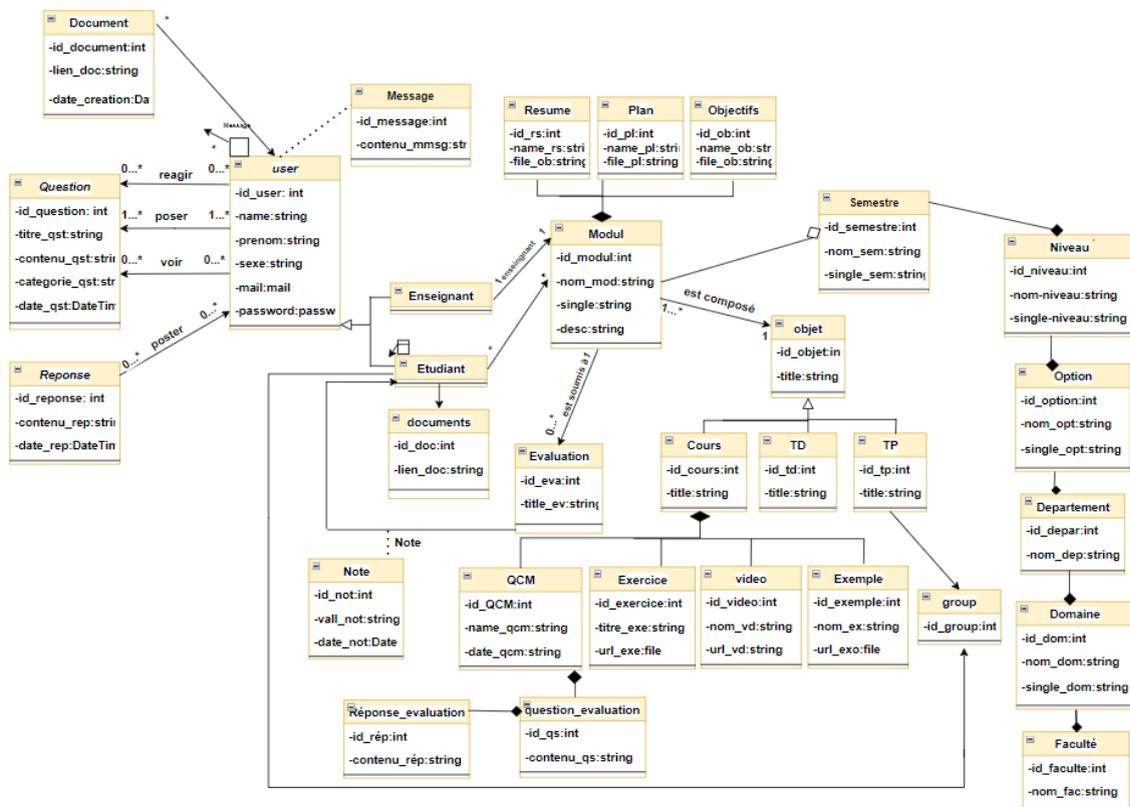


FIGURE (3.7) – Diagrammes de classe.

### 3.5 Évaluation de l'engagement émotionnel des apprenants en se basant sur l'analyse des sentiments

L'objectif principal de cette étude consiste à examiner comment l'apprentissage personnalisé influence l'implication émotionnelle des apprenants dans un environnement d'apprentissage en ligne. Pour repérer automatiquement les émotions des apprenants, une méthode reposant sur l'analyse des émotions est suggérée. Cette méthode repose sur l'étude des retours des étudiants pendant l'apprentissage. Ce traitement vise à susciter les émotions des apprenants à l'égard du contenu proposé dans l'environnement d'apprentissage.

Notre objectif est d'appliquer l'analyse des sentiments qui est une méthode de traitement du langage naturel, permet de déterminer si les émotions des apprenants à l'égard du contenu pédagogique offert sont positives, négatives ou neutres. Les Machines à Vecteurs de Support (SVM), une méthode de l'intelligence artificielle, sont employées afin de repérer les émotions des étudiants. La figure (3.8) illustre les étapes de l'approche proposée.

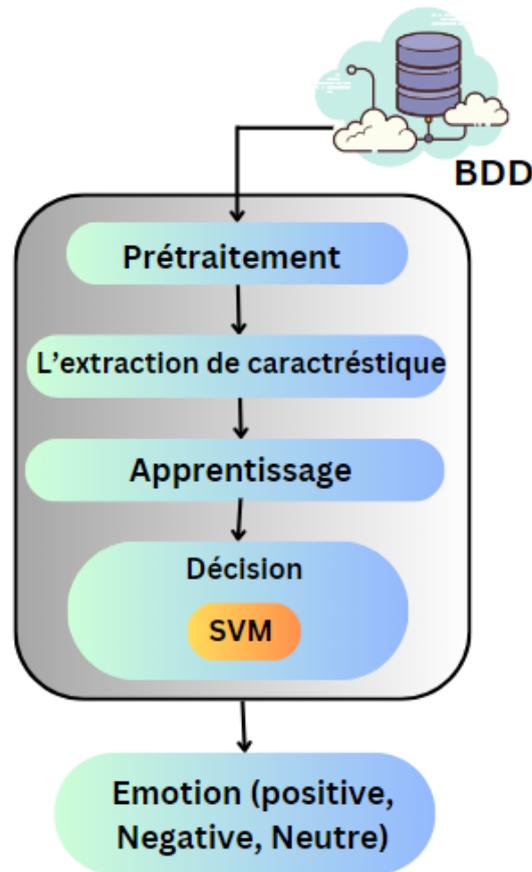


FIGURE (3.8) – Approche d’analyse des sentiments.

Dans ce qui suit, nous détaillons les étapes suivies par notre processus de détections automatiques de sentiments.

### 3.5.1 Prétraitement

Le prétraitement des données textuelles est une étape fondamentale dans les opérations de traitement du langage naturel avant d’appliquer des techniques d’apprentissage automatique. Cette phase permet de nettoyer et de structurer les informations brutes pour les rendre utilisables par les algorithmes. Les prétraitements qui ont été appliqués sur les commentaires des apprenants sont :

1. **Normalisation (Normalization)** La figure (3.9) illustre le processus de normalisation des données textuelles. Ce processus consiste à appliquer une série de transformations, telles que la conversion en minuscules, la suppression des

accents, l'expansion des abréviations, etc, afin d'améliorer la représentation des données brutes.

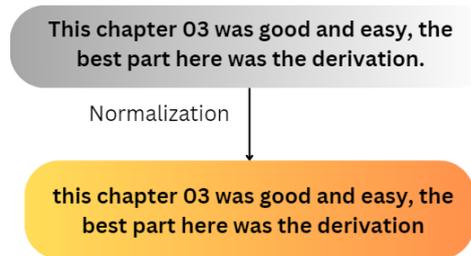


FIGURE (3.9) – Normalisation.

2. **Nettoyage (Cleaning)** La figure (3.10) représente l'étape de nettoyage du texte. Ce processus vise à supprimer les éléments indésirables présents dans les données brutes, comme le code HTML, les URL, les caractères spéciaux, etc. L'objectif est d'obtenir un texte propre sans bruit superflu.

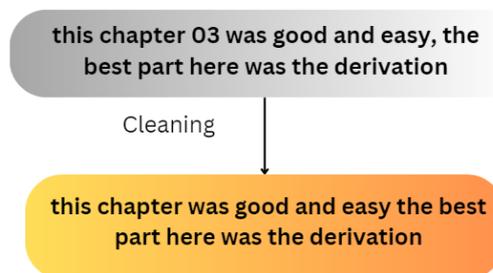


FIGURE (3.10) – nettoyage du texte

3. **Suppression des mots vides (stop words)** Les mots vides (stop words) sont des termes très courants sans charge sémantique importante, comme les articles, les prépositions, les pronoms, etc. Leur suppression permet de réduire la taille des données et de se concentrer sur les mots porteurs de sens. La figure (3.11) illustre un exemple de nettoyage du texte.



FIGURE (3.11) – Nettoyage du texte.

4. **Lemmatisation (Lemmatization)** La lemmatisation consiste à rétablir la forme canonique de base de chaque mot, appelée lemme, en tenant compte des parties du discours (POS) des mots. Cela permet de regrouper les mots ayant la même racine, quel que soit leur temps, genre ou nombre. La figure (3.12) illustre un exemple de Lemmatisation (Lemmatization).



FIGURE (3.12) – Lemmatisation.

5. **Tokenisation** La figure (3.13) représente Tokenisation. ce processus de tokenisation permet de séparer le texte en petites unités appelées jetons (tokens), qui peuvent être des mots, des phrases, des caractères ou même des sous-mots. C'est une étape essentielle pour permettre au modèle d'analyser le texte.

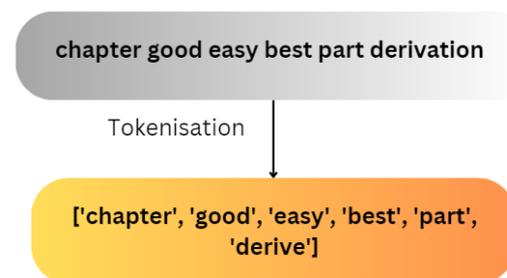


FIGURE (3.13) – Tokenisation

### 3.5.2 Extraction de caractéristique

Le TF-IDF (Term Frequency-Inverse Document Frequency) est une méthode utilisée pour extraire des caractéristiques textuelles couramment utilisée en traitement automatique des langues (TAL) pour extraire des caractéristiques significatives de textes. Cette méthode consiste à calculer la fréquence des mots (TF) Dans un document, la fréquence est inversée des documents (IDF) pour pondérer l'importance de chaque mot dans un document et dans l'ensemble des documents. Les étapes sont les suivantes :

#### 1. Calculer la fréquence des mots (TF) :

La fréquence des mots (TF) est représentée par le nombre de fois qu'un mot est utilisé dans un texte divisé par le nombre total de fois que tous les mots dans le texte. Voici la formule mathématique pour calculer la fréquence des mots :

$$\text{TF}(w, d) = \frac{\text{nb occurrences de } w \text{ dans } d}{\text{nb total d occurrences dans } d} \quad (3.1)$$

où :

- $\text{TF}(w,d)$  est la fréquence du mot  $w$  dans le texte  $d$ .
- Nb occurrences de  $w$  dans  $d$  est le nombre d'occurrences du mot  $w$  dans le texte  $d$ .
- Nb total d'occurrences dans  $d$  est Le nombre total de fois où tous les mots apparaissent dans le texte  $d$ .

#### 2. Calculer la fréquence inverse des documents (IDF) :

La fréquence inverse des documents (IDF) est une valeur qui mesure l'importance relative d'un terme dans une collection de documents. Elle est calculée en divisant Le nombre total de documents présents dans le corpus est divisé par le nombre de documents contenant le terme concerné. Voici la formule pour calculer l'IDF :

$$\text{IDF} = \log \left( \frac{N}{\text{df}} \right) \quad (3.2)$$

où :

- $N$  est le nombre total de documents dans le corpus.
- $\text{df}$  est le nombre de documents contenant le terme.

3. **Combiner TF et IDF pour obtenir les scores TF-IDF pour chaque mot dans chaque document.**

Pour chaque mot dans chaque document, multiplier la fréquence du terme (TF) par la fréquence inverse des documents (IDF) pour obtenir le score TF-IDF. Le score TF-IDF représente l'importance du mot dans le document, en tenant compte à la fois de sa fréquence dans le document et de sa rareté dans le corpus.

4. **Représenter les documents dans un espace vectoriel en utilisant les scores TF-IDF.**

5. **Éventuellement, binariser les scores TF-IDF** en remplaçant les valeurs supérieures à un seuil prédéfini par 1 (présence du mot) et les valeurs inférieures ou égales au seuil par 0 (absence du mot).

### 3.5.3 Apprentissage

L'objectif de cette étape consiste à évaluer un modèle en fonction des traits choisis. Finalement, des fichiers modèles sont élaborés.

La détection des émotions des apprenants a été réalisée en utilisant une Machine à vecteur de support (SVM). Parmi les problèmes rencontrés lors de l'utilisation de classifieurs, figure la nécessité d'optimiser les hyperparamètres conditionnant l'apprentissage. Les performances du modèle SVM ont été améliorées grâce à une recherche sur grille afin d'optimiser ses hyperparamètres. Les valeurs des hyperparamètres retenues sont présentes dans le tableau suivant

Paramètres du modèle	Valeurs
C	[0.001, 0.01, 0.1, 1, 10, 100]
Gamma	[0.1, 0.01, 0.001, 0.0001]
Kernel	['poly', 'rbf', 'linear']

**TABLEAU 3.2** – Configuration optimale des hyperparamètres du modèle SVM

L'apprentissage supervisé a besoin d'une base de donnée étiquetée pour le lancer. Pour cette raison, on était obligé d'étiqueter la base de données qui a été utilisée pour entraîner notre modèle.

L'étiquetage manuel d'une base de donnée peut être très long et laborieux. Pour étiqueter notre base de donnée automatiquement, nous avons utilisé le VADER (Valence Awara Dictionary for Sentiment Reasoning), qui est un outil d'analyse de

sentiment basé sur des règles, utilisé pour évaluer les sentiments exprimés dans les données des médias sociaux. Ses avantages incluent sa capacité à rapidement classer de grandes quantités de données, sa sensibilité aux expressions de sentiment dans les contextes des médias sociaux, et sa généralisation efficace à d'autres domaines (Elbagir & Yang, 2019).

	commentaire	sentiment
0	THANKS	positive
1	Can become simpler	neutral
2	Hmmm	neutral
3	Well done	positive
4	You Against Time	neutral
5	The degrees for the duties were too short	neutral
6	Well -contained	positive
7	Well May give more multiple choice questions a...	positive
8	i'm Thankful for your attention mrs	positive
9	Very easy to understand	positive

	commentaire	sentiment
0	Thank you very match	positive
1	Your attention to detail ensures Everything Ru...	neutral
2	good job	positive
3	Continuous Improvement of the Code Through Con...	positive
4	About this chapter i love it so, Thank you	positive
5	Thank you!	positive
6	Thank you very much for this exercise	positive
7	You consistly exceed expectations with your hi...	neutral
8	It is necessary to provide many examples for a...	positive
9	Well-Structure Race!	neutral

FIGURE (3.14) – Les dix premières lignes de la BDD.

### 3.5.4 Décision

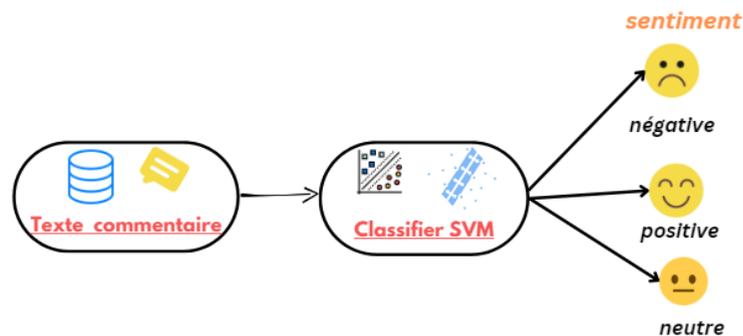
La décision a été prise d'utiliser le classifieur SVM (Support Vector Machine, ou Séparateurs à Vaste Marge). Ce choix est motivé par les performances remarquables des SVM dans de nombreux problèmes de machine learning.

Les SVM font partie des méthodes d'apprentissage supervisé, très performantes pour les problèmes de discrimination et de régression (Cortes & Vapnik, 1995). Leur principe fondamental est de calculer l'hyperplan séparateur optimal maximisant la marge entre les exemples des différentes classes dans un espace de grande dimension. La marge est définie comme la distance entre l'hyperplan séparateur et les exemples les plus proches de chaque classe. Maximiser cette marge permet d'améliorer la généralisation du modèle en réduisant le risque de sur-apprentissage. Cet espace est obtenu par une transformation non linéaire des données d'entrée via une fonction noyau. L'hyperplan est alors construit de manière à maximiser sa distance aux exemples les plus proches, appelés vecteurs de support. La solution ne dépend ainsi que de ces vecteurs de support, et non de la dimensionnalité de l'espace transformé, ce qui confère aux SVM d'excellentes propriétés de généralisation. La formulation originale a été proposée pour des problèmes linéairement séparables, mais a rapidement été étendue aux cas non séparables via la notion de marges souples (Vapnik, 2013). Les SVM contrôlent naturellement la complexité du modèle par un terme de

régularisation, implémentant le principe de minimisation du risque structurel introduit par Vapnik. Grâce à leur fondement théorique solide et à leur grande flexibilité par le choix du noyau, les SVM ont connu un immense succès et sont devenus incontournables en apprentissage statistique et dans de nombreux domaines applicatifs.

Un noyau (kernel en anglais) est une fonction mathématique utilisée dans les machines à vecteurs de support (SVM) pour projeter les données d'entrée dans un espace de dimension supérieure, potentiellement infinie. Cela permet de résoudre des problèmes non linéairement séparables en les rendant linéairement séparables dans un espace de dimension supérieure.

La figure (3.15) illustre le processus de classification des sentiments à partir de commentaires textuels en utilisant un classifieur SVM. Les commentaires sont analysés et classés comme étant positifs, négatifs ou neutres.



**FIGURE (3.15)** – Classification des sentiments à partir de commentaires textuels avec SVM.

### 3.5.5 Conclusion

Ce chapitre a présenté la conception détaillée de notre système ainsi que l'approche de détection des sentiments des apprenants à travers les techniques de TALN (Traitement Automatique du Langage Naturel).

Dans le chapitre suivant, nous examinerons la mise en œuvre du système ainsi que les résultats obtenus.

# Chapitre 4

## Implémentation du Système

### 4.1 Introduction

Les principes fondamentaux de la conception de notre système ont été exposés dans le chapitre précédent, nous abordons à présent sa mise en œuvre et certaines interfaces du système dans ce chapitre. En premier lieu, nous présenterons les outils que nous avons employés pour mettre en place notre système.

### 4.2 Environnement de développement

La configuration de la machine sur laquelle notre système a été développé est la suivante :

#### 4.2.1 Environnement matériel

Matériel	Caractéristiques
PC	<ul style="list-style-type: none"><li>• Processeur : Intel(R) Core (TM) i5-8265U CPU @ 1.60GHz 1.80 GHz</li><li>• Type du système : Système d'exploitation 64bits, processeur x64</li><li>• Mémoire RAM installée : 8,00Go</li><li>• Système d'exploitation : Windows 11 Professionnel.</li></ul>

TABLEAU 4.1 – Caractéristiques du matériel

## 4.2.2 Environnement logiciel

Les outils utilisés pour mettre en place notre système sont les suivants :

### *XAMPP*

XAMPP est un logiciel gratuit et open-source pour la pile de serveur web multi-plateforme, créé par Apache Friends. Le serveur HTTP Apache, la base de données MariaDB (MySQL) et les interprètes pour les scripts écrits en PHP et Perl constituent son ensemble. La désignation XAMPP fait référence aux termes Cross-platform (X), Apache (A), MariaDB (M), PHP (P) et Perl (P). XAMPP a été développé pour faciliter l'installation et l'utilisation, ce qui en fait une option appréciée pour les environnements de développement et de test web (Dvorski, 2007).

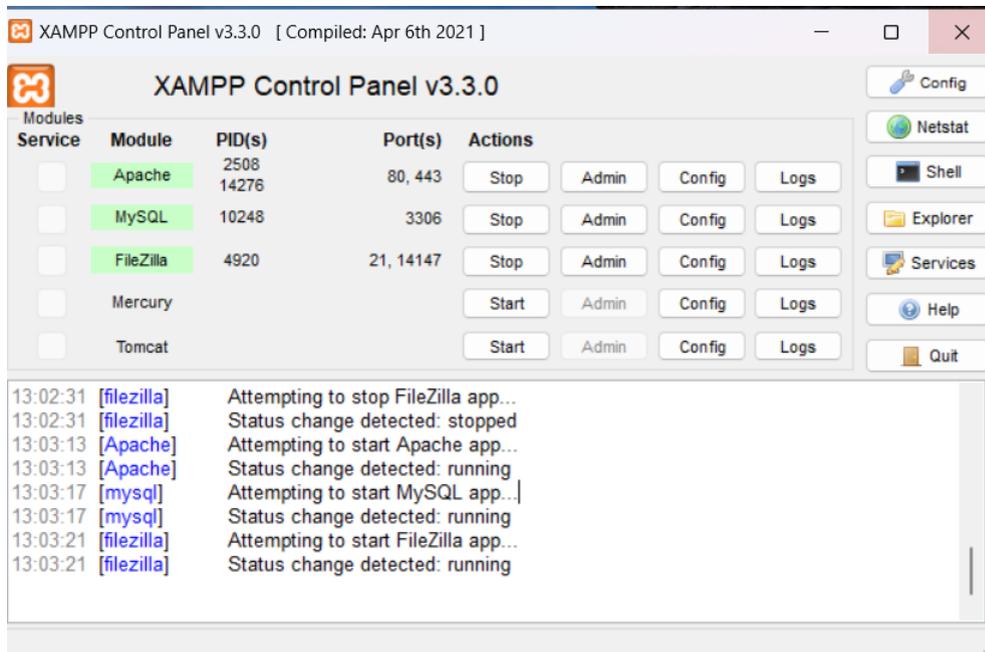


FIGURE (4.1) – XAMPP

### *Google Colaboratory*

Le Google Colaboratory (Colab) est un service cloud gratuit basé sur des cahiers Jupyter, offrant un environnement d'exécution préconfiguré pour l'apprentissage en profondeur et un accès à un GPU puissant. Il permet la collaboration sur des cahiers partagés, facilitant ainsi la diffusion de l'éducation et de la recherche en intelligence artificielle (Carneiro et al., 2018).

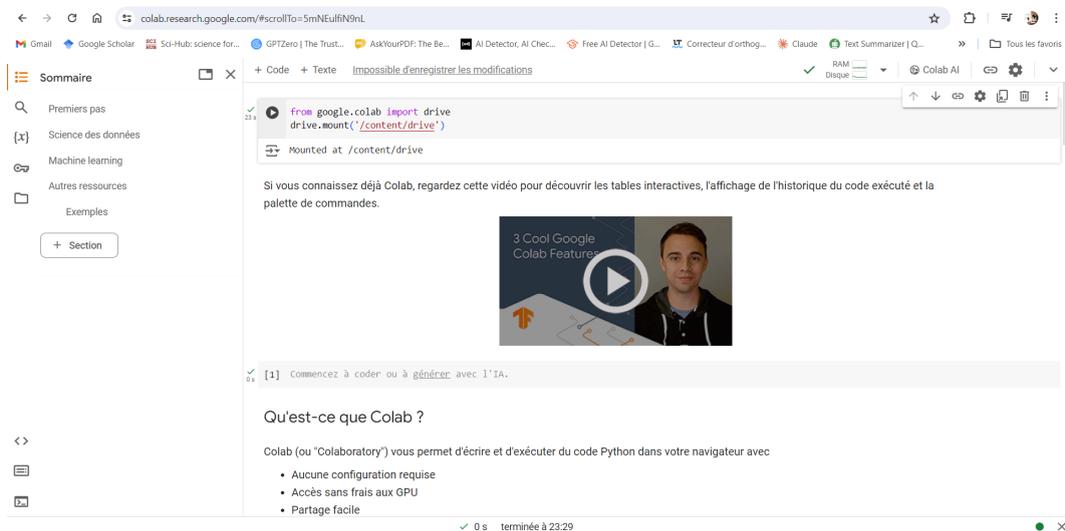


FIGURE (4.2) – Google Colaboratory

### 4.3 Langage de programmation et bibliothèque utilisée

- **MySQL** : MySQL est un système de base de données basé sur des relations SQL connu pour sa rapidité, sa robustesse et ses faibles coûts de communication. Ceci est important dans un contexte web où les pages doivent être servies aussi rapidement que possible (Delisle, 2009).
- **CSS** : La présentation du texte peut être modifiée grâce aux feuilles de style en cascade (CSS), de créer des mises en page multicolonnees et même d'ajouter des animations temporelles et de l'interactivité à la page. Il aborde également les techniques CSS courantes, y compris la création d'une page utilisant le Responsive Web Design. (Robbins, 2012).
- **JavaScript (ou « JS »)** : JavaScript comme un langage interprété et orienté objet de programmation largement utilisé pour rendre les pages web interactives et dynamiques, en permettant aux développeurs d'ajouter des fonctionnalités telles que des animations, des calculs en temps réel et des modifications du contenu sans recharger la page entière (Gyimesi et al., 2019).
- **Python** : Python se distingue par sa puissance et son élégance, sa facilité de lecture et de compréhension. Il est utilisé pour des applications du monde réel et possède une grande communauté de développeurs. Python combine des fonctionnalités communes à de nombreux autres langages de programmation

(Python, 2021).

- **NLTK** : NLTK, ou Natural Language Toolkit, est un ensemble de modules de programmes, de jeux de données et de tutoriels soutenant la recherche et l'enseignement en linguistique computationnelle et en traitement du langage naturel. Écrit en Python et distribué sous la licence open source GPL, NLTK a été simplifié et optimisé pour tirer parti des améliorations récentes du langage Python (Bird, 2006).
- **NumPy** : NumPy est une bibliothèque open-source de programmation d'arrays avancée pour Python, offrant des fonctionnalités puissantes pour la manipulation et l'analyse de données scientifiques. Cette bibliothèque permet d'effectuer des opérations mathématiques et statistiques sur des tableaux multidimensionnels de manière efficace (Harris et al., 2020).
- **Pandas** : Pandas est une extension Python qui propose de nombreuses structures de données et des outils pour travailler avec des ensembles de données structurées courants en statistique, finance, sciences sociales, et bien d'autres domaines (McKinney et al., 2011).
- **Googletrans** : Googletrans est une bibliothèque Python gratuite et illimitée qui implémente l'API de traduction de Google, permettant la traduction de texte entre différentes langues. Elle utilise le même serveur que Translate.google.com (Manuaba, 2023).
- **Matplotlib** : Matplotlib est un paquetage Python pour le traçage qui génère des graphiques de qualité. Matplotlib est conçu pour être capable de créer des tracés simples et complexes avec quelques commandes (Ari & Ustazhanov, 2014).

## 4.4 Présentation du Système

Cette section présentera les différentes interfaces et fonctionnalités de notre système, conçu pour répondre aux besoins spécifiques de trois types d'utilisateurs : étudiants, enseignants et administrateurs.

### 4.4.1 L'interface principale

L'illustration ci-dessous présente l'interface principale de l'application "P\_Learn". Tous les utilisateurs ont la possibilité de se connecter à leur compte existant.

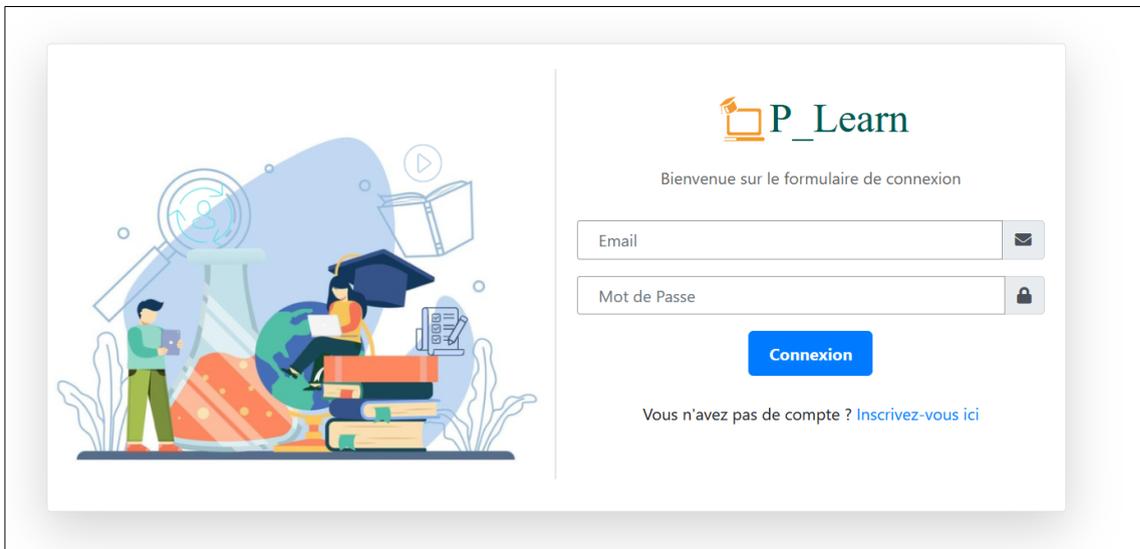


FIGURE (4.3) – L'interface principale

### 4.4.2 S'inscrire sur la plateforme

L'enseignant ou l'apprenant peut créer un compte en fournissant ses informations personnelles.

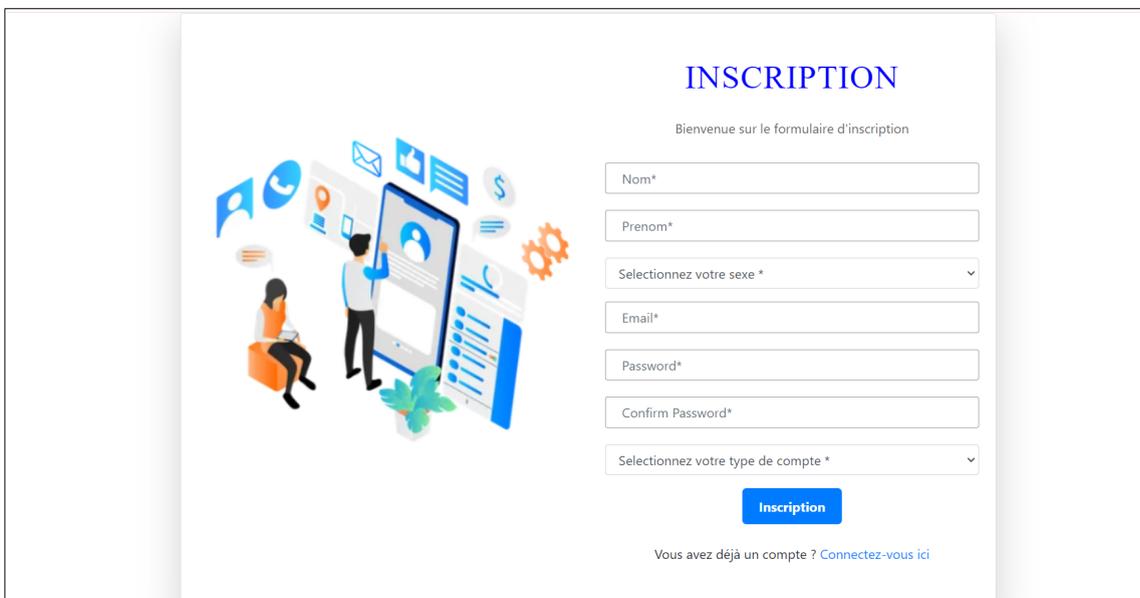


FIGURE (4.4) – L'interface inscrire

### 4.4.3 Les différentes interfaces du système

- **Espace administrateur** : L'administrateur a la possibilité de confirmer ou de refuser les demandes de création des comptes utilisateurs (enseignants ou

apprenants). La figure (4.6) montre les demandes d'inscription (apprenants, étudiants).

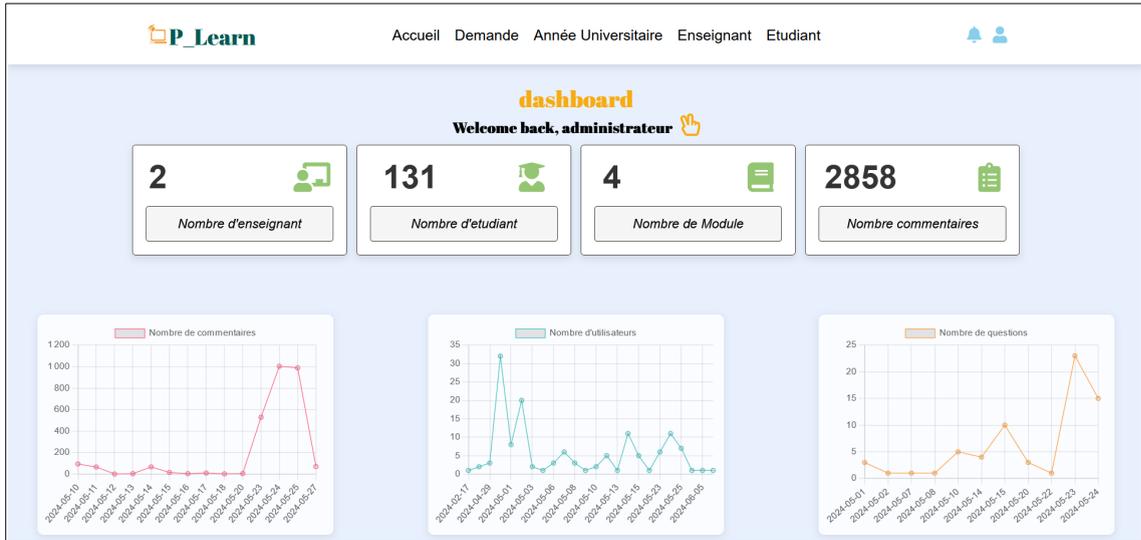


FIGURE (4.5) – La page d'accueil d'administrateur

Nom et Prenom	Email	Type	Action
Ines GASMI	gasmil454@gmail.com	etudiant	👤 ✖
kheilaifa saisabil	saisabikheilaifa@gmail.com	etudiant	👤 ✖
fedjria bensedira	bensedirafedjria@gmail.com	etudiant	👤 ✖
chayma merabti	merabtichayma972@gmail.com	etudiant	👤 ✖
oussama Chaouche	oussama23@gmail.com	etudiant	👤 ✖
yacine lafffi	lafffi.yacine@univ-guelma.dz	enseignant	👤 ✖
Dikra Madi	madidikra6@gmail.com	etudiant	👤 ✖
wissal bouranen	bouranenwissalle2000@gmail.com	etudiant	👤 ✖
Oussama Merabti	oussamamerabti@gmail.com	etudiant	👤 ✖

FIGURE (4.6) – Demande d'inscription

La figure ci-dessus (4.6) montre le fonctionnement de l'ajout et de la suppression des demandes d'inscription.

- **Espace l'apprenant :** L'apprenant peut consulter ou télécharger les objets d'apprentissage, effectuer des auto-évaluations, voir ses résultats, recevoir un feedback et envoyer un document supplémentaire. . .



FIGURE (4.7) – La page d’inscription au module.

La figure (4.7) présente la page d’inscription au module, permettant à l’apprenant de s’inscrire.

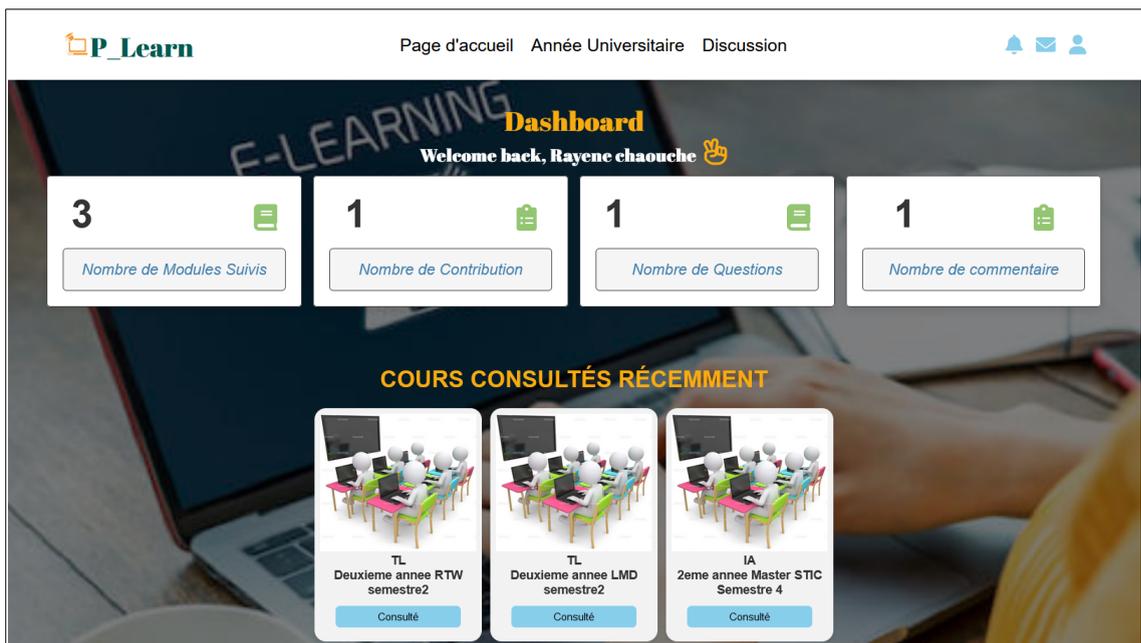


FIGURE (4.8) – La page d’accueil de L’apprenant.

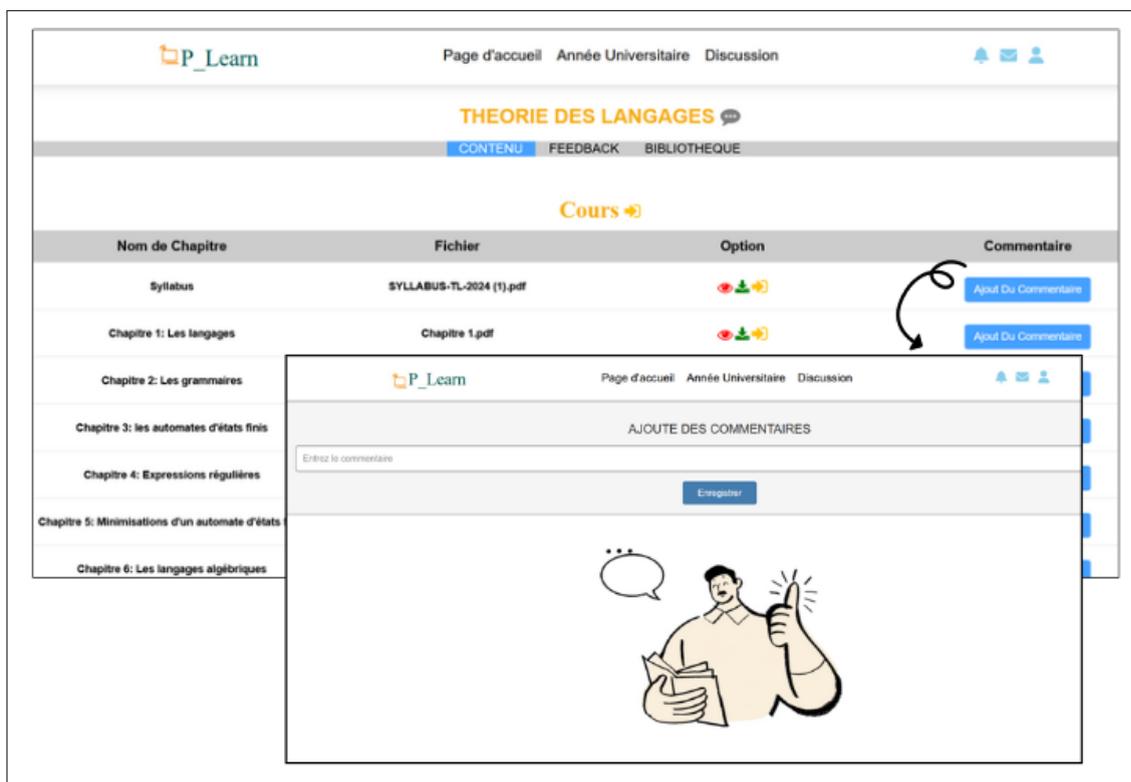


FIGURE (4.9) – La page d’ajout de commentaire

La figure ci-dessus (4.9) présente la page permettant aux étudiants d’ajouter des avis (commentaires).

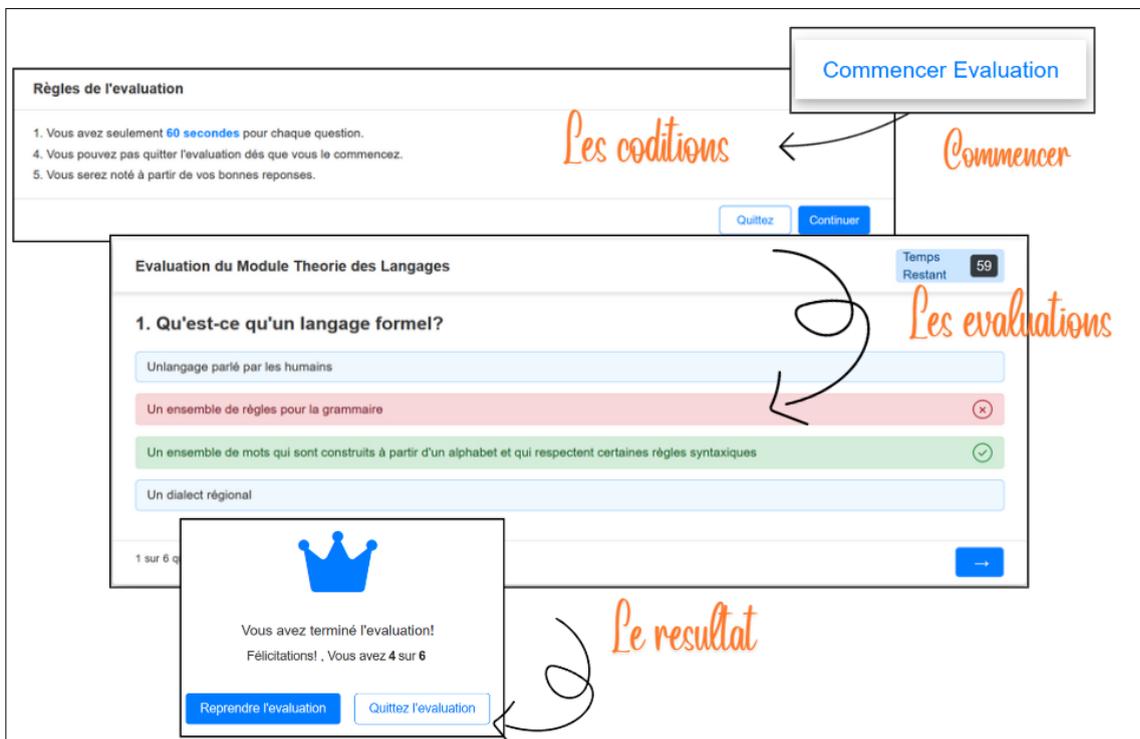


FIGURE (4.10) – La page des auto-évaluations

La Figure (4.10) illustre la page permettant aux étudiants de faire des auto-évaluations.

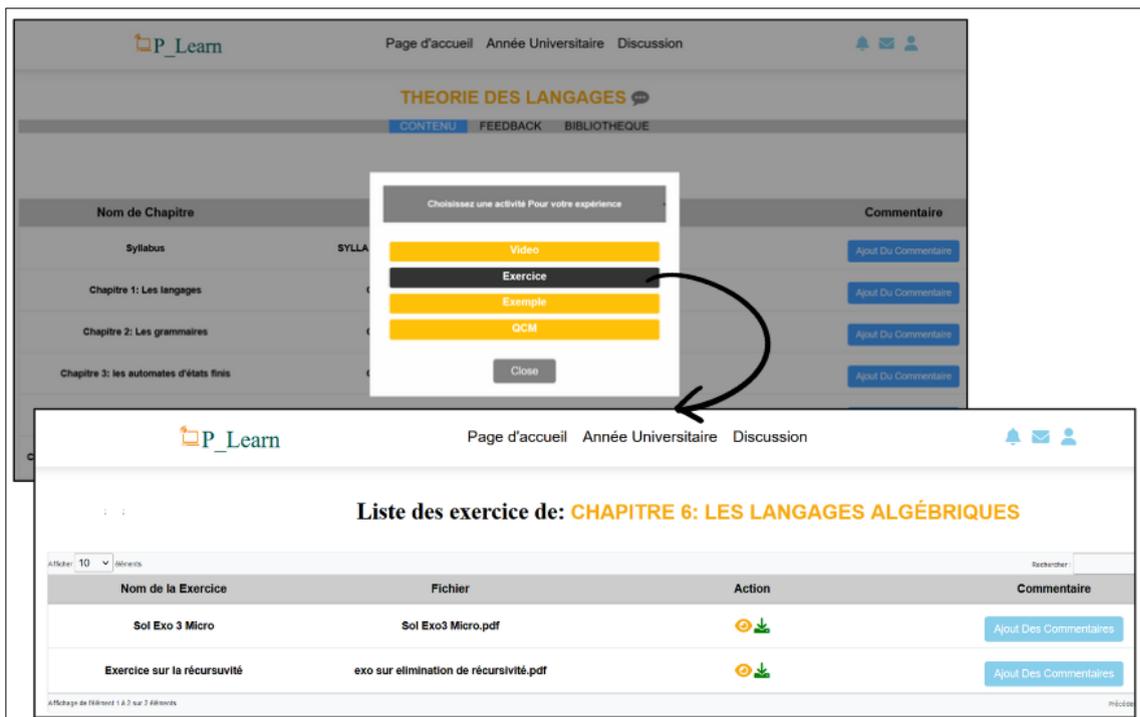


FIGURE (4.11) – La page des exercices

La Figure (4.11) illustre la page permettant aux étudiants consulter et télécharger des exercices.

- **Espace enseignant** Depuis son espace, l'enseignant peut déposer des cours, des travaux pratiques et ressources supplémentaires (TPs), créer des évaluations (QCM), etc.

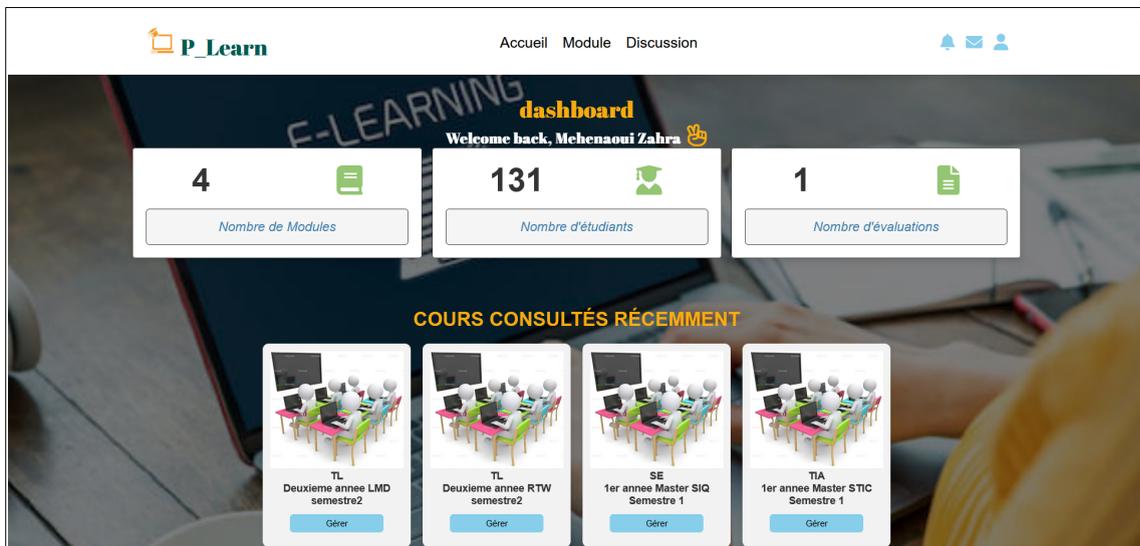


FIGURE (4.12) – La page d'accueil de L'enseignant

La figure ci-dessus (4.12) illustre la page d'accueil de L'enseignant.

The screenshot shows the 'AJOUT D'UNE MATIÈRE' form in the P\_Learn system. The form is contained within a light gray box and includes several input fields: 'Sélectionner la faculté', 'Sélectionner le domaine', 'Sélectionner le Departement', 'Sélectionner l'option', 'Sélectionner le niveau', and 'Sélectionner le semestre'. Below these are three text input fields: 'Entrez le nom du module', 'Entrez le sigle du module', and 'Entrez la description du module'. At the bottom of the form is an 'Enregistrer' button.

FIGURE (4.13) – Page d'ajouter module

La figure ci-dessus (4.13) la page permettant à l'enseignant d'ajouter des modules d'apprentissage.

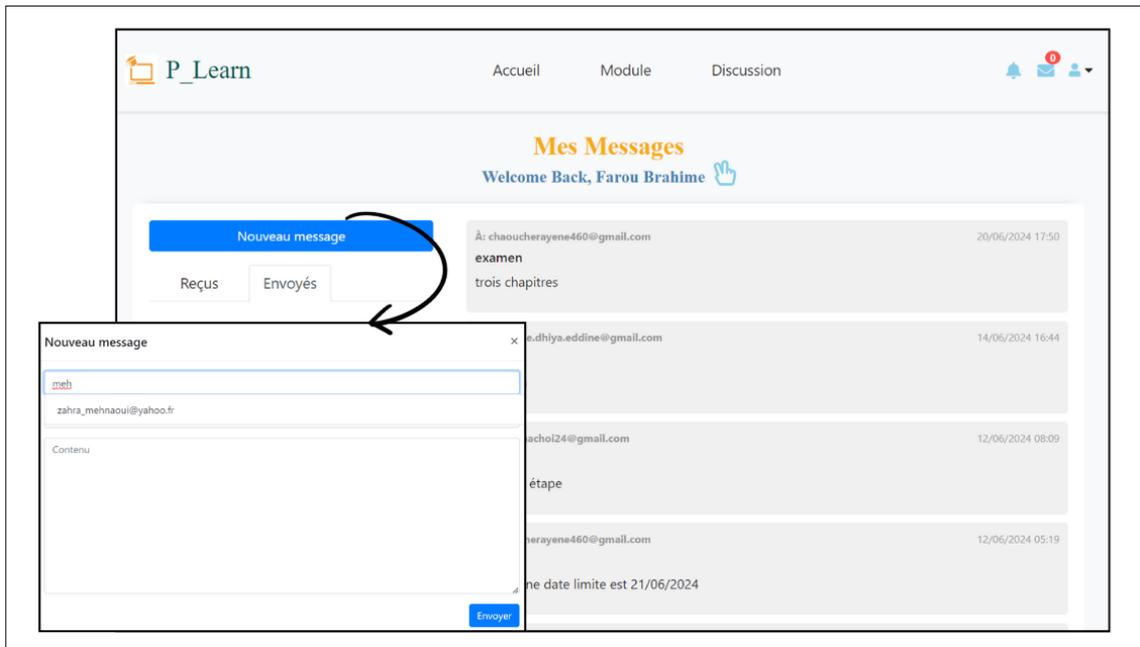


FIGURE (4.14) – La page de Communauté

La figure ci-dessus (4.14) montre la page permettant à l'enseignant d'envoyer des messages privés avec les enseignants et les étudiants.

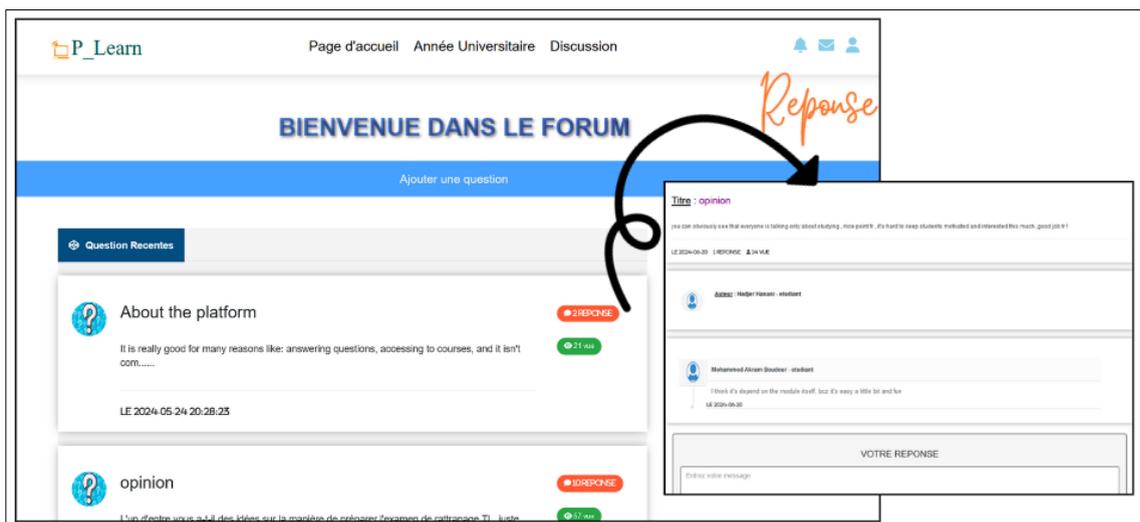


FIGURE (4.15) – La page de Discussion

La figure ci-dessus (4.15) montre la page permettant à l'enseignant de discuter entre enseignants et étudiants.

## 4.5 Expérimentation : Tests et Résultats

Pour valider notre proposition qui consiste à tester l'influence de l'apprentissage personnalisé sur l'engagement émotionnel des apprenants, une expérimentation a été menée au niveau du département d'informatique de l'université 8 Mai 1945 de Guelma.

### 4.5.1 Participants

Un ensemble de 120 étudiants de la 2ème année ingénieur du département informatique a participé à l'expérimentation qui a été effectuée. L'objectif de cette expérimentation est d'évaluer l'engagement émotionnel des apprenants avant et après l'utilisation de l'apprentissage personnalisé.

### 4.5.2 Base de données (Data Set)

Un ensemble de 3509 commentaires a été collecté lors de l'utilisation de la plateforme P\_Leran. La première version de la plateforme (sans personnalisation) a été le 28 avril 2024. 654 commentaires ont été collectés durant l'utilisation de la première version de P\_Learn, alors que 2855 commentaires ont été utilisés durant l'utilisation de la version personnalisée du système. Les données ont été sauvegardées dans le format CSV.

Pour évaluer l'efficacité de notre approche, nous avons séparé la base de données divisée en trois ensembles : l'ensemble d'apprentissage, l'ensemble de validation et l'ensemble de test. On a procédé à cette division de façon à répartir 80% des données pour l'apprentissage, 10% pour la validation et 10% pour le test. Grâce à cette stratégie de répartition, nous pouvons former notre modèle sur une grande partie des données tout en maintenant des ensembles de validation et de test distincts afin d'évaluer ses performances.

BDD	Pourcentage	Nombre d'Avis
Apprentissage	80%	2284
Validation	10%	285
Test	10%	286

**TABLEAU 4.2** – Répartition de la base de données

### 4.5.3 Méthodologie

Nous avons mené une étude expérimentale (situation avant-après) avec les étudiants participants qui constituent notre groupe expérimental. L'engagement émotionnel des apprenants a été évalué avant et après l'utilisation de l'apprentissage personnalisé.

### 4.5.4 Résultats obtenus

#### Résultats d'analyse de sentiments

Dans ce qui suit, nous présentons les résultats en analysant les commentaires des apprenants en utilisant le classifieur SVM. Pour évaluer la performance de ces résultats, les métriques suivantes ont été utilisées :

- **Précision** : La capacité du classifieur à ne prédire la classe positive que pour les instances réellement positives. Elle se calcule comme suit :

$$\text{Précision} = \frac{VP}{VP + FP}$$

- **Rappel** : La capacité du classifieur à détecter toutes les instances positives. Elle se calcule par :

$$\text{Rappel} = \frac{VP}{VP + FN}$$

- **F-Mesure** : Cette métrique combine la précision et le rappel en une seule valeur pondérée. Elle est définie par :

$$\text{F-Mesure} = 2 \times \frac{\text{Précision} \times \text{Rappel}}{\text{Précision} + \text{Rappel}}$$

Avec :

- **Vrais Positifs (VP)** : Le nombre de cas où le classifieur a correctement identifié la classe positive (par exemple, lorsqu'il prédit "Oui" et que la vérité terrain est également "Oui").
- **Vrais Négatifs (VN)** : Le nombre de cas où le classifieur a correctement identifié la classe négative (par exemple, lorsqu'il prédit "Non" et que la vérité terrain est aussi "Non").

- **Faux Positifs (FP)** : Le nombre de cas où le classifieur a incorrectement prédit la classe positive (par exemple, lorsqu'il prédit "Oui" alors que la vérité terrain est "Non").
- **Faux Négatifs (FN)** : Le nombre de cas où le classifieur a incorrectement prédit la classe négative (par exemple, lorsqu'il prédit "Non" alors que la vérité terrain est "Oui").

Le tableau 4.3 représente les résultats obtenus en analysant les commentaires générés lors de l'utilisation de la version personnalisée de la plateforme P\_Learn.

**TABLEAU 4.3** – Résultats obtenus (avec personnalisation)

Algorithme	Accuracy	Precision	Recall	F1-Score
SVM	0.91	0.84	0.84	0.84

Le tableau 4.4 représente les résultats obtenus en analysant les commentaires générés lors de l'utilisation de la version non personnalisée.

**TABLEAU 4.4** – Résultats obtenus (sans personnalisation)

Algorithme	Accuracy	Precision	Recall	F1-Score
SVM	0.93	0.85	0.89	0.87

### Résultats obtenus pour l'influence de l'apprentissage personnalisé sur l'engagement émotionnel des apprenants

Notre objectif est de tester l'effet de l'apprentissage personnalisé sur l'engagement émotionnel. Pour cela, les commentaires générés par les apprenants sont collectés. Après avoir analysé ces commentaires, les statistiques suivantes ont été ajoutées :

Commentaires	Positive	Négative
Avant personnalisation	55%	45%
Après personnalisation	75%	25%

**TABLEAU 4.5** – Pourcentage des avis avant et après personnalisation avec les pourcentages

D'après les résultats obtenus, nous constatons une amélioration significative dans l'amélioration de l'engagement émotionnel des apprenants après la personnalisation de l'apprentissage.

## 4.6 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté la mise en œuvre de l'approche proposée. Après avoir décrit l'environnement de développement et les outils utilisés, nous avons détaillé l'application elle-même ainsi que ses différentes interfaces. Ensuite, nous avons expliqué la méthodologie suivie dans l'expérimentation menée. Enfin, nous avons rapporté les résultats obtenus.

# Conclusion générale

L'engagement émotionnel des apprenants dans les environnements d'apprentissage en ligne est crucial afin d'assurer une bonne expérience éducative. Lorsque les apprenants sont émotionnellement engagés, ils ont tendance à s'engager davantage dans les activités, à persévérer face aux difficultés et à se plonger pleinement dans le processus d'apprentissage. Cet engagement renforce la motivation des apprenants, favorise une meilleure rétention des connaissances et améliore les résultats académiques. De plus, il contribue à la création d'un sentiment de communauté et de connexion, ce qui permet de diminuer le sentiment d'isolement fréquemment lié à l'apprentissage en ligne.

Dans ce travail, nous avons présenté une approche pour tester l'effet de l'apprentissage personnalisé sur l'engagement émotionnel des apprenants dans un environnement d'apprentissage en ligne. L'engagement émotionnel des apprenants est détecté automatiquement à travers l'analyse des sentiments des apprenants. Cette analyse est effectuée sur les commentaires générés par les apprenants durant le processus d'apprentissage sur la plateforme P\_Learn, que nous avons implémenté et mise à la disposition des apprenants. L'analyse des commentaires a été faite en utilisant les machines à vecteurs de support. Une première expérimentation a été faite pour tester notre question de recherche. Il s'est avéré que Les premiers résultats obtenus sont bons, ce qui confirme que l'apprentissage personnalisé peut améliorer l'engagement émotionnel des apprenants. Finalement, nous pouvons dire que l'objectif visé derrière ce travail a été atteint et nous proposons comme perspectives de notre travail :

- Faire une expérimentation avec une base de données plus grande que celle que a été utilisée et compléter le test statistique.
- Travailler plus sur la personnalisation de la plateforme.
- Faire une évaluation en utilisant les questionnaires et la comparer avec l'évaluation qui a été faite.

# Bibliographie

- Abhirami, K. & Devi, M. (2022), ‘Student behavior modeling for an e-learning system offering personalized learning experiences.’, *Computer Systems Science & Engineering* **40**(3).
- Ambassa, J. (2005), *Apprentissage coopératif virtuel : une recherche action sur la productivité du groupe virtuel*, Publibook, Paris.
- Ames, C. & Archer, J. (1988), ‘Achievement goals in the classroom : Students’ learning strategies and motivational processes’, *Journal of Educational Psychology* **80**, 260–267.
- Appleton, J., Christenson, S. L., Kim, D. & Reschly, A. (2006), ‘Measuring cognitive and psychological engagement : Validation of the student engagement instrument’, *Journal of School Psychology* **44**, 427–445.
- Appleton, J. J., Christenson, S. L. & Furlong, M. J. (2008), ‘Student engagement with school : Critical conceptual and methodological issues of the construct’, *Psychology in the Schools* **45**(5), 369–386.
- Ari, N. & Ustazhanov, M. (2014), Matplotlib in python, in ‘2014 11th International Conference on Electronics, Computer and Computation (ICECCO)’, IEEE, pp. 1–6.
- Arló-Costa, H., Hendricks, V. F., Van Benthem, J., Boensvang, H. & Rendsvig, R. K. (2016), *Readings in formal epistemology*, Springer.
- Aung, K. Z. & Myo, N. N. (2017), Sentiment analysis of students’ comment using lexicon based approach, in ‘2017 IEEE/ACIS 16th international conference on computer and information science (ICIS)’, IEEE, pp. 149–154.
- Baron, M., Gras, R. & Nicaud, J., eds (1991), *Actes des deuxièmes journées EIAO de Cachan*, Les éditions de l’Ecole Normale Supérieure de Cachan (ENS), France.

- Basque, J., Contamines, J. & Maina, M. (2010), Approches de design des environnements d'apprentissage, *in* B. Charlier & F. Henri, eds, 'Apprendre avec les technologies', Apprendre, Presses universitaires de France, Paris, France, pp. 109–119.
- Benadi, S. A. (2004), Structuration des données et des services pour le télé-enseignement, PhD thesis, Institut National des Sciences Appliquées de Lyon, Lyon, France.
- BENSSAADA, A. (2022), 'Sélection des termes co-occurents avec entropie minimale pour la classification des textes'.
- Bingham, A. J. (2017), 'Personalized learning in high technology charter schools', *J Educ Change* **18**, 521–549.
- Bird, S. (2006), Nltk : the natural language toolkit, *in* 'Proceedings of the COLING/ACL 2006 Interactive Presentation Sessions', pp. 69–72.
- Bruillard, E. (1997), *Les machines à enseigner*, Hermès, Paris.
- Carbonell, J. (1970), 'Ai in cai : An artificial intelligence approach to computer-assisted instruction', *IEEE Transactions on Man-Machine Systems* **11**(4), 190–202.
- Carneiro, T., Da Nóbrega, R. V. M., Nepomuceno, T., Bian, G.-B., De Albuquerque, V. H. C. & Reboucas Filho, P. P. (2018), 'Performance analysis of google colab as a tool for accelerating deep learning applications', *Ieee Access* **6**, 61677–61685.
- Cortes, C. & Vapnik, V. (1995), 'Support-vector networks', *Machine Learning* **20**, 273–297.
- Cui, Z., Xu, X., Fei, X. U. E. et al. (2020), 'Personalized recommendation system based on collaborative filtering for iot scenarios', *IEEE Transactions on Services Computing* **13**(4), 685–695.
- Dang, N. C., Moreno-García, M. N. & De la Prieta, F. (2020), 'Sentiment analysis based on deep learning : A comparative study', *Electronics* **9**(3), 483.
- Delisle, M. (2009), *Mastering phpMyAdmin 3.1 for effective MySQL management*, Packt Publishing.

- Dolan, R. J. (2002), 'Emotion, cognition, and behavior', *Science* **298**(5596), 1191–1194.
- Downes, S. (2010), Learning networks and connective knowledge, in H. H. Yang & S. C.-Y. Yuen, eds, 'Collective intelligence and E-Learning 2.0 : Implications of web-based communities and networking', IGI Global, pp. 1–26.
- Dvorski, D. D. (2007), 'Installing, configuring, and developing with xampp', *Skills Canada* .
- Ebinagbome, M. E. & Nizam, I. (2016), 'The impact of emotional intelligence on student's academic performance : A study on malaysian tertiary institution', *International Journal of Accounting & Business Management* **4**(1), 10–18.
- El-Sabagh, H. A. (2021), 'Adaptive e-learning environment based on learning styles and its impact on development students' engagement', *International Journal of Educational Technology in Higher Education* **18**(1), 1–24.
- Elbagir, S. & Yang, J. (2019), Twitter sentiment analysis using natural language toolkit and vader sentiment, in 'Proceedings of the international multiconference of engineers and computer scientists', Vol. 122, sn.
- Fredricks, J. A., Blumenfeld, P. C. & Paris, A. H. (2004), 'School engagement : Potential of the concept, state of the evidence', *Review of educational research* **74**(1), 59–109.
- Fredricks, J. A., Reschly, A. L. & Christenson, S. L. (2019), *Handbook of Student Engagement Interventions : Working with Disengaged Students*, Academic Press.
- George, S. (2001), Apprentissage collaboratif à distance SPLACH : un environnement informatique support d'une pédagogie de projet, Thèse de doctorat en informatique, Université du Maine, Le Mans, France.
- Girard, A. (2007), Exploration d'un algorithme génétique et d'un arbre de décision à des fins de catégorisation, PhD thesis, Université du Québec à Trois-Rivières.
- Goldstein, M. (1972), 'k-n-nearest neighbor classification', *IEEE Transactions on Information Theory* **18**(5), 627–630.
- Graesser, A. C. (2020), 'Emotions are the experiential glue of learning environments in the 21st century', *Learning and Instruction* **70**, 101212.

- Gyimesi, P., Vancsics, B., Stocco, A., Mazinianian, D., Beszédes, A., Ferenc, R. & Mesbah, A. (2019), Bugsjs : a benchmark of javascript bugs, *in* '2019 12th IEEE Conference on Software Testing, Validation and Verification (ICST)', IEEE, pp. 90–101.
- Harris, C. R., Millman, K. J., Van Der Walt, S. J., Gommers, R., Virtanen, P., Cournapeau, D., Wieser, E., Taylor, J., Berg, S., Smith, N. J. et al. (2020), 'Array programming with numpy', *Nature* **585**(7825), 357–362.
- Hilali, H. (2009), Application de la classification textuelle pour l'extraction des règles d'association maximales, Doctoral dissertation, Université du Québec à Trois-Rivières.
- Huang, C.-L., Yeh, P.-H., Lin, C.-W. & Wu, D.-C. (2014), 'Utilizing user tag-based interests in recommender systems for social resource sharing websites', *Knowledge-Based Systems* **56**, 86–96.
- Isa, M. M., Abdullahi, A. & Suleiman, T. (2024), 'A review of the applications in text mining and natural language processing (nlp)', *Nigerian Defence Academy Journal of Military Science and Interdisciplinary Studies* **1**(2).
- Jianu, E. M. & Vasilateanu, A. (2017), Designing of an e-learning system using adaptivity and gamification, *in* '2017 IEEE International Systems Engineering Symposium (ISSE)', IEEE, pp. 1–4.
- Kadri, O., Mouss, H., Mouss, M. & Abdelhadi, A. (2013), 'Reconnaissance des formes par svm pour le diagnostic du système de pasteurisation d'une usine de lait', *JOURNAL OF SCIENCE AND TECHNOLOGY* **4**.
- Klašnja-Milićević, A., Vesin, B., Ivanović, M. & Budimac, Z. (2011), 'E-learning personalization based on hybrid recommendation strategy and learning style identification', *Computers & Education* **56**(3), 885–899.
- Larousse (2024), 'Définitions : engagement'. Consulté le 16 mai 2024.  
**URL:** <https://www.larousse.fr/dictionnaires/francais/engagement>
- Li, Z., Fan, Y., Jiang, B., Lei, T. & Liu, W. (2019), 'A survey on sentiment analysis and opinion mining for social multimedia', *Multimedia Tools and Applications* **78**, 6939–6967.
- Liber, O. & Johnson, M. (2008), 'Personal learning environments', *Interactive Learning Environments* **16**, 1–2.

- Liddy, E. D. (2001), *Natural Language Processing*.
- Liu, B. (2022), *Sentiment analysis and opinion mining*, Springer Nature.
- Liu, B., Xing, W., Zeng, Y. & Wu, Y. (2021), ‘Quantifying the influence of achievement emotions for student learning in moocs’, *Journal of Educational Computing Research* **59**(3), 429–452.
- Liu, S., Liu, S., Liu, Z., Peng, X. & Yang, Z. (2022), ‘Automated detection of emotional and cognitive engagement in mooc discussions to predict learning achievement’, *Computers & Education* **181**, 104461.
- Manuaba, I. B. K. (2023), ‘A sentiment analysis model for the covid-19 vaccine in indonesia using twitter api v2, textblob, and googletrans’, *Procedia Computer Science* **227**, 1101–1110.
- Márquez, P. G. O., Martín, R. P. & Brackett, M. A. (2006), ‘Relating emotional intelligence to social competence and academic achievement in high school students’, *Psicothema* **18**, 118–123.
- McKinney, W. et al. (2011), ‘pandas : a foundational python library for data analysis and statistics’, *Python for high performance and scientific computing* **14**(9), 1–9.
- Menasri, A. C. (2023), ‘Une approche d’analyse des sentiments appliquée au dialecte algérien’.
- Moccozet, L., Benkacem, O., Mbaye, B. N., Ahmeti, V., Roth, P. & Burgi, P. Y. (2011), Une étude exploratoire pour le déploiement techno-pédagogique d’un environnement d’apprentissage personnel-vers un dashboard pédagogique, *in* ‘Environnements Informatiques pour l’Apprentissage Humain, Conférence EIAH’2011’, Editions de l’UMONS, Mons, pp. 55–66.
- Moccozet, L., Benkacem, O., Platteaux, H. & Foerster, M. (2014), Looking for a platform that can be proposed to students as a ple enabler, *in* ‘2014 Eighth International Conference on Complex, Intelligent and Software Intensive Systems’, IEEE, pp. 498–503.
- Moffet, J. D. (2008), *Au collégial, l’engagement de l’étudiant dans son projet de formation : une responsabilité partagée avec les acteurs de son collège*, Conseil supérieur de l’éducation (Québec).

- Mohzan, M. A. M., Hassan, N. & Abd Halil, N. (2013), 'The influence of emotional intelligence on academic achievement', *Procedia-Social and Behavioral Sciences* **90**, 303–312.
- MOTTELI, C., Grob, U., Pauli, C. et al. (2023), 'The influence of personalized learning on the development of learning enjoyment', *International Journal of Educational Research Open* **5**, 100271.
- Newmann, F. M. (1992), *Student engagement and achievement in American secondary schools*, Teachers College Press, 1234 Amsterdam Avenue, New York, NY 10027. Paperback : ISBN-0-8077-3182-X, \$17.95 ; hardcover : ISBN-0-8077-3183-8, \$38.
- Ozhan, S. C. & Kocadere, S. A. (2020), 'The effects of flow, emotional engagement, and motivation on success in a gamified online learning environment', *Journal of Educational Computing Research* **57**(8), 2006–2031.
- Pane, J. F., Steiner, E. D., Baird, M. D. & Hamilton, L. S. (2015), *Continued Progress : Promising Evidence on Personalized Learning*, RAND Corporation, Santa Monica, CA.
- Pardos, Z. A., Baker, R. S., San Pedro, M. O. & Gowda, S. M. (2014), 'Affective states and state tests : Investigating how affect and engagement during the school year predict end-of-year learning outcomes', *Journal of Learning Analytics* **1**(1), 107–128.
- Parent, S. (2017), L'engagement d'enseignants, la variation de l'engagement d'étudiants sur une base trimestrielle et la présence de conditions d'innovation en situation d'enseigner et d'apprendre avec le numérique au collégial, PhD thesis, Université de Montréal.
- Parker, J. D., Creque Sr, R. E., Barnhart, D. L., Harris, J. I., Majeski, S. A., Wood, L. M. & Hogan, M. J. (2004), 'Academic achievement in high school : Does emotional intelligence matter ?', *Personality and Individual Differences* **37**(7), 1321–1330.
- Pietarinen, J., Soini, T. & Pyhältö, K. (2014), 'Students' emotional and cognitive engagement as the determinants of well-being and achievement in school', *International Journal of Educational Research* **67**, 40–51.
- Pintrich, P. R. & de Groot, E. V. (1990), 'Motivational and self-regulated learning components of classroom academic performance', *Journal of Educational Psychology* **82**, 33–40.

- Prain, V., Cox, P., Deed, C., Dorman, J., Edwards, D., Farrelly, C., ... & Yager, Z. (2013), 'Personalised learning : Lessons to be learnt', *British Educational Research Journal* **39**(4), 654–676.
- Prévôt, P. (1992), Un tuteur intelligent pour la formation industrielle ; application à l'intégration d'un didacticiel cimentier thunder bay, in 'Proceedings of the Workshop de Thunder Bay', pp. 20–39.
- Python, W. (2021), 'Python', *Python releases for windows* **24**.
- rahmouni, N. (2023), Apprentissage par compétences, Thèse de doctorat, Université Badji Mokhtar – Annaba.  
**URL:** <https://dspace.univ-annaba.dz//handle/123456789/3401>
- Robbins, J. N. (2012), *Learning web design : A beginner's guide to HTML, CSS, JavaScript, and web graphics*, " O'Reilly Media, Inc."
- Robert, J. (2023), 'Qu'est-ce que l'algorithme knn ?', <https://datascientest.com/knn>. Formation Data Science | DataScientest.com.
- Roberts-Mahoney, H., Means, A. J. & Garrison, M. J. (2016), 'Netfixing human capital development : Personalized learning technology and the corporatization of k-12 education', *Journal of Education Policy* **31**(4), 405–420.
- Rozo, R. C. (2019), Suivi de l'engagement des apprenants lors de la construction de cartes mentales à partir de traces d'interaction, Doctoral dissertation, Université de Lyon.
- Rubel, A. & Jones, K. M. L. (2016), 'Student privacy in learning analytics : An information ethics perspective', *The Information Society* **32**(2), 143–159.
- Said, A. & raouf, S. A. (2013), Un environnement d'apprentissage personnalisé, Master's thesis, Université de 8 Mai 1945 – Guelma. Master's thesis.  
**URL:** <http://dspace.univ-guelma.dz:8080/xmlui/handle/123456789/5100>
- Severance, C., Hardin, J. & Whyte, A. (2008), 'The coming functionality mash-up in personal learning environments', *Interactive Learning Environments* **16**(1), 47–62.
- Shemshack, A., Kinshuk & Spector, J. M. (2021), 'A comprehensive analysis of personalized learning components', *Journal of Computers in Education* **8**(4), 485–503.
- Sillamy, N. (1999), *Dictionnaire de Psychologie*, Larousse, Paris.

- Skinner, B. F. (1954), 'The science of learning and the art of teaching', *Harvard Education Review* **24**, 86–97.
- Sujanaa, J., Palanivel, S. & Balasubramanian, M. (2021), 'Emotion recognition using support vector machine and one-dimensional convolutional neural network', *Multimedia Tools and Applications* **80**(18), 27171–27185.
- Tchounikine, P. (2002), 'Pour une ingénierie des environnements informatiques pour l'apprentissage humain', *Revue I3 Information Interaction Intelligence* **2**(1), 59–95.
- Vapnik, V. (2013), *The Nature of Statistical Learning Theory*, Springer Science & Business Media.
- Verma, B. & Thakur, R. S. (2018), Sentiment analysis using lexicon and machine learning-based approaches : A survey, in 'Proceedings of International Conference on Recent Advancement on Computer and Communication : ICRAC 2017', Springer, pp. 441–447.
- Walkington, C. A. (2013), 'Using adaptive learning environments to personalize instruction to student motivation and background knowledge', *Impact* **22**(1), 3–14.
- Walkington, C. & Bernacki, M. L. (2014), Motivating students by "personalizing" learning around individual interests : A consideration of theory, design, and implementation issues, in 'Motivational interventions', Emerald Group Publishing Limited, Bingley, UK, pp. 135–176.
- Wild, F., Ullmann, T., Scott, P., Rebedea, T. & Hoisl, B. (2011), Applicability of the technology acceptance model for widget-based personal learning environments, in 'Proceedings of the 5th European Conference on Technology Enhanced Learning (ECTEL)', Springer, pp. 123–134.
- Xing, W., Tang, H. & Pei, B. (2019), 'Beyond positive and negative emotions : Looking into the role of achievement emotions in discussion forums of moocs', *The Internet and Higher Education* **43**, 100690.
- Yadollahi, A., Shahraki, A. G. & Zaiane, O. R. (2017), 'Current state of text sentiment analysis from opinion to emotion mining', *ACM Computing Surveys (CSUR)* **50**(2), 1–33.
- Youssef, E. & Audran, J. (2019), 'La personnalisation de l'apprentissage vue comme facteur effectif d'innovation pédagogique', *Spirale - Revue de recherches en éducation* **63**, 157–172.

- Yu, J., Huang, C., Wang, X. & Tu, Y. (2020), Exploring the relationships among interaction, emotional engagement and learning persistence in online learning environments, *in* '2020 International Symposium on Educational Technology (ISET)', IEEE, pp. 293–297.
- Zohra, M. (2018), Recommandation de collaborateurs pertinents dans un environnement d'apprentissage collaboratif, PhD thesis, Ph. D. dissertation, UNIVERSITE BADJI MOKHTARANNABA Faculté des Sciences de . . .