



REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE  
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique  
Université Mohamed Khider – BISKRA  
Faculté des Sciences Exactes, des Sciences de la Nature et de la Vie  
**Département d'informatique**

N° d'ordre : /M2/2022

## Mémoire

Présenté pour obtenir le diplôme de master académique en

# Informatique

Parcours : **Réseaux et technologie d'information et de  
communication (RTIC)**

---

## Classification of learners for the personalized E-learning

--

## Classification des apprenants pour le E- learning personnalisé

---

Par :

**SOLTANA CHAOUCH**

Soutenu le **27/06/2022**, devant le jury composé de :

**FEKRAOUI Farah**

**M.C.B**

Président

**BOUREKKACHE Samir**

**M.C.A**

Rapporteur

**BELAALA Abir**

**M.C.B**

Examineur

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ

## Remerciements

*Avant, toute personne, je tiens à remercier notre Dieu Tout Puissant pour m'avoir éclairci le chemin de ce travail.*

*Je souhaite remercier très particulièrement mon directeur de mémoire Monsieur **BOUREKKACHE Samir** docteur (M.C.A) à l'université de Biskra d'avoir assuré l'encadrement de ce mémoire ainsi, que pour sa patience, sa disponibilité et surtout ses judicieux conseils.*

*Merci également à tous les membres du jury pour l'intérêt qu'ils ont voulu porter à ce mémoire.*

*J'adresse mes plus profonds remerciements à Monsieur **Elhani Djenaïhi** Qui a joué un grand rôle en m'aidant à mener à bien ce projet.*

*Finalement je remercie toutes les personnes qui ont contribué précieusement, de près ou de loin, à l'élaboration de ce travail.*

---

## **Résumé :**

Le terme « style d'apprentissage » fait référence au fait que chaque personne a une manière différente d'accumuler des connaissances. Alors que certains préfèrent écouter pour mieux apprendre, d'autres ont besoin d'écrire ou ils n'ont qu'à lire le texte ou voir une image pour s'en souvenir plus tard. Le style d'apprentissage d'une personne peut se référer à la manière dont une personne préfère acquérir, traiter et retenir des informations. Le modèle de classification de style d'apprentissage le plus célèbre est le modèle VAK, selon ce modèle, il existe trois types d'apprenants, auditeur, visuel et kinesthésique. Mais de nombreuses recherches ont montré que les gens préfèrent plus d'une façon d'apprendre, donc classer une personne dans un seul des types ci-dessus n'est pas exact. Nous avons besoin d'un moyen d'identifier nos styles d'apprentissage de manière plus précise. L'apprentissage automatique peut être utilisé dans ce domaine pour atteindre notre objectif de la manière la plus efficace. Une fois que nous avons des informations précises sur les styles d'apprentissage, nous pouvons les utiliser pour suggérer des options de carrière.

**Mots clés** : Styles d'apprentissage, apprentissage en ligne, modèle de style d'apprentissage, Classification.

**Abstract :**

The term "learning style" refers to the fact that each person has a different way of accumulating knowledge. While some prefer to listen to learn better, others need to write or they just have to read the text or see a picture to remember it later. A person's learning style can be defined as the way a person prefers to acquire, process and retain information. The most famous learning style classification model is the VAK model, according to this model there are three types of learners, auditory, visual and kinesthetic. But plenty of research has shown that people prefer more than one way to learn, so classifying a person as just one of the above types isn't accurate. We need a way to identify our learning styles more accurately. Machine learning can be used in this area to achieve our goal in the most efficient way. Once we have accurate information about learning styles, we can use it to suggest career options.

Keywords : Learning styles, online learning, learning style model, classification.

# TABLE DES MATIERES

REMERCIEMENTS	
ABSTRACT	
RÉSUMÉ	
TABLE DE MATIERES	
TABLE DE FIGURES	
LISTE DE TABLES	
INTRODUCTION GÉNÉRALE-----	1
<b>CHAPITRE I : MACHINE LEARNING</b>	
I.1 INTRODUCTION -----	3
I.2 MACHINE LEARNING -----	4
I.3 MÉTHODES D'APPRENTISSAGE AUTOMATIQUE : -----	4
I.3.1 La Classification : -----	4
I.3.2 Le Clustering : -----	4
I.3.3 La Régression : -----	4
I.4 L'APPRENTISSAGE SUPERVISÉ -----	5
I.5 L'APPRENTISSAGE NON SUPERVISÉ -----	6
I.6 L'APPRENTISSAGE PAR RENFORCEMENT -----	6
I. 7BRÈVE DESCRIPTION DES ALGORITHMES POPULAIRES D'APPRENTISSAGE -----	7
I.7.1 Arbre de décision -----	7
I.7.2 Machines à Vecteurs Supports SVM -----	9
I. 7.3 Réseaux de neurones -----	18
I. 7.4 Algorithme K-means -----	20
I.8 CONCLUSION -----	22
<b>CHAPITRE II: E-LEARNING ET MOOCS</b>	
II.1 INTRODUCTION -----	24
II.2 E-LEARNING-----	24
II.2.1 Définition -----	24
II.2.2 L'efficacité de E-learning -----	25
II.2.3 Différence entre E-learning et l'apprentissage traditionnelle -----	26
II.2.4 Acteurs E-learning -----	26
II.2.5 Les différents types de cours en ligne -----	27

II.2.6 Les avantages de E-learning -----	28
II.2.7 Les limites de E-learning -----	28
II.3 MOOC -----	30
II.3.1 Définition -----	30
II.3.2 Historique -----	31
II.3.3 Différents types de MOOC -----	32
II.3.3.1 Les xMOOC -----	32
II.3.3.2 Les cMOOC -----	32
II.3.4 Les caractéristiques du MOOC -----	32
II.3.5 Avantages et inconvénients des MOOC -----	33
II.4 MOOC ET E-LEARNING-----	34
II.5 PRÉSENTATIONS DES PLATEFORMES-----	34
II.6 CONCLUSION -----	36
 <b>CHAPITRE III : LES STYLES D'APPRENTISSAGE</b>	
III.1 INTRODUCTION -----	38
III.2 LES DÉFINITIONS SUR LES STYLES D'APPRENTISSAGE-----	39
III.3 LES MODÈLES DU STYLE D'APPRENTISSAGE -----	40
III.3.1 Le modèle de Kolb -----	40
III.3.1.1 Le style divergent (concret-réfléchi) -----	41
III.3.1.2 Le style assimilateur (réfléchi-abstrait) -----	41
III.3.1.3 Le style convergent (abstrait-actif) -----	41
III.3.1.4 Le style accommodateur (concret-actif) -----	41
III.3.2 Le modèle de Felder et Silverman -----	42
III.3.3 Le modèle de Fleming -----	43
III.3.4 Le modèle de Dunn et Dunn -----	45
III.3.5 Le modèle de Honey et Mumford -----	45
III.4 LES TRAVAUX CONNEXES -----	46
III.5 CONCLUSION -----	47
 <b>CHAPITRE IV : LA CONCEPTION ET IMPLIMENTATION</b>	
IV.1 INTRODUCTION -----	50
IV.2 CHOIX DU MODELE DE STYLE D'APPRENTISSAGE -----	50
IV.3 L'ARCHITECTURE DE NOTRE SYSTEME PROPOSE -----	51

IV.4 L'IMPLEMENTATION	53
IV.4.1 Introduction	53
IV.4.2 Choix de techniques	53
IV.4.3 Collecte de données	54
IV.4.5 Modélisation non supervisée	57
IV.4.5.1 Sélection du nombre optimal de clusters	57
IV.4.5.2 Les étapes d'étiqueter la base de données	57
IV.4.5.3 Trouver la fréquence du style d'apprentissage dans chaque cluster	57
IV.4.5.4 Trouver le style d'apprentissage dominant dans chaque cluster	58
IV.4.5.5 Calculer la similarité entre les clusters	58
IV.4.5.6 Trouver une combinaison de style d'apprentissage en combinant la dominance de groupes similaires	60
IV.4.6 Processus d'agrégation	60
IV.4.7 Modélisation supervisée	61
IV.4.8 Les Résultats	61
IV.5 CONCLUSION	63
CONCLUSION	68
LES RÉFÉRENCES	69



## TABLE DES FIGURES

<b>Figure I.1</b> : Intelligence artificielle, machine Learning et deep Learning.....	<b>3</b>
<b>Figure I.2</b> : L'apprentissage supervisé.....	<b>5</b>
<b>Figure I.3</b> : L'apprentissage non supervisé.....	<b>6</b>
<b>Figure I.4</b> : l'hyperplan H qui sépare les deux ensembles de points.....	<b>10</b>
<b>Figure I. 5</b> : les vecteurs de support.....	<b>11</b>
<b>Figure I.6</b> : hyperplan optimal, vecteurs de support et marge maximale.....	<b>11</b>
<b>Figure I. 7</b> : meilleur hyperplan séparateur.....	<b>12</b>
<b>Figure I.8</b> : Cas linéairement séparable et non linéairement séparable.....	<b>13</b>
<b>Figure I.9</b> : transformation des données dans un espace de grande dimension.....	<b>13</b>
<b>Figure I. 10</b> : exemple graphique des données linéairement séparable.....	<b>15</b>
<b>Figure I. 11</b> : Approche une-contre-tous.....	<b>16</b>
<b>Figure I.12</b> : Approche une-contre-une.....	<b>16</b>
<b>Figure : I.13</b> : Le neurone biologique.....	<b>18</b>
<b>Figure : I.14</b> : Neurone formel.....	<b>19</b>
<b>Figure II. 1</b> : explorant le sens de chaque lettre de l'acronyme MOOC.....	<b>30</b>
<b>Figure II.2</b> : Comparaison des fonctionnalités des plateformes MOOC.....	<b>36</b>
<b>Figure III.1</b> : Les quatre phases de l'apprentissage, selon Kolb (1984).....	<b>41</b>
<b>Figure IV.1</b> : L'architecture de notre système proposé.....	<b>52</b>
<b>Figure IV.2</b> Fenêtre Pycharm .....	<b>54</b>
<b>Figure IV.3</b> : Les premiers ligne de la base de données.....	<b>58</b>
<b>Figure IV.4</b> : la similarité entre les clusters.....	<b>59</b>
<b>Figure IV.5</b> : Combinaison de style apprentissage.....	<b>60</b>
<b>Figure IV.6</b> : Graphique à secteurs pour le style d'apprentissage initial.....	<b>61</b>
<b>Figure IV.7</b> : Graphique à secteurs pour le style d'apprentissage final.....	<b>62</b>

## Listes des tableaux

<b>Table I.1</b> : Comparaison entre les différents types d'apprentissage .....	<b>7</b>
<b>Table II.1</b> : Différence entre E-learning et MOOC.....	<b>34</b>
<b>Table III.1</b> : Les activités recommandées dans un environnement virtuel d'apprentissage... selon le modèle de Felder et Silverman.	<b>43</b>
<b>Table III.2</b> : les travaux similaires .....	<b>47</b>
<b>Table IV.1</b> : la forme de questionnaire.....	<b>55</b>
<b>Table IV. 2</b> : La matrice de confusion.....	<b>63</b>
<b>Table IV.3</b> : matrice de classification .....	<b>63</b>

# Introduction générale

# *Introduction générale*

Les mesures de distanciation sociale enclenchées dans le cadre de la lutte contre le COVID-19, le gel de toutes formes d'enseignement et d'apprentissage en présentiel, la réanimation des plateformes d'enseignement à distance (MOOCS, Web 2.0, Moodle, téléconférences, etc.), conjugués à la prolifération des nouvelles technologies multimédias, mais les apprenants ne sont pas homogènes dans leur façon d'apprendre sur les plateformes de formations.

Chaque apprenant apprend différemment, il est illogique que tous les apprenants aient la même stratégie pour assimiler un cours, ou pour réaliser un projet, ou pour faire un travail pratique. Cette problématique est abordée pour l'apprentissage en présentiel qu'à distance. Cependant, l'évolution des technologies a contribué à l'émergence du concept d'apprentissage adaptatif en se basant sur l'utilisation des technologies d'intelligence artificielle qui ont prouvé leur efficacité à travers les résultats de plusieurs travaux [1, 2, 3, 4, 5, 6]. L'apprentissage adaptatif est une méthode pédagogique qui adapte la présentation des contenus d'apprentissage aux besoins pédagogiques de l'apprenant, donc nous proposons un modèle cohérent d'apprentissage adaptatif intelligent basé sur les technologies de l'intelligence artificielle et composé de deux phases : la première est le regroupement des apprenants selon le modèle de style d'apprentissage de modèle VAK de Mills et Fleming en utilisant l'algorithme k-means. Ensuite, nous proposons l'intégration de la machine arbre de décision pour prévoir le style d'apprentissage des apprenants.

Ce mémoire est organisé en quatre chapitres.

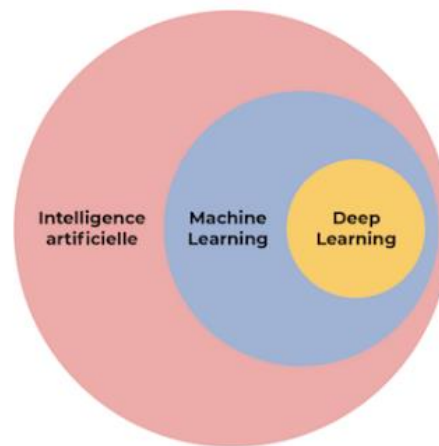
Dans le premier chapitre (**Machines Learning**) on a présente les méthodes et les types d'apprentissage et brève description des algorithmes des machines Learning (arbre de décision, SVM, réseau de neurone, k-means). Dans le deuxième Chapitre (**E-learning et MOOCs**) nous présentons le concept E-learning et 'MOOCs', ses différents types, ses avantages et ses inconvénients et les différentes plateformes de MOOC ainsi que la différence entre eux. Dans le troisième chapitre (**Les styles d'apprentissage**) on explique les modèles du style d'apprentissage et Les travaux connexes, dans le dernier Chapitre (**La conception et implémentation**) on a expliqué l'architecture globale du système, Nous avons présenté l'aspect pratique de notre projet en termes du système proposé, implémentation et résultats obtenus.

# Chapitre I

## Machine Learning

## I.1 Introduction:

L'intelligence artificielle est née dans les années 50, quand une poignée de pionniers du domaine naissant de l'informatique, ont commencé à se demander si les ordinateurs pouvaient être amenés à « penser », une question dont nous explorons encore aujourd'hui les ramifications. Une définition concise du champ serait la suivante : l'effort d'automatiser les tâches intellectuelles normalement effectuées par les humains. En tant que tel, l'IA est un domaine général qui englobe l'apprentissage automatique et l'apprentissage en profondeur [7] .



**Figure I.1 :** Intelligence artificielle, machine Learning et deep Learning [44].

Le Machine Learning est une branche de l'intelligence artificielle qui a pour but de donner la possibilité aux ordinateurs d'apprendre. Un ordinateur n'est pas intelligent, il ne fait qu'exécuter des tâches. On lui décrit sous forme de programmes quoi faire et comment le faire. C'est ce qu'on appelle la programmation.

Le machine Learning traite des sujets complexes où la programmation traditionnelle trouve ses limites. Dans ce chapitre, nous allons présenter quelques techniques d'apprentissage automatique « Machine Learning ».

## I.2 Machine Learning :

L'apprentissage automatique (Machine Learning) est un domaine de recherche en informatique qui traite des méthodes d'identification et de mise en œuvre de systèmes et algorithmes par lesquels un ordinateur peut apprendre, ce domaine a souvent été associé à l'intelligence artificielle et plus spécifiquement l'intelligence computationnelle.

L'intelligence computationnelle est une méthode d'analyse de données qui pointe vers la création automatique de modèles analytiques. Autrement dit, permettant à un ordinateur d'élaborer des concepts, d'évaluer, prendre des décisions et prévoir les options futures [2]. L'ensemble du processus d'apprentissage nécessite un ensemble de données comme suit :

- **Ensemble de données pour l'entraînement** : c'est la base de connaissance utilisée pour entraîner, notre l'algorithme d'apprentissage, pendant cette phase, les paramètres du modèle peuvent être réglés (ajustés) en fonction des performances obtenues [42].
- **Ensemble de données pour le test** : cela est utilisé juste pour évaluer les performances du modèle sur les données non-vues [42].

## I.3 Méthodes d'apprentissage automatique :[45]

L'Apprentissage automatique se décompose en 2 étapes : une phase d'entraînement (on apprend sur une partie des données) et une phase de vérification (on teste sur la seconde partie de données).

Nous pouvons dénombrer 3 méthodes basiques :

**I.3.1 La Classification** : modélisation de plusieurs groupes de données dans des classes existantes. Par exemple : la classification des types d'orchidées, la tendance d'un parti politique...

**I.3.2 Le Clustering** : ressemble à la classification mais ce ne sont pas des classes connues.

**I.3.3 La Régression** : les données sont liées à d'autres données numériques par une corrélation (une droite, une courbe, une tendance).

Les algorithmes d'apprentissage peuvent se catégoriser selon le mode d'apprentissage qu'ils emploient :

- Apprentissage supervisé.
- Apprentissage non supervisé.
- Apprentissage par renforcement.

## I.4 L'apprentissage supervisé :

Dans l'apprentissage supervisé, l'ordinateur est fourni avec des exemples d'entrées qui sont étiquetés avec les sorties souhaitées. Le but de cette méthode est que l'algorithme puisse « apprendre » en comparant sa sortie réelle avec les sorties « enseignées » pour trouver des erreurs et modifier le modèle en conséquence. L'apprentissage supervisé utilise donc des modèles pour prédire les valeurs d'étiquettes sur des données non étiquetées supplémentaires. Par exemple, avec un apprentissage supervisé, un algorithme peut être alimenté avec des images de requins étiquetés *Poisson*, et des images d'océans étiquetés comme *Océan*. En étant formé sur ces données, l'algorithme d'apprentissage supervisé devrait être capable d'identifier plus tard des images de requin non marquées comme *Poisson* et des images océaniques non étiquetées comme *Océan*. L'apprentissage supervisé consiste à utiliser des données historiques pour prédire des événements futurs statistiquement probables [09].

Un Professeur (ou oracle) doit préalablement correctement étiqueter des exemples. L'apprenant peut alors trouver ou approximer la fonction qui permet d'affecter la bonne « étiquette » à ces exemples. Parfois il est préférable d'associer une donnée non pas à une classe unique, mais une probabilité d'appartenance à chacune des classes prédéterminées (on parle alors d'apprentissage supervisé probabiliste). L'analyse discriminante linéaire ou les SVM sont des exemples typiques. Autre exemple en fonction de *points communs* détectés avec les symptômes d'autres patients connus (les « exemples »), le système peut catégoriser de nouveaux patients au vu de leurs analyses médicales en risque estimé (probabilité) de développer telle ou telle maladie.

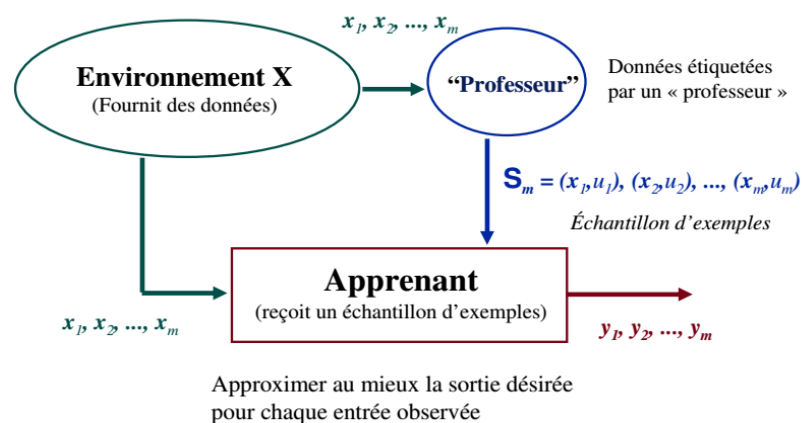
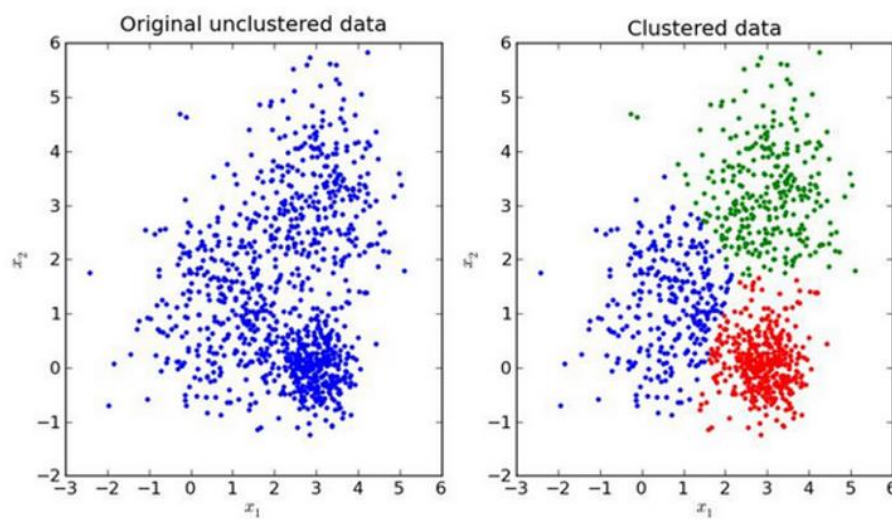


Figure I.2: L'apprentissage supervisé



### I.5 L'apprentissage non supervisé :

Quand le système ne dispose que d'exemples, mais sans étiquettes, et que le nombre de classes et leur nature n'ont pas été prédéterminés, on parle d'apprentissage non supervisé (ou clustering). Dans ce cas le but d'apprentissage est de grouper les exemples selon leurs attributs en basant sur la notion de la similarité qui est généralement calculée selon la fonction de distance entre paires d'exemples [09].



**Figure I.3:** L'apprentissage non supervisé

### I.6 l'apprentissage par renforcement :

L'apprentissage par renforcement est d'apprendre à partir d'expérience. L'objectif est d'entraîner un agent à se comporter de façon intelligent dans un environnement donnée. L'agent peut percevoir son état et interagit avec l'environnement en choisissant, à chaque temps donné, d'exécuter une action. Après chaque action, une récompense numérique est donnée. L'agent doit donc maximiser la récompense totale qu'il reçoit au cours du temps afin d'améliorer son comportement. [09]

La table suivante résume les trois types d'apprentissage avec les problèmes connexes à résoudre :

	APPRENTISSAGE SUPERVISÉ	APPRENTISSAGE NON-SUPERVISÉ	APPRENTISSAGE PAR RENFORCEMENT
DÉFINITION	L'algorithme apprend à partir de données labellisées	L'algorithme est entraîné à partir de données non labellisées sans indications particulières	L'algorithme interagit avec son environnement en réalisant des actions et en apprenant de ses erreurs et succès
TYPE DE PROBLÈMES	Régression et classification	Association et Clustering	Basés sur un système de récompense
TYPE DE DONNÉES	Données labellisées	Données non labellisées	Pas de données fournies au préalable
APPROCHE	Étudie les relations sous-jacentes qui lient les données en entrée aux labels	Découvre les motifs communs au sein des données d'entrée	Apprend une stratégie de comportement en fonction d'expériences passées et des récompenses perçues

Table I.1 : Comparaison entre les différents types d'apprentissage [24].

## I.7 Brève description des algorithmes populaires d'apprentissage :

### I.7.1 Arbre de décision [25] :

#### I.7.1.1 Définition :

Un **arbre de décision** est un outil aidant à la prise de décision. Il regroupe sur un même graphique différents choix possibles face à une situation sous la forme de branches d'arbre (d'où son appellation) avec, à chaque extrémité des branches, une décision potentielle. On retrouve l'arbre de décision dans de nombreux domaines tels que la médecine, l'informatique décisionnelle, l'exploration de données, la sécurité, etc. Dans la majorité des cas, l'arbre de décision permet de répartir une population donnée en groupes homogènes afin d'atteindre un objectif précis sans mettre de côté les caractéristiques discriminantes de cette population. L'arbre de décision facilite la lecture d'une situation complexe. Il permet d'exécuter rapidement la décision prise.

#### I.7.1.2 Présentation un arbre de décision [25] :

L'arbre de décision est en fait un **diagramme**. Il suit un **système de ramification** en partant d'un point unique qui se divise en plusieurs, qui eux même se subdivisent, etc. Une fois terminée, la représentation d'un arbre de décision ressemble à un organigramme.

On y retrouve ainsi trois types d'entités :

- Les **sommets** (chaque point qui se divise),

- Les **feuilles** (les groupes homogènes qui émanent des sommets),
- Et les **arêtes** (les branches qui relient les sommets et les feuilles).

À l'origine, les arbres de décisions ont été créés à la main et étaient réalisés étape par étape manuellement. Aujourd'hui, bien que les arbres disposent toujours d'un schéma initial pour leur création, ils ne sont plus forcément visualisés en entier. En effet, la majorité sont désormais **gérés par ordinateur**. De ce fait, la machine ne délivre que la première entité et les résultats finaux issus de l'arbre mais pas toutes les étapes intermédiaires.

### I.7.1.3 Les différents types d'arbres de décision [25] :

#### I.7.1.3.1 Les arbres de régression :

Les arbres de régression, plus souvent appelés par leur nom anglais, « regression tree » servent à prédire une **donnée tangible, réelle et numérique**. Ils peuvent être utilisés dans des domaines très divers par exemple pour définir le prix d'un appartement, le nombre de passagers dans un moyen de transport à un moment précis, la durée de séjour d'une personne hospitalisée.

#### I.7.1.3.2 Les arbres de classification

Ce second type de schéma sert, comme son nom l'indique, à répartir et **classifier des catégories de variables**. Au sein de l'arbre, les feuilles de résultat (celles les plus éloignées du sommet initial) indiqueront ainsi à quelle catégorie de variable elles appartiennent. On utilise ces arbres pour répartir un groupe d'individus en différents profils prédéfinis par exemple.

##### Avantages

Parmi les avantages des arbres de décision :

- Ils sont simples à comprendre et à interpréter. On peut visualiser les arbres. Aussi, on peut expliquer les résultats obtenus facilement.
- Ils peuvent travailler sur des données avec peu de préparation. Par exemple, ils n'ont pas besoin de la normalisation des données.
- Ils acceptent les données numériques et nominales. Les autres algorithmes d'apprentissage sont spécialisés dans un seul type de données.
- Ils donnent de bonne performance même si leurs hypothèses sont un peu violées par le modèle réel à partir duquel les données ont été générées.

##### Limites

Parmi les inconvénients des arbres de décision :

- Ils peuvent être aussi complexes, ils ne généralisent pas bien (overfitting : surapprentissage). On peut régler ça en fixant le nombre minimum des échantillons dans les feuilles ou en fixant la profondeur maximale de l'arbre.
- Ils peuvent être instable à cause des variations des données.
- Il existe des concepts qui sont un peu difficile à apprendre par les arbres de décision. Ils ne sont pas faciles à exprimer, par exemple : XOR.
- Ils peuvent être biaisés à la classe dominante. Donc, il faut balancer les données avant d'entraîner le système.
- Ce n'ai pas garanti de tomber sur l'arbre de décision optimal.

## **I.7.2 Machines à Vecteurs Supports SVM :**

### **I.7.2.1 Présentation :**

Depuis un peu plus d'une dizaine d'année, une bonne partie de la recherche en apprentissage statistique s'est focalisée sur la famille des séparateurs à vaste marge (SVM). Les SVMs sont le résultat de l'application du principe de l'étudiée des hyperplans séparateurs linéaires. L'intérêt suscité par les SVMs est essentiellement dû à deux facteurs.

Le premier facteur est le fait que les SVMs obtiennent des performances qui sont généralement parmi les meilleures dans l'apprentissage.

Le second facteur, expliquant le succès des SVM, est l'utilisation des noyaux pour 'transformer' le SVM en un algorithme non-linéaire pouvant être appliqué sur des données variées. Les noyaux et les SVMs ont alors permis d'utiliser l'apprentissage numérique dans des problèmes traitant des données complexes telles que les données textuelles [04].

Les machines à vecteurs de support appelés aussi séparateurs à vaste marge sont des techniques d'apprentissage supervisées conviennent aux problèmes de classification, introduit par Vapnik [13], a prouvé que c'est un algorithme puissant et est utilisé dans de nombreux travaux de catégorisation. [10]

### **I.7.2.2 Principe de la technique SVM :**

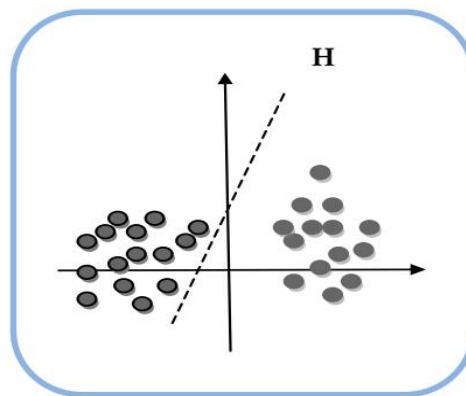
Cette technique est une méthode de classification à deux classes, son concept principal est de séparer les exemples positifs des exemples négatifs dans l'ensemble des exemples par un hyperplan, en garantissant que la marge entre le plus proche des positifs et des négatifs soit maximale. Cela garantit une généralisation du principe car de nouveaux exemples pourront ne

pas être trop similaires à ceux utilisés pour trouver l'hyperplan mais être situés d'un côté ou l'autre de la frontière [10].

### I.7 .2.3 Notions de base :

#### Hyperplan :

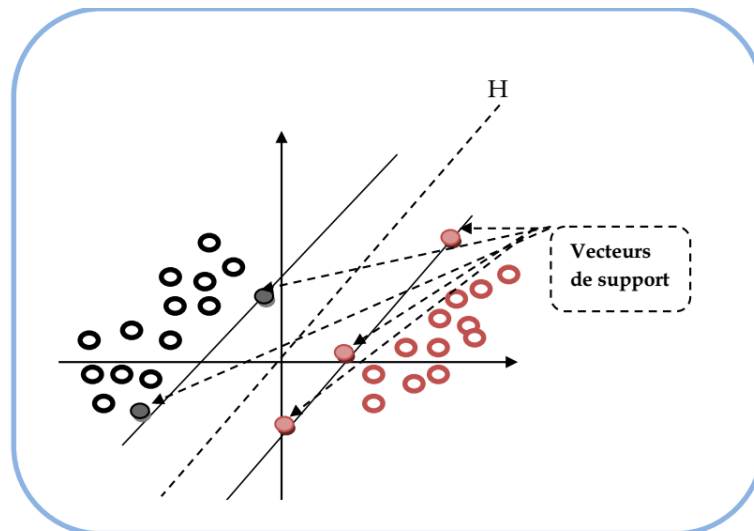
Plaçons-nous dans le cas d'une classification binaire (i.e. les exemples à classifier réparties en 2 classes). On appelle hyperplan séparateur un hyperplan qui sépare les deux classes figure.I.4, en particulier il sépare leurs points d'apprentissage. Comme il n'est en générale pas possible d'en trouver un, on se contentera donc de chercher un hyperplan discriminant qui est une approximation au sens d'un critère à fixer (maximiser la distance entre ces deux classes) [04].



**Figure I.4** : l'hyperplan H qui sépare les deux ensembles de points.

#### Vecteurs de support :

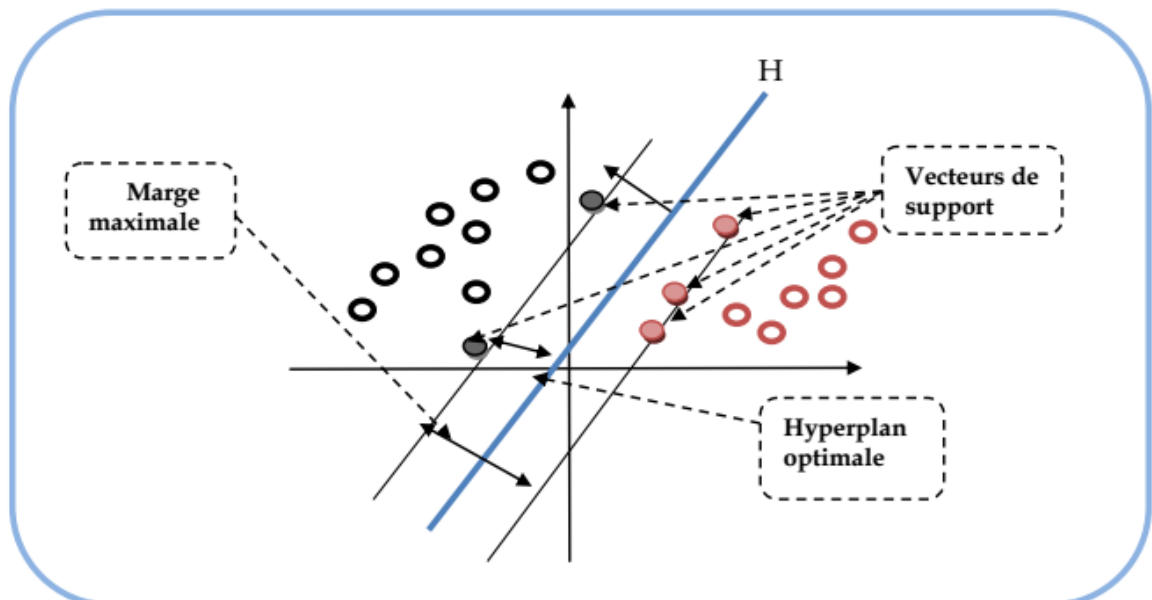
Pour une tâche de détermination de l'hyperplan séparable des SVM est d'utiliser seulement les points les plus proches (i.e. les points de la frontière entre les deux classes des données) parmi l'ensemble total d'apprentissage, ces points sont appelés vecteurs de support Figure I.5 [10].



**Figure I.5 :** les vecteurs de support.

### Marge :

Il existe une infinité d'hyperplans capable de séparer parfaitement les deux classes d'exemples. Le principe des SVM est de choisir celui qui va maximiser la distance minimale entre l'hyperplan et les exemples d'apprentissage (i.e. la distance entre l'hyperplan et les vecteurs de support), cette distance est appelée la marge (figure I.6) [10].



**Figure I.6:** hyperplan optimal, vecteurs de support et marge maximale.

### I.7 .2.4 Propriétés fondamentales :

#### ❖ Pourquoi maximiser la marge ? :

Intuitivement, le fait d'avoir une marge plus large procure plus de sécurité lorsqu'on classe un nouvel exemple. De plus, si l'on trouve le classificateur qui se comporte le mieux vis-à-vis des données d'apprentissage, il est clair qu'il sera aussi celui qui permettra au mieux de classer les nouveaux exemples. Dans le schéma figure I.7, la partie droite nous montre qu'avec un hyperplan optimal, un nouvel exemple reste bien classé alors qu'il tombe dans la marge. On constate sur la partie gauche qu'avec une plus petite marge, l'exemple se voit mal classé [10].

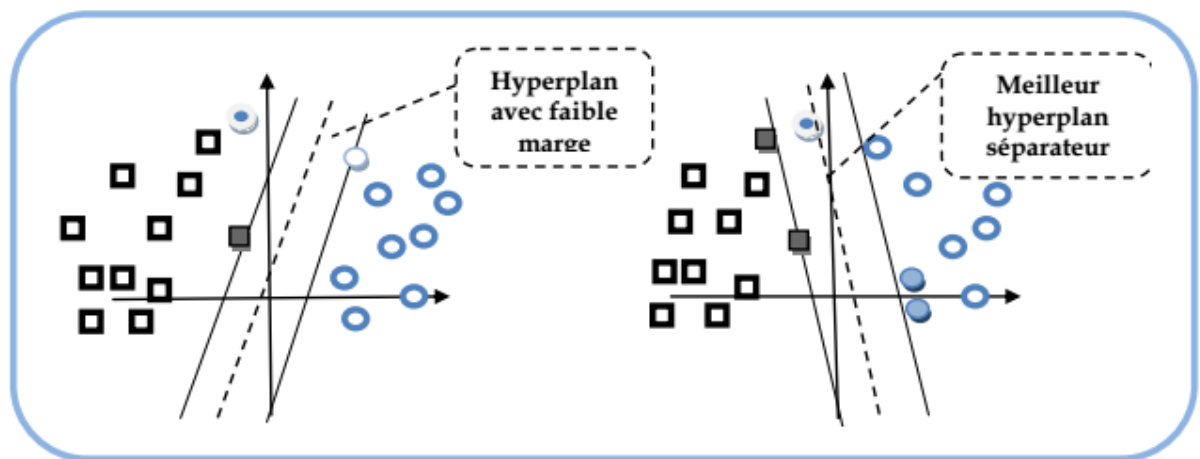
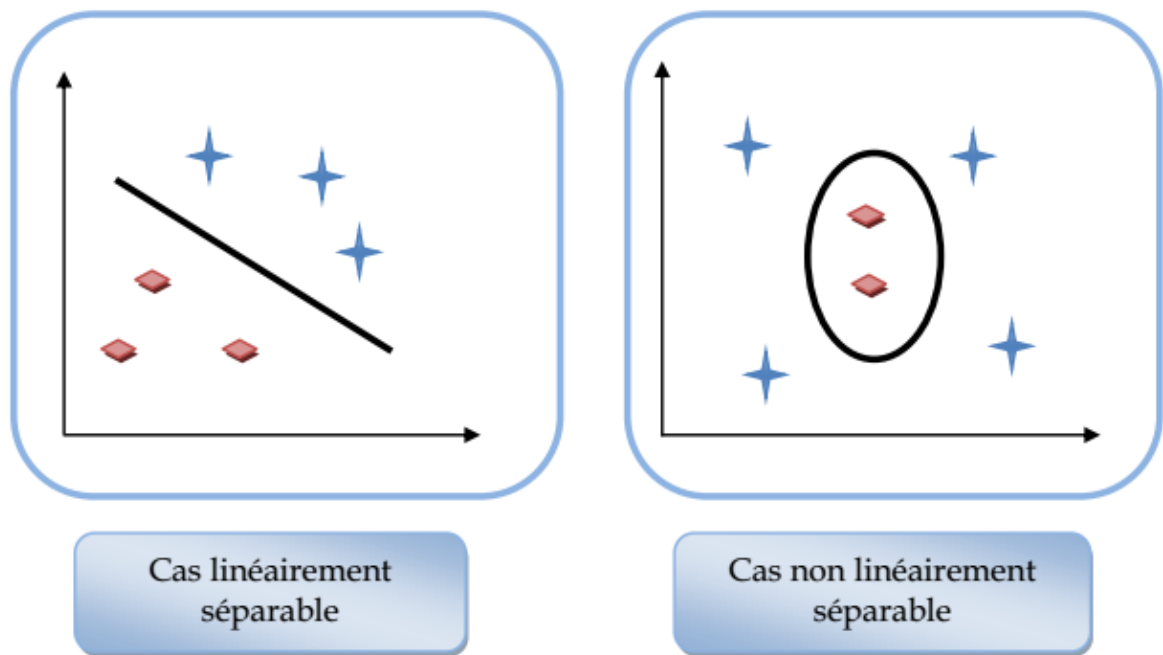


Figure I.7 : meilleur hyperplan séparateur

#### ❖ Linéarité et non-linéarité :

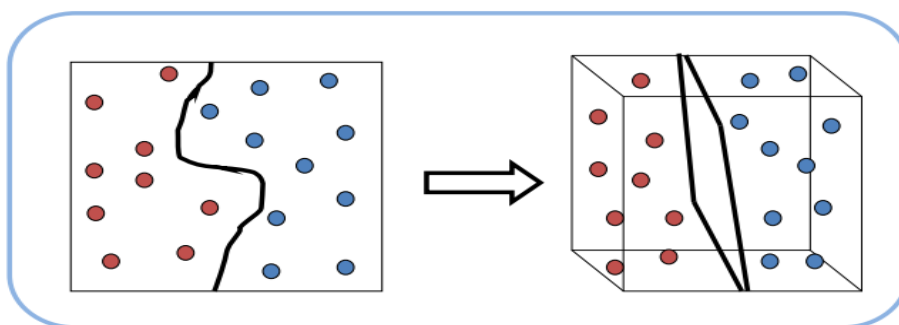
Parmi les modèles des SVM, on constate les cas linéairement séparables et les cas non linéairement séparables. Les premiers sont les plus simples des SVM car ils permettent de trouver facilement le classificateur linéaire. Dans la plupart des problèmes réels il n'y a pas de séparation linéaire possible entre les données, le classificateur de marge maximale ne peut pas être utilisé car il fonctionne seulement si les classes de données d'apprentissage sont linéairement séparables [10].



**Figure I.8:** Cas linéairement séparable et non linéairement séparable.

❖ **Cas non linéaire:**

Pour surmonter les inconvénients des cas non linéairement séparable, l'idée des SVM est de changer l'espace des données. La transformation non linéaire des données peut permettre une séparation linéaire des exemples dans un nouvel espace. On va donc avoir un changement de dimension. Ce nouvel espace est appelé « espace de re-description ». En effet, intuitivement, plus la dimension de l'espace de ré-description est grande, plus la probabilité de pouvoir trouver un hyperplan séparateur entre les exemples est élevée. Ceci est illustré par le schéma suivant [10] :



**Figure I.9:** Transformation des données dans un espace de grande dimension.



On a donc une transformation d'un problème de séparation non linéaire dans l'espace de représentation en un problème de séparation linéaire dans un espace de re-description de plus grande dimension. Cette transformation non linéaire est réalisée via une fonction noyau. En pratique, quelques familles de fonctions noyau paramétrables sont connues et il revient à l'utilisateur de SVM d'effectuer des tests pour déterminer celle qui convient le mieux pour son application. On peut citer les exemples de noyaux suivants : polynomiale, gaussien, sigmoïde et la racine [10].

### I.7 .2.5 Fondement mathématiques :

#### ❖ Le cas linéairement séparable :

Si les données sont linéairement séparables, alors il existe un hyperplan d'équation  $\langle \mathbf{W}, \mathbf{X} \rangle + b = 0$  tel que :

$$\begin{cases} W \cdot X + b \geq +1 & \text{si } y_i = +1 \\ W \cdot X + b \leq -1 & \text{si } y_i = -1 \end{cases}$$

On peut combiner ces deux inéquations en une seule :  $y_i(W \cdot X + b) \geq 1$

La distance perpendiculaire de l'origine à l'hyperplan :

$$H_1 : W \cdot X + b = 1 \quad \text{est} \quad \frac{|1-b|}{\|W\|}$$

De même pour :

$$H_2 : W \cdot X + b = -1 \quad \text{est} \quad \frac{|1+b|}{\|W\|}$$

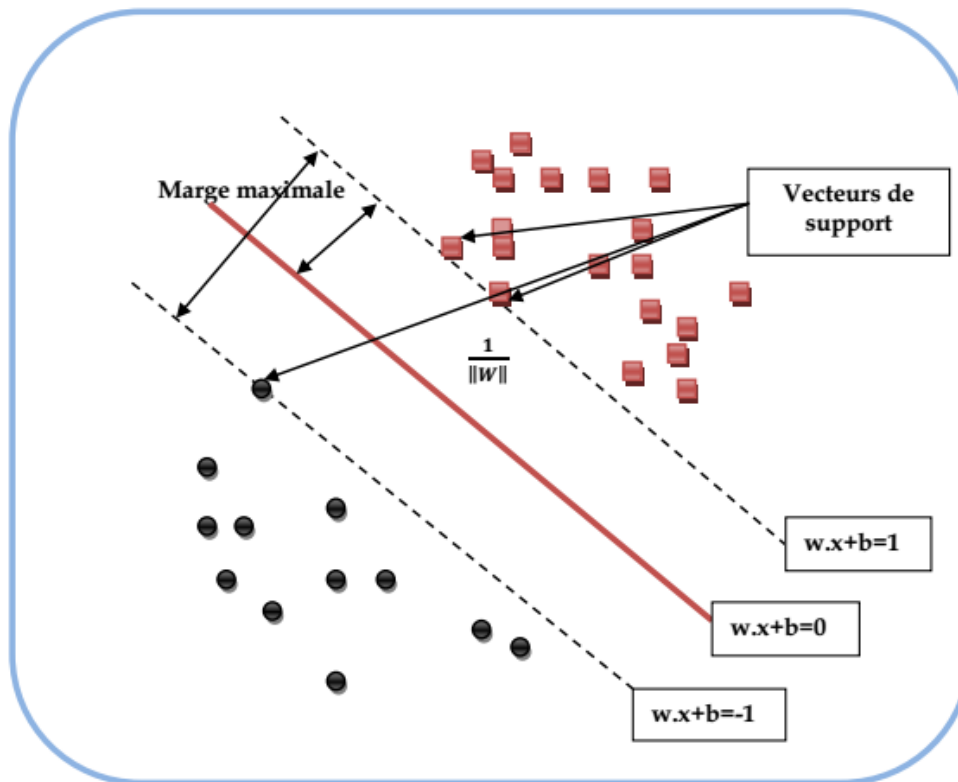


Figure I. 10: exemple graphique des données linéairement séparable.

### ❖ Le cas linéairement non séparable :

Dans le cas non linéairement séparable, on introduit des variables d'écart  $\xi_i (i=1..N)$  avec  $\xi > 0$  dans les contraintes, qui deviennent :

$$\begin{aligned} w \cdot x + b &\geq 1 - \xi_i & \text{si } y_i = +1 \\ w \cdot x + b &\leq -1 + \xi_i & \text{si } y_i = -1 \end{aligned}$$

### I.7 .2.6 SVM à plusieurs classes :

A l'origine, les SVM ont été conçus essentiellement pour les problèmes à 2 classes, cependant plusieurs approches permettant d'étendre cet algorithme aux cas à N classes ont été proposées. Pour pouvoir traiter plus de deux classes il convient d'apporter les modifications nécessaires. La généralisation dans le cas multi-classes peut se faire de deux façons différentes :

#### ❖ Un contre tous (One versus All) :

La méthode la plus intuitive pour la gestion de la multi classe consiste à construire autant de classifieur SVM que de classe [10]. Chaque classifieur renvoie 1 si la forme à reconnaître

appartient à la classe, -1 sinon. Il faut donc pour reconnaître une forme, le soumettre à tous les classifieurs, le meilleur remportant la décision. Il est évident qu'avec un nombre de classe élevé, la combinatoire peut devenir énorme. Cette méthode est appelée en anglais One Versus-All (1-vs-A) et suppose donc la construction de N classifieurs et N comparaisons pour la décision [10].

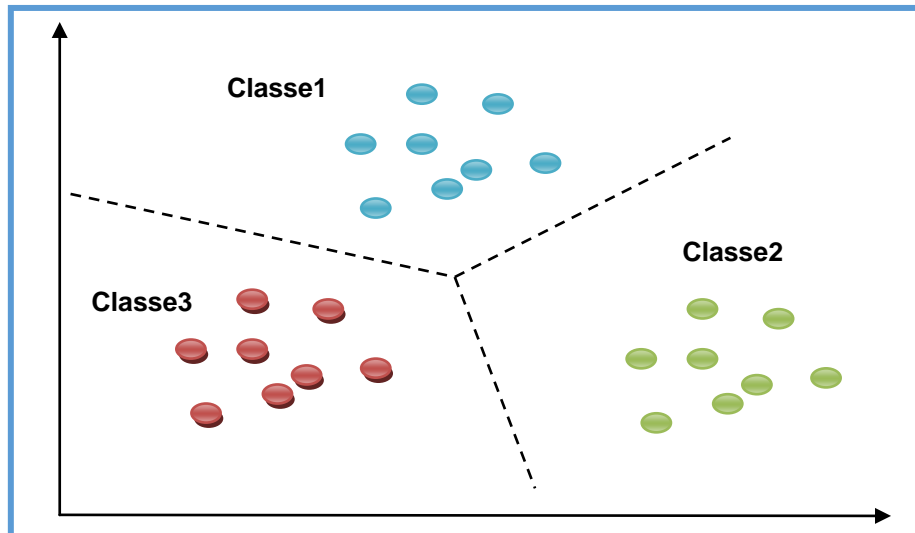


Figure I.11 : Approche une-contre-tous

#### ❖ Un contre un (One versus One) :

Il est également possible de concevoir des classifieurs spécialisés dans la comparaison classe à classe (méthode One-versus-One (1-vs-1) en anglais). Pour un problème à N classes, On a classifieurs. On soumet la forme à reconnaître à tous ces classifieurs 1-vs-1, la classe remportant le plus de suffrage remporte la décision. Cette méthode possède un gros inconvénient : sa complexité augmente rapidement avec N puisqu'elle nécessite comparaisons.

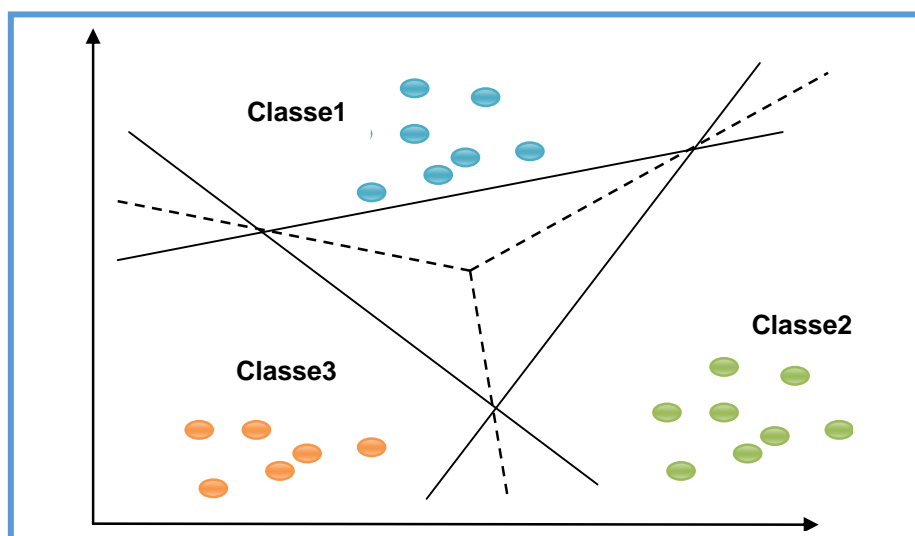


Figure I.12 : Approche une-contre-une

**❖ Le cas non linéaire (les noyaux)**

Dans le cas général, la frontière optimale est non linéaire. Dans le cadre des SVM, la prise en compte de non linéarités dans le modèle s'effectuera par l'introduction de noyaux non linéaires. De manière inattendue, l'utilisation de noyaux ne modifie pas fondamentalement la nature des SVM.

**I.7 .2.7 Les avantages et les inconvénients des SVM :****❖ Avantages:**

SVM est une méthode de classification intéressante car le champ de ses applications est large, parmi ses avantages nous avons :

- Un grand taux de classification et de généralisation par rapport aux méthodes classiques.
- Elle nécessite moins d'effort pour designer l'architecture adéquate (petit nombre de paramètre à régler ou à estimer).
- La résolution du problème est convertie en résolution d'un problème quadratique convexe dont la solution est unique et donnée par des méthodes mathématiques classiques de programmation quadratique.

**❖ Inconvénients :**

- Classification binaire d'où la nécessité d'utiliser l'approche un-contre-un.
- Grande quantité d'exemples en entrées implique un calcul matriciel important.
- Temps de calcul élevé lors d'une régularisation des paramètres de la fonction noyau.
- SVM est une méthode de classification qui montre de bonnes performances dans la résolution de problèmes variés. Cette méthode a montré son efficacité dans de nombreux domaines d'applications tels que le traitement d'image, la catégorisation de textes ou le diagnostics médicales et ce même sur des ensembles de données de très grandes dimensions.

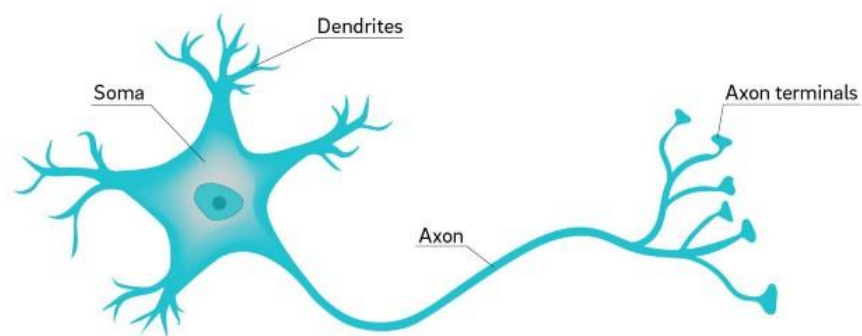
La réalisation d'un programme d'apprentissage par SVM se ramène à résoudre un problème d'optimisation impliquant un système de résolution dans un espace de dimension conséquente.

### I.7 .3 Réseaux de neurones :

Par définition, un réseau de neurones est un assemblage d'éléments, d'unités ou de nœuds processeurs pour lequel un sous-groupe fait un traitement indépendant et passe le résultat à un deuxième sous-groupe. Les capacités de traitement du réseau sont stockées dans les forces (ou poids) des connections inter unités qui est obtenu par un processus d'adaptation ou d'apprentissage a un ensemble de patrons de référence. Ces réseaux sont un type d'intelligence artificielle qui tente d'imiter le fonctionnement d'un cerveau humain. Au lieu d'utiliser un model digital, dans lequel toutes les opérations manipulent des zéros et des uns, un réseau neuronique procède en créant des connections entre les nœuds de traitement - l'équivalent informatique d'un neurone. L'organisation et les poids déterminent les sorties [46].

#### I.7 .3.1 Le neurone biologique :

Les neurones, au nombre d'une centaine de milliards, sont les cellules de base du système nerveux central. Chaque neurone reçoit des influx nerveux à travers ses dendrites (récepteurs), les intègre pour en former un nouvel influx nerveux qu'il transmet à un neurone voisin par le biais de son axone (émetteur) comme le montre la Figure I.13 [11].



**Figure : I.13 :** Le neurone biologique.

Le neurone est une cellule vivante, qui peut prendre des formes variables (pyramidale, sphérique ou étoilée) sa forme est définie par une membrane qui sépare l'intérieur du neurone à l'extérieur. Ces neurones sont considérés comme l'élément de base qui constitue les unités élémentaires de traitement dans le cerveau [12].

### I.7 .3.2 Neurone formel :

Le neurone formel est donc une modélisation mathématique qui reprend le grand principe du fonctionnement du neurone biologique et particulièrement ,la sommation des entrées. Sachant qu'au niveau biologique, les synapses n'ont pas toutes la même « valeur » (pour simplifier disons que les connexions entre les neurones sont plus ou moins fortes), les auteurs ont donc créé un algorithme qui pondère la somme de ses entrées par des poids synaptiques (coefficients de pondération) [12].

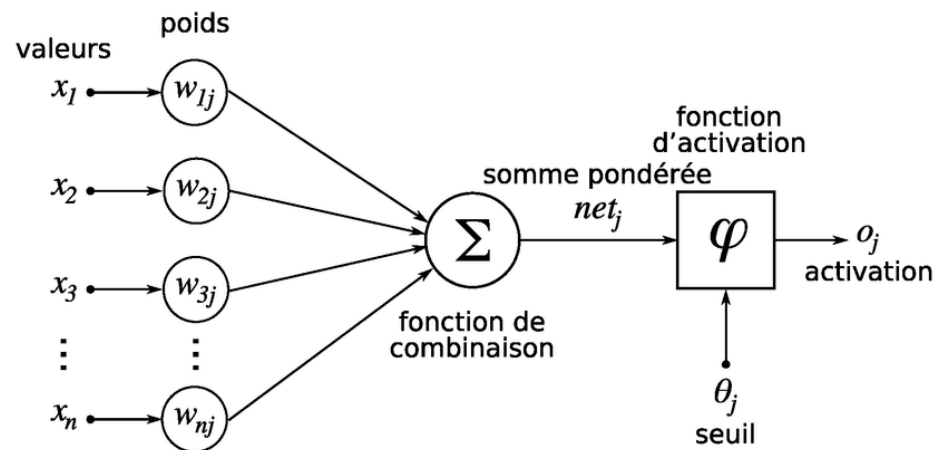


Figure : I.14 : Neurone formel.

### I.7 .3.3 Description mathématique :

On peut donc dire que pour un nombre compris entre  $j (=1)$  et un nombre quelconque  $n$ , le neurone formel va calculer la somme de ses entrées  $(x_1, \dots, x_n)$ , pondérées par les poids synaptiques  $(w_1, \dots, w_n)$  et la comparée à son seuil  $\Theta$ .

Si le résultat est supérieur au seuil, alors on renvoie 1, sinon on renvoie 0 .

La formule mathématique s'écrit comme : [12]

$$y = f\left(\sum_{j=1}^n w_j x_j - \theta\right)$$

### **I.7 .3.4 Avantages et inconvénients des réseaux de neurones [12] :**

Dans ce qui suit nous allons présenter les avantages et les inconvénients des réseaux de neurones.

#### **Avantages :**

- Implémentation du parallélisme.
- Apprentissage.
- Robustesse : données bruitées ou incomplètes.
- Généralisation à des Modèles similaires.
- Trouvent des solutions aux problèmes non linéaires.
- Trouvent des solutions aux problèmes qui n'ont pas une modélisation.

#### **Inconvénients :**

- N'ont pas encore expliqué le fonctionnement du cerveau.
- Les poids ne sont pas interprétables.
- L'apprentissage n'est pas toujours évident.
- Ne sont pas extensibles (l'ajout d'un neurone).

### **I.7 .4 Algorithme K-means [13] :**

Le clustering K-means est l'un des algorithmes d'apprentissage automatique non supervisés les plus couramment utilisés pour la partition d'un ensemble de données ; donné en un ensemble de k clusters), où k représente le nombre de groupes prédéfinis par l'analyste. Il classe les objets en plusieurs clusters, de sorte que les objets au sein d'un même cluster sont similitude intra-classe élevée, tandis que les objets de différents clusters sont aussi différents que possible (faible inter-classe similitude). Dans le cluster k-means, chaque cluster est représenté par son centre (centroïde) qui correspond à la moyenne des points attribués au cluster. Chaque cluster est représenté par son centre de gravité.

#### **I.7 .4.1 Fonctionnement de l'algorithme k-means :**

C'est l'un des algorithmes de clustering les plus répandus. Il permet d'analyser un jeu de données caractérisées par un ensemble de descripteurs, afin de regrouper les données "similaires" en groupes (ou clusters).

La similarité entre deux données peut être inférée grâce à la “distance” séparant leurs descripteurs ; ainsi deux données très similaires sont deux données dont les descripteurs sont très proches. Cette définition permet de formuler le problème de partitionnement des données comme la recherche de K “données prototypes”, autour desquelles peuvent être regroupées les autres données.

Ces données prototypes sont appelés centroïdes ; en pratique l’algorithme associe chaque donnée à son centroïde le plus proche, afin de créer des clusters. D’autre part, les moyennes des descripteurs des données d’un cluster, définissent la position de leur centroïde dans l’espace des descripteurs : ceci est à l’origine du nom de cet algorithme (K-moyennes ou K-means en anglais).

Après avoir initialisé ses centroïdes en prenant des données au hasard dans le jeu de données, Kmeans alterne plusieurs fois ces deux étapes pour optimiser les centroïdes et leurs groupes :

1. Regrouper chaque objet autour du centroïde le plus proche.
2. Replacer chaque centroïde selon la moyenne des descripteurs de son groupe.

Après quelques itérations, l’algorithme trouve un découpage stable du jeu de données : on dit que l’algorithme a convergé.

L’algorithme K-Means est répété plusieurs fois pour obtenir une solution de clustering optimale, commençant à chaque fois par un ensemble aléatoire de clusters initiaux.

#### **I.7 .4.2 Avantages et inconvénients de l’algorithme k-means :**

##### **➤Avantages**

- La méthode résolve une tâche non supervisée, donc elle ne nécessite aucune information sur les données.
- Sa simplicité conceptuelle et sa rapidité
- L’algorithme de k-means est très populaire du fait qu’il est très facile à comprendre et à mettre en œuvre.
- La méthode est applicable à tout type de données (mêmes textuelles), en choisissant une bonne notion de distance.



**➤ Inconvénients de l'algorithme k-means**

- La difficulté de trouver une bonne fonction de distance.
- Un bon choix du nombre k est nécessaire, un mauvais choix de k produit de mauvais résultats.
- La difficulté d'expliquer certains clusters (i.e. attribuer une signification aux groupes constitués).
- Il n'est pas applicable en présence d'attributs qui ne sont pas du type numérique
- Ne peut découvrir les groupes non-convexes
- Sensible à la présence de bruits.

Ce qu'il faut retenir de tout ce qui précède, c'est tout simplement que l'intelligence artificielle semble promise à un bel avenir, au vu de la portée technologique de la machine learning. La machine Learning offre un certain nombre de méthodes statistiques avancées pour traiter des tâches de régression, de classification et de clustering avec plusieurs variables dépendantes et indépendantes. Parmi ces méthodes, citons la méthode des Séparateurs à Vaste Marge (SVM - Support Vector Machines) pour des problèmes de régression et de classification, la méthode des Réseaux de neurones pour des problèmes de classification, et les méthodes des K-means pour des problèmes de clustering.

**I.8 conclusion :**

Dans ce chapitre, nous avons présenté quelques machines d'apprentissage, et cela est lié au sujet de notre étude, car nous utiliserons l'apprentissage automatique pour classer les apprenants dans les MOOCs.

# Chapitre II

## E-Learning et MOOCS

## **II.1 Introduction :**

L'impact positif de l'ère technologique a commencé à apparaître de manière significative sur le processus éducatif récemment : le soi-disant l'apprentissage en ligne est apparu.

Les développements technologiques à l'ère de la révolution technologique ont contribué à l'émergence de ce modèle éducatif pour stimuler le processus de consolidation du processus éducatif chez l'individu. Un apprenant peut continuer à être éduqué en fonction de sa capacité à absorber et à apprendre, en plus des expériences et des compétences précédentes, contribuant à la promotion de ce type d'apprentissage, L'apprentissage en ligne peut être considéré comme une forme d'apprentissage à distance Il est important de noter que l'ordinateur et Internet font partie intégrante du processus d'apprentissage en ligne afin de stimuler le transfert de connaissances et de compétences.

Les cours en ligne ouverts et massifs (MOOC) sont l'une des tendances les plus marquantes de l'enseignement supérieur ces dernières années. Le terme « MOOC » représente un contenu pédagogique en libre accès, mondial, gratuit et basé sur des vidéos, des vidéos, des ensembles de problèmes et des forums diffusés via une plate-forme en ligne à des participants à volume élevé souhaitant suivre un cours ou se former. Avec une flexibilité de temps et de lieu, les MOOC rassemblent des universitaires et des "autres apprenants partageant les mêmes idées dans le monde entier". Bien qu'il ait une grande importance dans sa mise en œuvre, il y a un manque d'études de recherche et d'articles critiques examinant sa situation actuelle dans le monde. Pour cela, partant de la définition et d'un bref historique des MOOC, cet article l'examine sous différentes dimensions : les implémentations pédagogiques et technologiques à travers le monde et son axe de recherche. Par conséquent, une revue de la littérature sur les caractéristiques des MOOC, la chronologie de son développement et un mélange de problèmes pratiques avec les expériences de fournisseurs de MOOC bien connus sont présentés.

Dans ce chapitre nous allons définir la notion du l'apprentissage en ligne et ses différents acteurs du l'apprentissage en ligne et aussi les notions de bases de MOOCS.

## **II.2 E-learning :**

### **II.2.1 Définition :**

L'apprentissage en ligne (l'e-learning) se définit par « l'utilisation des nouvelles technologies du multimédia et de l'Internet afin d'améliorer la qualité de l'éducation et de la

formation à travers l'accès à distance à des ressources et des services, ainsi qu'à des collaborations et des échanges ». [26]

Plus concrètement, l'apprentissage en ligne est un mode d'apprentissage à distance mettant à disposition des apprenants des contenus pédagogiques via internet ou un réseau intranet. Il n'est plus nécessaire pour l'apprenant de se déplacer au sein d'un centre de formation, il peut suivre le cours depuis n'importe quel lieu. La formation en ligne est accessible à tous : salariés, indépendants ou encore particuliers. Avec pour objectif de permettre aux apprenants d'acquérir de nouvelles compétences, d'enrichir son CV ou encore de booster sa carrière professionnelle. [27]

L'apprentissage en ligne est aujourd'hui le résultat de la transformation digitale qui a touché l'ensemble des secteurs d'activités ces dernières années, avec notamment la digitalisation du secteur de la formation.

### **II.2.2 L'efficacité de E-learning :**

L'utilisation des nouvelles technologies permet d'améliorer la qualité de l'apprentissage en facilitant l'accès à des ressources éducatives ainsi qu'à des services et des échanges favorisant la collaboration à distance.

L'apprentissage en ligne facilite la diversification des méthodes et stratégies d'apprentissage en comparaison aux cours traditionnels. Cela ne signifie pas qu'il n'y ait pas de diversification en cours présentiel, mais que celle-ci est compliquée et demande de la part des formateurs une organisation spécifique. Diversifier les méthodes est tout simplement plus facile avec les outils technologiques utilisés en e-learning.

De plus, l'apprentissage en ligne permet de varier les approches pédagogiques et de mieux répondre aux différents types de mémoire (visuel, auditif ou kinesthésique), ainsi qu'aux besoins, attentes et aux préférences (stables ou ponctuelles) des apprenants en matière d'apprentissage. Il est ainsi possible d'apprendre à sa manière. Varier les méthodes permet d'entretenir, voire de décupler la motivation des apprenants et, d'augmenter leur autonomie, leur persévérance et leurs performances. Et cela, d'autant plus, s'il y a un suivi par des formateurs en ligne. L'apprenant se sent valorisé dans ses efforts. Internet a permis une réelle évolution des pratiques dans ce domaine. L'apprenant n'est plus seul derrière son écran mais peut interagir et communiquer avec des formateurs et d'autres apprenants.

Ce type de formation est de plus en plus dynamique et permet un apprentissage diversifié (fichiers audios, vidéo, animations, liens et soutien personnalisé...).

Ces formations par Internet ne nécessitent aucune installation de logiciels. Une connexion à la plateforme d'apprentissage est aussi facile qu'une connexion à un site Internet. Il peut être utile de compléter l'apprentissage en ligne, de manière ciblée, par des sessions de tutorat à distance qui font appel à des applications, comme par exemple Skype, afin d'améliorer spécifiquement et rapidement ses résultats.

Grâce à l'apprentissage en ligne, vous bénéficiez d'un apprentissage facilité avec un rapport qualité-prix exceptionnel. Vous pouvez apprendre où vous voulez (à la maison, à l'étranger, sur le lieu de travail, ...), quand vous voulez (le jour ou la nuit) et selon votre propre rythme (vous pouvez démarrer, reprendre, répéter votre cours à l'endroit de votre choix), tout en sachant où vous en êtes dans votre progression et tout en conservant les traces de votre apprentissage [14].

### **II.2.3 Différence entre E-learning et l'apprentissage traditionnelle :**

L'apprentissage traditionnel basé sur trois critères temps/place/contenu. Ces critères sont différents pour le nouveau mode E-Learning : rapides / ouverts / personnalisés. En plus il y a d'autres points de différence entre eux [15] :

#### **II.2.3.1 E-learning :**

- Se centrent sur l'apprenant.
- Personnalisation avec un contenu adapté au besoin de chacun.
- Dans la distribution ouverte.
- Utilisation de TCI.
- Processus d'apprentissage dynamique.

#### **II.2.3.2 L'apprentissage traditionnel :**

- Se centrent sur l'enseignant.
- Enseignement de masse avec un contenu qui doit satisfaire les besoins de plusieurs apprenants.
- Processus d'apprentissage statique.
- Salle de classe.
- Technologies utilisées tableau, écran,

### **II.2.4 Acteurs E-learning [28] :**

En générale, les acteurs du E-learning sont l'apprenant, le tuteur ou l'enseignant et l'administrateur, nous présentons dans cette section ces différents acteurs :

**• L'apprenant :**

L'apprenant est considéré comme l'élément active dans un processus d'acquisition des connaissances et de leur mise en œuvre. Il peut, consulter et télécharger des ressources, échanger des informations et il peut également collaborer et participer à des activités d'apprentissage en ligne.

**• Le tuteur :**

Le tuteur ou l'enseignant est la personne qui contribue pour transmettre l'information aux étudiants et il peut ainsi jouer le rôle d'un facilitateur comme dans les environnements d'apprentissage par problèmes. De plus, il peut évaluer et suivre les apprenants tout au long du processus d'apprentissage.

D'une manière générale, l'enseignant gère les environnements et les apprenants et facilite l'apprentissage. Son rôle est donc de suivre l'évolution du travail de l'apprenant et de l'assister.

**• L'administrateur :**

Son rôle consiste à prendre la responsabilité de la gestion de l'environnement à savoir la maintenance du système, la gestion des comptes (apprenants et enseignants) ...etc.

**II.2.5 Les différents types de cours en ligne [49]:**

La formation digitale recouvre plusieurs méthodes d'apprentissage avec chacune ses particularités :

- **Le MOOC** (Massive Online Open Course) se définit comme une formation en ligne en libre accès et la plupart du temps gratuite. On parle même d'une communauté d'apprenants interactive. S'étalant sur plusieurs semaines, cet apprentissage en ligne, animé par un ou plusieurs professionnels, met à disposition des apprenants du contenu pédagogique comprenant des vidéos et des tests. A la fin de ces semaines, l'apprenant se voit délivrer un certificat.

- **Le COOC** (Corporatif Online Open Course) concernent les cours dispensés par une entreprise auprès de ses salariés, cadres, candidats potentiels ou même ses clients et fournisseurs. L'objectif de cette forme d'apprentissage en ligne est d'accompagner la transformation numérique au sein des entreprises et ainsi développer les compétences de l'ensemble des collaborateurs.

- **Le SPOC** (Small Privat Online Courses) peut se comparer à un stage de formation, idéal pour répondre à un besoin spécifique. Cette formation à distance consiste à réunir un nombre restreint de personnes avec un nombre d'accès limité à la formation.

### II.2.6 Les avantages de E-learning :

• **Pratique** : Il s'agit probablement du plus grand avantage de l'apprentissage en ligne. Avec un ordinateur et une connexion Internet, peu importe dans quelle partie du monde l'apprenant se trouve. En effet, il peut accéder aux informations de n'importe où, à n'importe quel moment. La distance n'est plus un obstacle à l'apprentissage qu'il soit académique ou professionnel. Ainsi, il est possible d'atteindre un nombre illimité d'employés rapidement. Et ce, indépendamment de leur lieu d'affectation. Voici un avantage considérable pour les entreprises du monde entier [16].

• **Flexible** : C'est vraiment très simple, l'apprentissage est plus facile lorsqu'il s'adapte aux besoins d'apprentissage et aux préférences de chaque apprenant. L'apprentissage en ligne permet aux apprenants d'étudier à leur propre rythme, qu'ils soient de simples étudiants, des adultes à l'emploi du temps chargé, ou des salariés. En dehors des dates limites de remise des devoirs, vos apprenants sont libres de constituer leur agenda comme bon leur semble. De plus, ils peuvent suivre leurs cours n'importe où : à la maison, dans le bus, dans un parc, s'ils disposent d'un appareil mobile avec eux. [28]

• **Rentable** : Surtout dans le cas de la formation en entreprise, la rentabilité de l'apprentissage en ligne est impressionnante. En effet, plus besoin de dépenser en frais de déplacement ou de logement pour les formateurs et les salariés, le contenu en ligne est réutilisable, et plus de frais non plus pour acheter l'équipement ou le matériel pédagogique. Si votre entreprise dispose d'un budget de formation en ligne, l'apprentissage en ligne est la meilleure option pour vous. [15]

### II.2.7 Les limites de E-learning :

- **L'expérience pédagogique peut s'avérer un peu solitaire :**

Il est vrai que, même si l'apprentissage en ligne est pratique et flexible, il peut parfois être un peu solitaire. Ce ne sera pas facile pour tous vos apprenants de participer dans les discussions en ligne et de s'impliquer activement avec leurs formateurs ou leurs camarades de

classe virtuelle. De plus, certains apprenants nécessitent un contact personnel avec leur éducateurs ou formateurs pour mieux apprendre. Un feedback constructif peut être efficace, mais s'il n'est pas donné à temps, il peut également être limité. Par ailleurs, certains types de problèmes pédagogiques peuvent être difficiles à aborder en ligne. Enfin, certaines questions peuvent se perdre parmi les nombreuses autres requêtes et discussions. Cela peut donner l'impression à certains apprenants qu'ils manquent de soutien et de réconfort. [16]

- **Il est parfois impersonnel :**

Quels que soient les efforts fournis pour transférer la communication humaine à des plateformes en ligne, même si cela à l'air naturel de nouer des relations derrière un écran, l'environnement virtuel n'est pas réel. Rien ne peut remplacer le contact humain. [16]

- **Passé trop de temps devant un écran d'ordinateur peut être dangereux :**

Malgré la réalité de la connexion omniprésente, l'utilisation constante d'un ordinateur ou d'une tablette peut provoquer des problèmes de vision et d'autres problèmes physiques. Pensez à envoyer des directives sur la posture appropriée, la hauteur optimale du bureau, en complément de votre cours de l'apprentissage en ligne, elles pourront être utiles à vos apprenants. [15]

- **Il nécessite un certain degré d'autodiscipline :**

Si votre public manque d'autodiscipline, il est probable qu'il ne soit pas suffisamment motivé pour étudier. L'apprentissage et la formation traditionnels ont l'avantage de suivre la progression de chaque apprenant, un avantage pour ceux qui ressentent le besoin d'être suivis de près afin d'apprendre correctement. [16]

- **Il peut entraîner un manque de contrôle :**

Même si vous avez conçu vos cours de l'apprentissage en ligne avec soin, rien ne garantit que le message soit transmis. Vos apprenants ont le contrôle sur leur expérience pédagogique et c'est bien, mais seront-ils en mesure de l'utiliser efficacement ? Il y a toujours un risque qu'ils se contentent de survoler la matière sans y porter trop d'attention. Si votre cours de l'apprentissage en ligne n'est pas conçu pour exploiter au maximum cette méthode, il sera très vite inintéressant. De plus, à moins de savoir exactement comment utiliser les nouvelles technologies, il est probable qu'elles distrairont très vite votre public. Ainsi, créer des cours de



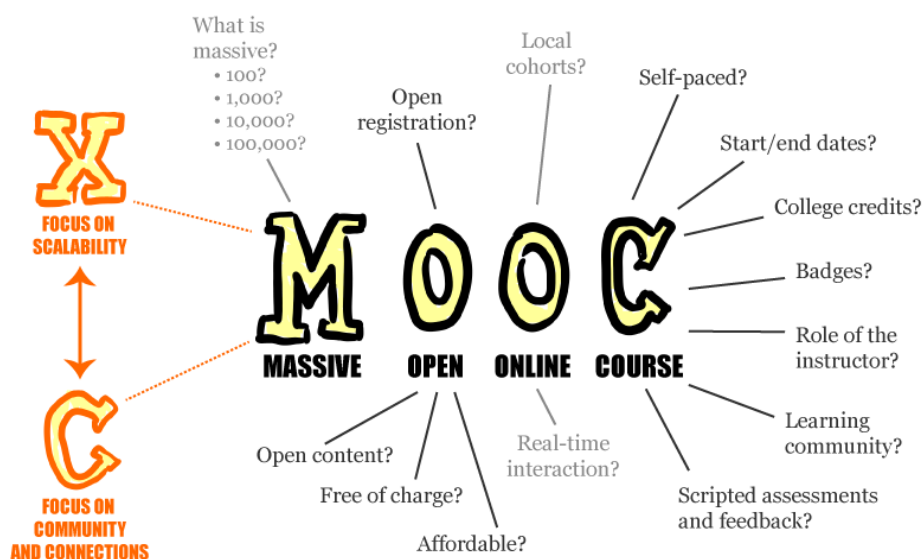
l'apprentissage en ligne efficaces implique du temps, de l'expérience, de l'engagement, de bonnes compétences en communication ainsi qu'une réelle passion pour apprendre [16] .

## II.3 MOOC :

### II.3.1 Définition :

Un MOOC (acronyme formé des initiales de massive open online course, en français formation en ligne ouverte à tous ou FLOT, ou encore cours en ligne ouvert et massif ou CLOM) est un type ouvert de formation à distance capable d'accueillir un grand nombre de participants. L'appellation MOOC est passée dans le langage courant en France ; elle est désormais reconnue par les principaux dictionnaires.

Les participants aux cours, enseignants et élèves, sont dispersés géographiquement et communiquent uniquement par Internet. Des ressources éducatives libres sont souvent utilisées. Dans le monde anglophone, il peut arriver que plus de 100 000 personnes soient réunies pour une cour.



**Figure II. 1 :** explorant le sens de chaque lettre de l'acronyme MOOC.

«M : Massive » : le terme « Massive » désigne la capacité d'inscrire de grands nombres d'apprenants et donc la capacité de gérer le grand nombre d'activités accomplies par ces apprenants sans leur causer des perturbations majeures durant le cours [29] .

« O : Open » : le terme « Open » désigne l'ouverture des cours. Un MOOC peut être suivi par quiconque, n'importe où et dans la plupart des cas gratuitement. Cependant, les cours ne sont pas ouverts dans le sens de permettre l'accès et la modification de leurs contenus [30] [31] .

« O : Online » : Le terme « online » désigne le fait que le cours est accessible sur le web. Faisant partie du monde de l'éducation en ligne, le MOOC peut englober tous types d'interactions médiatisées comme des vidéos, des enregistrements sonores, des textes, etc. [30], [32]

« C : Course » : Le MOOC est un cours qui se déroule sur une durée bien définie. Il a des objectifs d'apprentissage à atteindre par le biais d'une séquence d'activités définies par l'enseignant [32].

### II.3.2 Historique :

- **2001** | Pionnier dans la mise à disposition de ressources en ligne, le MIT a commencé dès 2001 avec le lancement de MIT Open Course Ware (MIT OCW) : un site rassemblant des cours magistraux en vidéo, accessibles gratuitement (+2000 cours). Ont suivi des centaines d'établissements dont Harvard, Stanford.
- **2008** | Le terme MOOC a lui émergé en 2008 au Canada, sous l'impulsion de deux enseignants : Stephen Downes et George Siemens avec le cours CCKO8 - Connectivism & connectés knowledge. C'est à l'origine une simple expérimentation auprès d'une classe de 25 élèves pour tester un apprentissage 100% en ligne. Mais le succès est au RDV ! Plus de 2 000 personnes venant du monde entier rejoignent cette formation libre ! Les MOOC se sont alors rapidement diffusés dans les milieux académiques.
- **2012** | Naissance de Coursera (Online Courses for Top Universities), fondée par 2 professeurs de Stanford, et aujourd'hui emblème du mouvement MOOC. Naissance d'edX, prestigieuse plateforme d'e-learning (Harvard, MIT, Berkeley).
- **2013** | Création de la plateforme FUN (France Université Numérique) par le Ministère de l'Enseignement supérieur et de la recherche en France, qui référence un catalogue de formations réalisées par des enseignants français, sur des thématiques académiques. Ce projet (20 millions €) montre la volonté de faire rayonner la France en termes d'innovation pédagogique et de numérique.
- **2012 - 2014** | Lancement progressif des MOOC par les grandes écoles françaises. Télécom Bretagne, Institut Mines Telecom, Ecole Centrale de Lille, Polytechnique, Centrale Paris, EMLYON, HEC, Grenoble Ecole de Management etc.
- **2017** | HEC lance un Master 100% en ligne sur Coursera, preuve de ce changement de paradigme dans l'éducation.

### **II.3.3 Différents types de MOOC :**

On distingue deux approches différentes de cours en ligne :

#### **II.3.3.1 Les xMOOC :**

L'enseignant rédige un cours qu'il dispense à ses élèves, c'est le modèle classique de la salle de classe...sauf qu'appliqué à internet le cours s'adresse potentiellement à des milliers d'étudiants. Cela reste une approche très top-down : l'enseignant sait et il divulgue son savoir.

#### **II.3.3.2 Les cMOOC :**

Chaque élève peut potentiellement devenir un enseignant qui apporte sa pierre du cours quand il peut faire une contribution. On parle de connectivisme : c'est le Peer to Peer c'est-à-dire l'apprentissage par ses pairs. S'il n'y a pas d'enseignants, il y a néanmoins des organisateurs qui structurent les discussions et contenus proposés.

Les xMOOC et les cMOOC sont originaires du mouvement Open Course Wave et des MOOC de George Siemens et Stephen Downes. Ces termes sont cependant à utiliser avec prudence, compte tenu de la mixité des approches au sein d'un même cours, il s'agit davantage d'un gradient que d'une classification tranchée.

Dans un MOOC, les ressources pédagogiques sont présentées dans un ordre précis, suivant le modèle pédagogique de l'enseignant qui a la responsabilité du cours. Les étudiants n'ont pas à prendre entièrement la responsabilité de leur propre formation, et en ce sens ils ne sont pas à proprement parler autodidactes. Cela illustre la différence entre une bibliothèque de ressources et un xMOOC. Dans un xMOOC, c'est le professeur en charge qui fixe les objectifs pédagogiques.

### **II.3.4 Les caractéristiques du MOOC :**

Le MOOC est un mixte entre les cours en ligne fermés et ouverts. Il permet de se former en ligne gratuitement et de disposer d'une multitude de ressources diverses et variées. Les MOOC's permettent d'accéder librement aux ressources et de pouvoir stopper la formation à tout moment. Une communauté peut être créée autour des MOOC's et des interactions peuvent s'effectuer entre différents apprenants dans les espaces d'échange tels que les forums ou blogs. La grande distinction porte sur le nombre de ressources diffusées et suivies par les apprenants. A la différence des cours fermés qui sont suivis par un nombre défini d'apprenants, le MOOC laisse la porte ouverte à un plus grand nombre d'apprenants. Les auteurs de MOOC se contentent de rédiger des ressources simples sous forme de Quiz avec des forums de discussion.

### **II.3.5 Avantages et inconvénients des MOOC :**

#### **Les avantages :**

Les MOOC offrent un grand nombre d'avantages, tout d'abord, d'un point de vue pratique. Grâce aux MOOC, il est facile de participer à une formation en toute flexibilité, quels que soient le lieu et les plages horaires dont l'apprenant dispose. Les formations en ligne d'une université située à l'autre bout du monde peuvent être suivies sans nécessiter de déplacement. Le contenu des formations étant accessible à tout moment, les participants peuvent apprendre à leur rythme et suivre les cours quand ils le souhaitent.

Les MOOC présentent également un intérêt financier non négligeable. Elles proposent des tarifs plus intéressants que ceux des cours dispensés en présentiel et des frais d'inscription des écoles. En effet, la majorité des MOOC sont gratuites, seule la certification est payante. De plus, elles permettent de faire des économies pour les apprenants sur les déplacements et pour les formateurs sur la location de matériel et de salle.

Enfin, les MOOC permettent aux participants souhaitant s'instruire et acquérir de nouvelles connaissances d'obtenir une certification diplômante à l'issue de leur formation. En disposant d'un large éventail de parcours de formation, ils ont la possibilité de sélectionner la formation de leur choix en fonction de leurs objectifs. En outre, les participants peuvent suivre les cours sans subir de barrière à l'entrée ni de prérequis. La certification MOOC permet aux participants d'enrichir leur CV et de gagner en crédibilité auprès d'un futur employeur.

#### **Les désavantages :**

Les MOOC ont également leur lot d'inconvénients. Le premier réside dans le manque d'interaction entre les différents acteurs de la formation, notamment pour les xMOOC. Les formations proposées ne permettent pas toujours d'échanger avec les autres participants ou les formateurs, ce qui leur donne un caractère froid et impersonnel. Dans certaines formations, il n'existe aucun encadrement pédagogique ni aucun suivi personnalisé pour les participants.

Suivre une formation MOOC oblige également les participants à se former en toute autonomie. Le fait d'apprendre seul peut donc les confronter à un manque de motivation, voire d'assiduité. La motivation restant un facteur clé pour la réussite d'une formation, certains participants devront donc fournir un effort important de concentration. En effet, toute leur attention devra se porter sur les cours, sans se laisser distraire par leur environnement quand ils suivent les cours à domicile, par exemple.

Enfin, il ne faut pas oublier que même si les formations MOOC sont généralement gratuites, la certification a un coût : pour pouvoir la valider, les participants devront donc la payer.

#### II.4 MOOC et E-Learning:

	<b>E-learning</b>	<b>MOOC</b>
<b>Coût pour l'utilisateur</b>	Honoraires.	pas de frais / éventuellement certificat ou / et support
<b>Exigences d'entrée</b>	Oui, selon les cours conventionnels	aucun
<b>Echelle</b>	limité ; limité par les ressources disponibles pour le soutien et l'évaluation	Des milliers, des économies en raison du soutien limité des conférenciers
<b>Rôle de conférence</b>	Responsable de l'alignement curriculum , de l'assurance qualité et du support	rôle flexible au niveau du curriculum, accompagnement individuel limité
<b>Droits d'auteur</b>	en grande partie propriété, certains ouverts	le contenu peut être une propriété ou un contenu ouvert, généré par l'utilisateur, souvent protégé par le droit d'auteur du fournisseur MOOC
<b>Fournisseurs</b>	Prestataires d'enseignement à distance	universités de recherche résidentielles traditionnelles se sont associées à des entreprises privées
<b>Analytique</b>	non, pas d'habitude	oui, une des promesses
<b>Certification</b>	Conventionnel	non conventionnel
<b>Assurance qualité</b>	Aligné sur le processus d'assurance de la qualité des cours formels habituels	Selon l'offre non formelle

**Table II.1:** Différence entre E-learning et MOOC.[48]

#### II.5 Présentations des plateformes :

##### Coursera :

La plateforme « Coursera » est une entreprise sociale qui a été fondée en 2012 par deux Professeurs de l'Université de Stanford, DaphneKoller et Andrew NG [33]. Avec 17 millions d'apprenants, sur un total de 35 millions, tous MOOCs confondus, Coursera est actuellement la plus grande plateforme de MOOCs sur le marché [34] La mission que s'est donnée Coursera est la suivante : « Nous fournissons un accès universel à la meilleure formation au monde ». L'expérience Coursera est construite autour de quatre idées centrales. Premièrement, l'enseignement en ligne a prouvé être autant, voire plus efficace, que l'enseignement face-à-face. Deuxièmement, grâce à l'apprentissage par la maîtrise, les apprenants assimilent et comprennent bien la matière avant de passer à la leçon suivante.

Ensuite, l'évaluation par les pairs permet d'évaluer des travaux ne pouvant pas être traités par ordinateur. Cette méthode a prouvé qu'elle pouvait être bénéfique pour les deux parties puisque qu'elle permet une évaluation pertinente des travaux des apprenants et donne aux évaluateurs la possibilité d'élargir leurs connaissances. Finalement, l'apprentissage mixte, utilisé par les partenaires de Coursera afin d'offrir aux étudiants une meilleure expérience, augmente la participation. [34]

### **edX :**

La plateforme edX a été créée conjointement par l'Université d'Harvard et le MIT en mai 2012 avec l'intention non seulement, d'offrir des cours en ligne mais aussi de mener des recherches afin de savoir comment les étudiants apprennent et comment la technologie peut modifier l'apprentissage à la fois sur le campus et dans le monde [35]. edX est une organisation à but non lucratif et se veut « Open source ». D'ailleurs, Open edX est la plateforme open-source, disponible gratuitement, qui alimente les cours edX.

Grâce à Open edX, les éducateurs et les technologues peuvent construire des outils d'apprentissage et contribuer à de nouvelles fonctionnalités pour la plate-forme, ce qui crée des solutions innovantes au profit des étudiants. edX décrit sa mission comme suit : « Increase access to high-quality education for everyone, everywhere. Enhance teaching and learning on campus and online. Advance teaching and learning through research<sup>6</sup> » Aujourd'hui, edX offre des cours de haute qualité en partenariat avec les meilleures universités au monde à des apprenants du monde entier. Récemment edX a dépassé la barre des 7 millions d'apprenants sur sa plateforme ce qui la place juste derrière Coursera [36].

### **Plateforme Udacity :**

(Www.udacity.com) Est une autre plateforme américaine. Il est né d'une expérience menée par l'Université de Stanford. En 2012 [37], l'université a offert un cours en ligne gratuit sur l'intelligence artificielle. Plus de 160 000 personnes de près de 190 pays se sont abonnées. Avec un tel succès, le professeur Sebastian Thrun a créé la première plateforme de MOOC à but lucratif.

La plateforme Udacity est actuellement l'une des premières à proposer une formation professionnelle dans le cadre des MOOC. Le contenu des cours proposés est développé avec des entreprises telles que Salesforce, Google ou Autodesk. Udacity s'est également associé à des universités. En effet, en janvier 2013, elle a conclu un partenariat avec l'Université d'État

de San José pour une offre en ligne accréditée. Dans une logique de classe inverse, celle-ci n'est destinée qu'aux étudiants de San José [38] .

### **Future Learn Platform Futur Learn:**

La plate-forme FutureLearn ([www.futurelearn.com](http://www.futurelearn.com)), une autre plate-forme européenne (britannique), est à but lucratif. L'Open University l'a lancé en septembre 2013 en partenariat avec onze autres établissements d'enseignement supérieur britanniques [27].

Future Learn propose des cours couvrant un large éventail de disciplines.

Il travaille avec 145 partenaires du monde entier, dont plusieurs des meilleures universités britanniques et internationales, ainsi que des institutions avec une impressionnante archive de matériel culturel et pédagogique. Ces institutions peuvent être le British Council, la British Library, le British Museum et la National Film and Télévision School [39].

case	Coursera	edX	FuturLearn	Udacity
Accès libre	✓	✓	✓	✓
Accès gratuit	✓	✓	✓	✓
Liberté de rythme	✓	✓	✓	✓
Liberté d'espace	✓	✓	✓	✓
Liberté de départ	✓	✓		✓
Source ouvert		✓		

**Figure II.2** Comparaison des fonctionnalités des plateformes MOOC [47].

## **II.6 Conclusion :**

La fonction principale d'apprentissage en ligne est de fournir à l'utilisateur les bonnes activités avec les bons outils au bon moment en fonction de ses besoins. Pour ce faire, il devient de plus en plus nécessaire de prendre en compte le style d'apprentissage d'apprenant. Ce parcours pédagogique au sein d'un système l'apprentissage en ligne est une collection d'activités ou de processus qui ont un effet d'une part sur les apprenants et d'autre part sur le contenu pédagogique convenablement choisi. Les cours en ligne ouverts et massifs (MOOC) ont été

salués comme une révolution éducative qui a le potentiel de dépasser les frontières, la race, le sexe, la classe et les revenus. Les MOOCs sont des expériences qui séduisent jour par jour un très grand nombre d'apprenant soit des étudiants, des salariées ou de responsable de formation, de nombreux usage son encore à développer ce qui confirme que ce n'est pas que le début. Dans le chapitre suivant nous allons décrire la conception.



# **Chapitre III**

## **Les styles d'apprentissage**

### III.1 Introduction :

La recherche à de nouvelles approches ayant la capacité de maximiser la satisfaction subjective de l'apprenant en tenant compte des situations d'apprentissage est devenue indispensable. A ce stade, l'outil « style d'apprentissage » émerge. Le style d'apprentissage est une caractéristique psychologique des individus. Il définit comment ils perçoivent les informations. Il n'est pas assez simple de dire combien de dimensions comporte le style d'apprentissage. La réponse à cette question peut se varier en fonction de la typologie de style d'apprentissage prise en considération. Le choix des dimensions à inclure dans la définition et l'évaluation du style d'apprentissage demeure un sujet d'ancrage et une question de fond. Un choix de la théorie d'apprentissage peut être justifié par les psychologues cognitivistes qui ont proposé divers modèles de style d'apprentissage. Dans ce chapitre nous allons mettre l'accent sur la question de la définition du concept de style d'apprentissage, les théories et les modèles du style d'apprentissage.

### III.2 Les définitions sur les styles d'apprentissage : [17]

Le style d'apprentissage est une caractéristique psychologique des individus. Il détermine la manière dont ils perçoivent et traitent et récupérer l'information. Il en existe de différentes définitions de styles d'apprentissage, et la plus importante de ces définitions sont :

« Le style d'apprentissage d'un individu est la manière dont cette personne est programmée pour apprendre le plus efficacement, c'est-à-dire pour recevoir, comprendre, retenir et être capable d'utiliser une nouvelle information. ».

« La manière constante d'un élève de répondre à des stimuli et de les utiliser en cours d'apprentissage ».

« Les styles d'apprentissage sont des comportements cognitifs, affectifs et physiologiques caractéristiques des individus et qui servent comme indicateurs relativement stables de la manière dont les apprenants perçoivent, interagissent et répondent dans un environnement d'apprentissage. ».

« De manière opérationnelle comme étant l'habileté relative d'un individu à réaliser une tâche académique selon les principales modalités perceptuelles. »

« Le style d'apprentissage correspond à la tendance générale à adopter une stratégie particulière. ».

« Un style d'apprentissage est une prédisposition chez certains élèves à adopter une stratégie d'apprentissage particulière de manière indépendante des demandes spécifiques de la tâche d'apprentissage. ».

« Le style d'apprentissage est une prédisposition à adopter une stratégie d'apprentissage particulière. ».

« Il y a peut-être une sorte d'entente émergeant des écrits qui est d'utiliser le terme style pour désigner des routines de traitement d'information qui fonctionnent comme des traits au niveau de la personnalité. ».

« Si l'on peut définir le style d'apprentissage d'une personne comme sa façon à elle d'apprendre, modelée par son style cognitif (sa façon de fonctionner) et son vécu en matière d'enseigner-apprendre ».

« Le style d'apprentissage est la manière dont chaque apprenant commence à se concentrer sur une information nouvelle et difficile, la traite et la retient ».

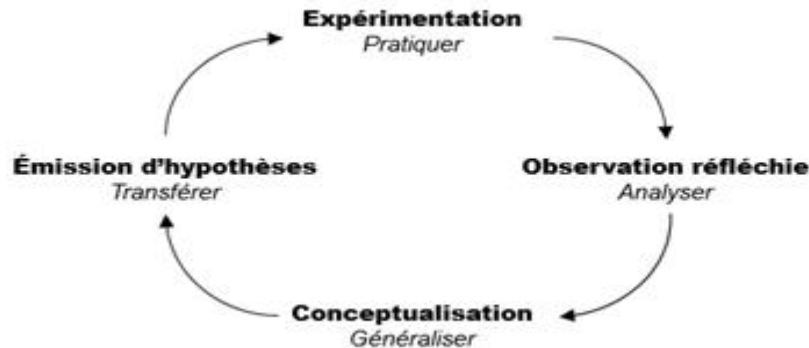
« Style d'apprentissage : Mode préférentiel modifiable via lequel le sujet aime maîtriser un apprentissage, résoudre un problème, penser ou, tout simplement, réagir à une situation pédagogique. Cette caractéristique propre à chacun se traduit par une orientation marquée vers les personnes ou vers les tâches, par des capacités perceptuelles différentes, par une sensibilité plus ou moins grande à un encadrement extérieur, par une propension à travailler seul ou en équipe, par une préférence pour un enseignement structuré, etc. ».

### **III.3 Les modèles du style d'apprentissage :**

#### **III.3.1 Le modèle de Kolb : [18]**

C'est un modèle d'apprentissage basé sur la théorie du processus d'apprentissage expérimental [2] et qui était développé par le théoricien américain David A. Kolb. Il s'appelle aussi le cycle de Kolb. Ce cycle est répétitif, il est composé de quatre phases l'expérimentation concrète, l'observation réfléchie, la conceptualisation et l'émission d'hypothèses (voir la figure 1). L'expérience concrète est la base des observations et des réflexions. Ces observations sont utilisées pour former des concepts abstraits et des généralisations, ce qui agit en tant que base pour l'expérimentation de ces nouveaux concepts dans des situations nouvelles. La mise en œuvre des expérimentations résulte en l'expérience concrète, qui clôt le cycle d'apprentissage.

Kolb considère qu'un apprentissage est complet seulement lorsque ces quatre phases sont vécues.



**Figure III.1** : Les quatre phases de l'apprentissage, selon Kolb (1984).

Sur la base de ce processus, suggère l'existence de deux dimensions : concret/abstrait, actif/réfléchi qui, combinés deux à deux, forment quatre styles d'apprentissage :

#### **III.3.1.1 Le style divergent (concret-réfléchi) :**

L'étudiant qui préfère l'expérimentation et la réflexion sur cette expérimentation (préhension par perception et transformation par intention). Il apprécie apprendre par l'expérience, il est intéressé par les gens et tend à être imaginatif et à suivre ses intuitions.

#### **III.3.1.2 Le style assimilateur (réfléchi-abstrait) :**

L'étudiant qui préfère l'observation réfléchie de l'expérience et sa conceptualisation. Il aime créer des modèles théoriques et est plus intéressé par les idées et les concepts abstraits que par les personnes.

#### **III.3.1.3 Le style convergent (abstrait-actif) :**

L'étudiant qui se caractérise par la recherche d'applications pratiques aux concepts et aux théories.

### III.3.1.4 Le style accommodateur (concret-actif) :

L'étudiant qui préfère l'émission d'hypothèse et l'expérimentation de cette hypothèse. Il utilise la méthode « essai-erreur » pour résoudre un problème plutôt que de suivre un plan. Il est à l'aise avec les autres.

Pour mesurer ces styles, Kolb propose le *Learning Style Inventory*, un questionnaire qui perfectionne depuis sa proposition en 1976, jusqu'à sa dernière version en 2005. Ce questionnaire est destiné aux adultes et adolescents.

### III.3.2 Le modèle de Felder et Silverman [18] :

C'est un modèle de styles d'apprentissage qui a été créé par Richard Felder et Linda Silverman en 1988 [21]. Il se concentre sur les aspects de styles d'apprentissage des élèves ingénieurs, Le modèle avait cinq dimensions dans la version originale, mais a été changé en quatre quand, une dimension a été supprimée. Les dimensions du FSLSM (Felder and Silverman Learning Style Model) sont :

- **Perception** : Sensoriel / Intuitif ;
- **Réception** : Visuel / Verbal ;
- **Traitement** : Actif / Réflexif ;
- **Compréhension** : Séquentiel / Global.

Le tableau suivant représente les activités recommandées dans un environnement virtuel d'apprentissage.

Style d'apprentissage	Recommandations en matière d'apprentissage et environnement virtuel d'apprentissage
<b>Actif</b>	Texte linéaire, vision cartes générales, chat, forum et e-mails. Navigation basée sur les Flèches (arrière et avant), en fournissant des impressions. Deviner d'éventuelles questions et d'y répondre avec d'autres étudiants.
<b>Réflexif</b>	Objectifs de la leçon, études de cas, des cartes conceptuelles et des <b>diaporamas</b> à partir du texte ainsi que le texte linéaire, L'aide en ligne et e-mail. Possibilité d'écrire de courts résumés sur les activités mettant

	l'accent sur les matières déjà acquises et ou les apprenants peuvent regarder et écouter.
<b>Sensoriel</b>	Les faits, matériels et de données concrètes, les mains sur les activités et le matériel pratique. En appliquant la théorie la pratique, concernant l'information sur le monde réel. Diaporamas, hypertexte, un système d'intervention d'une bibliothèque numérique, clips multimédias, des graphiques, des objets sonores des études de cas. des cartes conceptuelles, des diaporamas multimédia les graphiques. films numériques objets audio et texte linéaire.
<b>Intuitif</b>	Concepts et théories. Laisser les élèves découvrir les possibilités, en favorisant leur créativité et leur talent novateur leur demandant des interprétations que les données de liaison et des faits. Objectifs de la leçon, les cartes conceptuelles des textes et des diaporamas a base de multimédia, les graphiques. Films numériques objets audio et texte linéaire.
<b>Visuel</b>	Graphiques, tableaux, diagrammes, des images, des vidéos, des démonstrations, des cartes conceptuelles, des notes de couleur avec des surligneurs, des diapositives avec le multimédia et animations. Diaporamas, une bibliothèque numérique, des études de cas et une discussion sur la synthèse.
<b>Verbal</b>	Matériau à base de texte, incluant également des objets audios, les objectifs de cours, des hypertextes, des diaporamas, d'une bibliothèque numérique, cartes conceptuelles, et l'hypertexte. Possibilité de rédiger des résumés sur le matériel d'apprentissage, le travail en groupe. Discuter et donner des leçons d'apprentissage
<b>Séquentiel</b>	Orientation et ayant un parcours d'apprentissage prédéfini.
<b>Global</b>	Diaporamas, un système de réponse, objets multimédias, et la structure du cours ouvert.

**Tableau III.1:** Les activités recommandées dans un environnement virtuel d'apprentissage selon le modèle de Felder et Silverman. [21]

### **III.3.3 Le modèle de Fleming :**

Le modèle de Neil Fleming [23] est l'un des modèles de styles d'apprentissage les plus connus et les plus faciles à utiliser. Le modèle de Neil Fleming se base sur les principaux modes sensoriels d'apprentissage : la vision, l'ouïe et le toucher. Il s'intéresse aux modalités de traitements de l'information par l'apprenant. Dans sa forme originale, le modèle de Fleming englobe quatre styles d'apprentissage : le style visuel, le style auditif, le style lecture/écriture et le style kinesthésique. De nombreux concepteurs incluent la préférence lecture/écriture dans le style d'apprentissage visuel. Ainsi, les préférences d'apprentissage visuelles, auditives et kinesthésiques fournissent des renseignements précieux sur la manière dont les gens apprennent, un contexte pour songer à ce que les enseignants peuvent faire pour intéresser diverses préférences d'apprentissage [21]. De ce fait, on va s'intéresser uniquement aux trois styles d'apprentissage VAK : le style visuel (V), le style auditif (A) et le style kinesthésique (K).

#### **Le style visuel :**

Les apprenants visuels se caractérisent par une meilleure mémoire en utilisant la vision. Ils apprennent mieux avec du matériel visuel comme les cartes, les graphiques, les diagrammes, les images, les vidéos, les documents de cours, les diaporamas, les marches à suivre illustrées dans les manuels, etc. La couleur joue un rôle très important dans l'apprentissage visuel. Généralement, elle permet d'attirer les attentions des apprenants visuels aux documents pertinents pour améliorer l'apprentissage.

#### **Le style auditif :**

Les apprenants auditifs apprennent mieux en écoutant. Ils aiment acquérir des connaissances avec des discussions, des exposés, des débats et d'autres situations qui donnent l'occasion de discuter et d'écouter ce que les autres ont à dire. La narration orale des histoires ou la création des analogies verbales joue un rôle très important dans l'illustration d'un point précis lors d'une situation d'apprentissage. Ils sont sensibles aux sens sous-entendus que dégagent le ton et la hauteur de la voix ainsi que le débit de l'orateur.

#### **Le style kinesthésique :**

Les apprenants kinesthésiques apprennent en bougeant, en exécutant et en touchant. Ils aiment souvent prendre des notes, qu'ils embellissent d'illustrations, de diagrammes, de

situations d'apprentissage pratiques, etc. Ainsi, Ils préfèrent balayer du regard le matériel écrit au départ pour avoir une idée générale avant de se concentrer sur les détails. Lors de la situation d'apprentissage, les apprenants kinesthésiques aiment écouter de la musique et font souvent des pauses. Pour apprendre une langue, ils préfèrent se réunir avec d'autres personnes pour tenir une conversation. Barbe, Swassing et Milone ont développé un instrument, Swassing-Barbe Perceptuel Modality Instrument, permettant d'identifier les styles visuels, auditif et kinesthésique. L'originalité de ce modèle est de mesurer les styles à partir du rapport entre des scores de performance à des tests de mémorisation plutôt qu'à partir des perceptions de l'apprenant de son comportement.

### **III.3.4 Le modèle de Dunn et Dunn [17]:**

Ce modèle a été proposé initialement en 1974, puis affiné au fil des années (Dunn et Dunn, 1978 ; Dunn et Griggs, 2003). Par leur travail dans les écoles, ils ont observé des différences distinctes dans la façon dont les élèves ont répondu au matériel pédagogique. Certains aimaient apprendre seuls, tandis que d'autres préféraient les groupes. Sur ce travail préliminaire, ils ont identifié cinq dimensions sur lesquelles les styles d'apprentissage des élèves diffèrent, chacune est composée de plusieurs facteurs :

- **Les facteurs environnementaux** (son, lumière, température et design) ;
- **Les facteurs affectifs** (motivation, persistance, responsabilité et structure) ;
- **Les facteurs sociologiques** (apprendre seul, ou avec un autre ou en équipe, avec un adulte ou de manière variée) ;
- **Les facteurs physiologiques** (modalités perspectives efficaces visuelles, auditives, tactiles/kinesthésiques, temps : niveau d'énergie selon les moments de la journée, besoin de nourriture ou mobilité pendant l'apprentissage).

(Traitement global vs analytique, fonctionnement réfléchi vs impulsif, degré de spécificité hémisphérique (Partie utilisée du cerveau : hémisphère gauche ou hémisphère droit)).

### **III.3.5 Le modèle de Honey et Mumford [17] :**

Le modèle de Honey et Mumford est inspiré de Kolb. Ils définissent quatre étapes clés de styles d'apprentissage : actif : réfléchi, théoricien, pragmatique :



**Le style actif :**

Les actifs s'impliquent pleinement dans l'expérience et apprennent à partir des expériences nouvelles et de situations - problèmes. Leur philosophie est : "Je vais essayer n'importe quoi une fois". Ils ont tendance à agir en premier et à considérer les conséquences par la suite. Les activistes se caractérisent également par l'enthousiasme, la flexibilité mais les ils prennent parfois des risques inutiles, à se lancer dans l'action sans suffisamment de préparation.

**Le style réfléchi :**

Les réfléchis préfèrent prendre du recul pour réfléchir aux expériences. Ils collectent des données, de première main et auprès d'autres personnes, et préfèrent y réfléchir attentivement avant de conclure. Les réfléchissants méthodiques, mais ont parfois tendance à être trop prudents et de ne pas prendre assez de risques, et peuvent être lents à se faire une opinion et de parvenir à une décision.

**Le style théoricien :**

Les théoriciens adaptent et intègrent les observations dans des théories complexes mais logiquement solides. Ils réfléchissent aux problèmes d'une manière logique verticale et pas à pas. Les théoriciens sont très logiques, rationnels et objectifs. Ils ne tolèrent pas l'incertitude, le désordre ou l'ambiguïté.

**Le style pragmatique :**

Se caractérise par l'application pratique des idées, des théories et des techniques et par une préférence pour apprendre des activités où il y a des liens entre les connaissances et la vie réelle et où il y a possibilité de mettre en pratique ces connaissances. Les apprenants pragmatiques sont plus axés sur les tâches et ont tendance à refuser des théories sans une application évidente. Pour mesurer ces quatre styles, Honey et Mumford proposent le Learning Styles Questionnaire (LSQ), révisé en plusieurs versions.

**III.4 Les travaux connexes :**

Le travail [40] consiste à prédire les styles d'apprentissage des apprenants en fonction de leurs traces d'apprentissage. Le modèle de style d'apprentissage Felder Silverman (FSLSM) est adopté car il s'agit de l'un des modèles les plus couramment utilisés dans l'apprentissage

assisté par la technologie. Afin d'atteindre les objectifs, les auteurs analysé les données recueillies lors du cours edX « apprentissage statistique » (session hiver 2015 et hiver 2016), administré via la plateforme Logunita de Stanford. Les résultats montrent que l'arbre de décision fonctionne mieux pour les 3 dimensions, avec une précision supérieure à 98 % et un risque réduit de sur ajustement des données d'apprentissage.

Dans le travail [41], les auteurs ont proposé une approche qui utilise les réseaux de neurones pour identifier et suivre les styles d'apprentissage des apprenants, puis pour les fournir des ressources, activités, etc. approprié grâce à un système de recommandation adaptatif. Le problème vient des différences individuelles, chaque apprenant a sa façon d'apprendre qui est de couvrir la manière de recevoir et traiter l'information pour identifier les styles d'apprentissages, de nombreux système demandent aux apprenant de remplir des questionnaires ce qui n'est pas approprié car les apprenants ont tendance à choisir des réponses arbitrairement lorsque les questions sont trop longue par conséquent les auteurs ont introduises une approche qui combine une approche collaborative (questionnaire) et automatique (comportement des apprenants) pour identifier les style d'apprentissage ces dernier sont l'épine dorsal de système de recommandation adaptatif son travail propose de concevoir une suggestion pour adapter les environnements des MOOCs grâce à l'analyse des traces qui visent à fournir un contenu pertinents a l'apprenant.

Travaux connexes	Problématique	Objectif	Méthode utilisée	Résultats
Identifying and tracking learning styles in MOOCs: A neural networks approach .	Le taux d'achèvement est très faible « augmentation de taux d'abandonnement dans les MOOCs	Amélioration de l'efficacité de MOOC par utilisation des théories de style d'apprentissage pour sensibiliser les apprenants à leurs styles.	Approche collaborative (le modèle de KOLB et FSM) Approche automatique Utilisation de réseaux de neurones.	Leur recherche a proposé de concevoir une suggestion pour adapter les environnements MOOC grâce à l'analyse des traces.
A predictive model for the identification of learning styles in MOOC environments.	Déterminer le style d'apprentissage selon le profil des apprenants	Prédire les styles d'apprentissage des apprenants en fonction de leurs traces d'apprentissage.	Le modèle de style d'apprentissage Felder Silverman (FSLSM) et les machine learning de clustering et classification.	Une précision supérieure à 98 %

**Tableau III.2:** les travaux similaires.

**III.5 Conclusion :**

Les styles d'apprentissage constituent une gamme de théories concurrentes et contestées, à partir d'un concept commun selon lequel les apprenants diffèreraient dans la façon d'acquérir leurs connaissances, vise à tenir compte desdites différences d'acquisition supposées chez les apprenants. Bien que ces diverses théories différentes dans leurs vues sur la façon dont lesdits styles doivent être définis et classés, ces théories suggèrent que tous les apprenants pourraient être étiquetés en fonction d'un « style » d'apprentissage particulier. Dans le chapitre suivant nous allons définir la notion du l'apprentissage en ligne.

# Chapitre IV

## La conception et l'implémentation

## IV.1 Introduction :

Le style d'apprentissage d'une personne peut se référer à la manière dont une personne préfère acquérir, traiter et conserver des informations. Le modèle de classification de style d'apprentissage le plus célèbre est le modèle VAK, selon ce modèle, il existe trois types d'apprenants, auditifs, visuels et kinesthésiques. Mais de nombreuses recherches ont montré que les gens préfèrent plus d'une façon d'apprendre, donc classer une personne dans un seul des types ci-dessus n'est pas exact. Nous avons besoin d'un moyen d'identifier nos styles d'apprentissage de manière plus précise. L'apprentissage automatique peut être utilisé dans ce domaine pour atteindre notre objectif de la manière la plus efficace. Une fois que nous avons des informations précises sur les styles d'apprentissage, nous pouvons les utiliser pour suggérer des options de carrière.

## IV.2 Choix du modèle de style d'apprentissage :

Nous avons vu dans le chapitre précédent une taxonomie des modèles de styles d'apprentissage. Ces modèles se différencient selon la théorie d'apprentissage prise en considération, la définition du style d'apprentissage identifiés, etc.

Nous avons choisi le modèle VAK (Visuel, Auditif et Kinesthésique) de Fleming. Nous voyons la raison de notre sélection du modèle Fleming comme suit :

- Facile à gérer et à interpréter. Il est facile de définir les préférences de l'apprenant à l'aide d'un questionnaire prenant quatre minutes par rapport à d'autres modèles.
- Le modèle Fleming est l'un des modèles les plus largement utilisés dans l'histoire de l'éducation. Leur approche part du principe que chaque personne possède un ensemble unique de caractéristiques biologiques qui influent sur leur façon d'apprendre.
- Le modèle a des fondements théoriques forts. Il s'appuie principalement sur nos organes du sens qui constituent les sources principales d'apprentissage chez l'homme.
- Le modèle conserve une grande simplicité à être implémenter.

### IV.3 L'architecture de notre système proposé :

Les apprenants apprennent différemment, chacun a ses préférences, son niveau de connaissances et son style d'apprentissage. A partir de ce constat, nous avons proposé un modèle cohérent et intelligent pour identifier le style d'apprentissage dans un environnement E-learning. Ce modèle (figure.IV.1) est basé sur l'intégration des technologies de l'intelligence artificielle, il comporte quatre étapes :

#### 1<sup>ère</sup> étape : Modélisation non supervisée :

Dans cette partie, nous regroupons tous les apprenants en groupes par la machine de learning de clustering **k-means** et trouvons pour chaque groupe le style qui lui convient, qui est une combinaison des trois styles (K, V, A).

#### 2<sup>ième</sup> étape : Agrégation :

Nous avons fusionné les résultats de clustering avec la base de données, afin d'obtenir un jeu de données étiqueté.

#### 3<sup>ième</sup> étape : Modélisation supervisée :

Dans cette partie, et après avoir obtenu une base de données munie d'une classification pour chaque apprenant, nous créons un modèle (machine Learning), l'entraînons sur cette 80% de la base de données, et la testons sur le reste à l'aide d'un arbre de décision.

#### 4<sup>ième</sup> étape : Prédiction des styles d'apprentissage :

Après avoir créé le modèle et l'avoir entraîné sur la base de données, ce sera un dispositif de prédiction de style de l'apprenant.

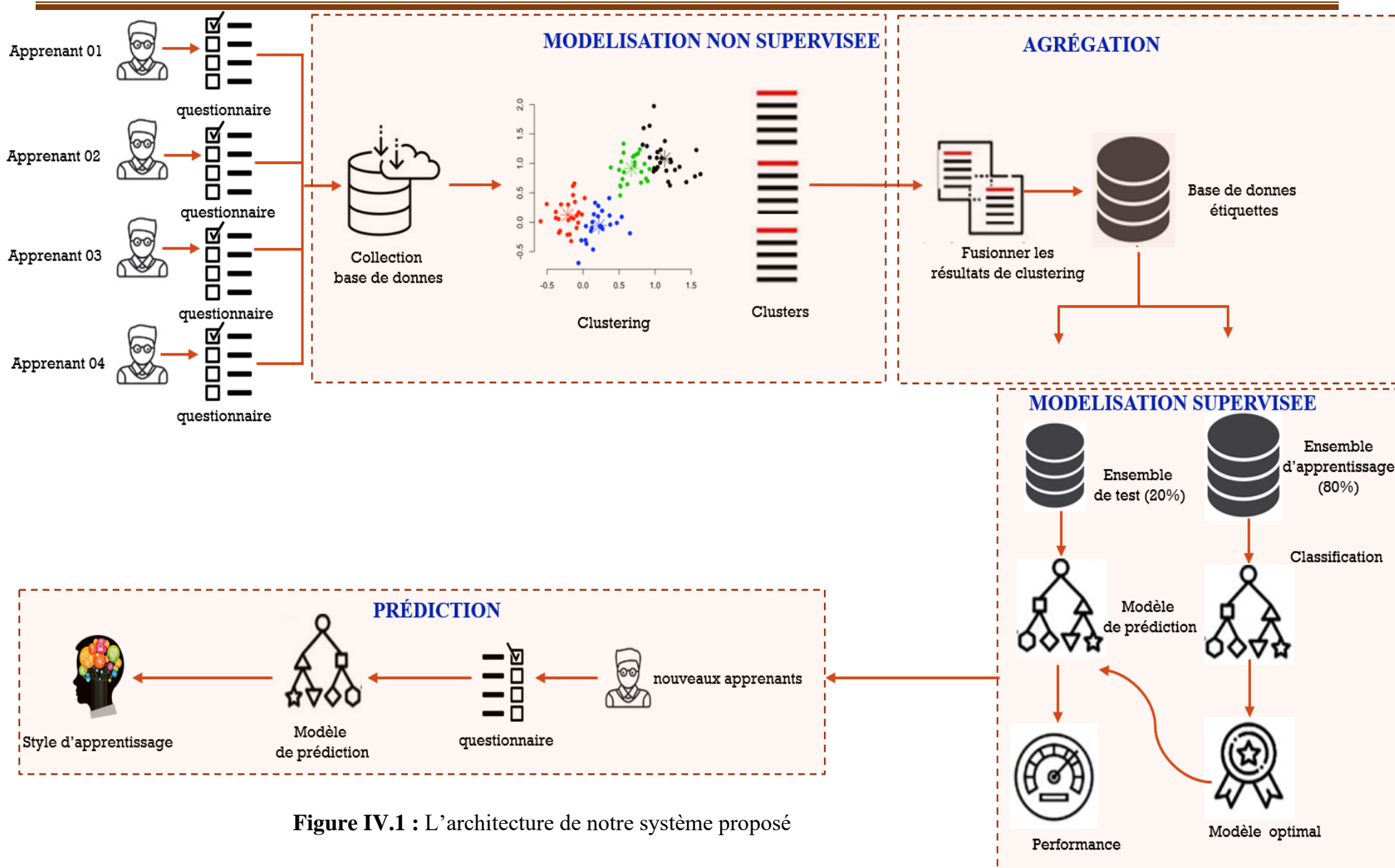


Figure IV.1 : L'architecture de notre système proposé

## IV.4 L'implémentation :

### IV.4.1 Introduction :

La réalisation est une activité qui consiste à passer du résultat de la conception détaillée à un ensemble de programmes ou de composants de programmes. Nous avons présenté dans le chapitre précédent la conception de notre système d'apprentissage qui permet d'adapter le contenu éducatif à tous les apprenants. Dans ce chapitre on s'intéresse à l'implémentation de notre application, afin de construire un système éducatif. Pour ce faire, on va présenter les outils et les langages utilisés pour la réalisation du système proposé.

### IV.4.2 Choix de techniques :



Python est un langage de programmation puissant et facile à apprendre. Il dispose de structures de données de haut niveau et permet une approche simple mais efficace de la programmation orientée objet. Parce que sa syntaxe est élégante, que son typage est dynamique et qu'il est interprété, Python est un langage idéal pour l'écriture de scripts et le développement rapide d'applications dans de nombreux domaines et sur la plupart des plateformes. **Python s'est imposé en quelques années comme le langage référence pour le Machine Learning.**



**PyCharm** est un environnement de développement intégré utilisé pour programmer en Python. Il permet l'analyse de code et contient un débogueur graphique. Il permet également la gestion des tests unitaires, l'intégration de logiciel de gestion de versions, et supporte le développement web avec Django. Développé par l'entreprise tchèque JetBrains, c'est un logiciel multi-plateforme qui fonctionne sous Windows, Mac OS X et GNU/Linux. Il est décliné en édition professionnelle, diffusé sous licence propriétaire, et en édition communautaire diffusé sous licence Apache.



```

1 import pandas as pd
2 from sklearn.model_selection import train_test_split
3 from areaOfInterestRules import areaOfInterest, learningCombination
4 import time
5 from pieChart import drawPieChart
6 import collections
7 from os import system
8 from sklearn import tree
9 from sklearn.cluster import KMeans
10 from sklearn import svm
11 from sklearn.tree import DecisionTreeClassifier
12 from sklearn.metrics.cluster import adjusted_rand_score
13
14
15
16 start = time.time()
17
18 """Reading The CSV file"""
19 df = pd.read_csv("my_csv.csv")
20
21
22 """Creating Initial Learner Pie Chart"""
23
24 initialCount=df['Learner'].value_counts().to_dict()
25 drawPieChart(List(initialCount.keys()),List(initialCount.values()),'initial.png')
26
27 """Preprocessing The Data"""
28
29 df['Learner']=df['Learner'].map({'A':0, 'V':1, 'K':2})
30 def preprocess_features():
31
32     output = pd.DataFrame(index = X.index)
33
34     # Investigate each feature column for the data
35     for col, col_data in X.iteritems():
36
37         if col_data.dtype == object:
38             col_data = col_data.replace(['yes', 'no'], [1, 0])
39
40         if col_data.dtype == object:
41             col_data = pd.get_dummies(col_data, prefix = col)

```

Figure IV.2 : Fenêtre Pycharm.



La librairie Python **Scikit-Learn** est très utilisée pour faire de l'apprentissage. On constitue tout d'abord un Data Set de données, puis on spécifie quel type de modèle (régression linéaire, KNN classification, KNN régression, SVM, ...) la machine soit apprendre en précisant si besoin les hyperparamètres du modèle. Sinon, grâce à un algorithme d'optimisation, la machine trouvera les meilleurs hyperparamètres. Une fois le modèle mis au point et validé, l'utilisateur fournira les données d'entrées (X) et l'algorithme calculera les données de sortie (Y). Les données d'entrées sont souvent appelées « Feature » (ou variables caractéristiques) et les données de sorties « label » (ou Target).

#### IV.4.3 Collecte de données :

Les gens apprennent de différentes manières. Par exemple, certaines personnes apprennent principalement avec leurs yeux (apprenants visuels) ou avec leurs oreilles (apprenants auditifs) ; certaines personnes préfèrent apprendre par expérience et/ou par des tâches « pratiques » (apprenants kinesthésiques ou tactiles) ; certaines personnes apprennent mieux lorsqu'elles travaillent seules tandis que d'autres préfèrent apprendre en groupe.

La base de données a été obtenue au moyen d'un questionnaire de 16 questions qui a été appliqué à 1210 étudiants et étudiantes. Le questionnaire a été distribué à des groupes de discussion d'étudiants en ligne.

Ce questionnaire a été conçu pour vous aider à identifier la ou les manières dont vous apprenez le mieux – la ou les manières que vous préférez apprendre.

Décidez si vous êtes d'accord ou non avec chaque énoncé. Et ensuite indiquez si vous :

- **Tout à fait d'accord (Strongly Agree) (SA).**
- **D'accord (Agree) (A).**
- **Indécis (Undecided) (U).**
- **Pas d'accord (Disagree) (D).**
- **Pas du tout d'accord (Strongly Disagree) (SD).**

N°	Les questions	SA	A	U	D	SD
01	I learn better by reading what the teacher writes on the chalkboard.,					
02	"When I read instructions, I remember them better.",					
03	I understand better when I read instructions.,					
04	I learn better by reading than by listening to someone.,					
05	I learn more by reading textbooks than by listening to lectures.,					
06	When the teacher tells me the instructions, I understand better,					
07	"When someone tells me how to do something in class, I learn it better.",					
08	I remember things I have heard in class better than things I have read.,					
09	I learn better in class when the teacher gives a lecture.,					
10	I learn better in class when I listen to someone.,					
11	I prefer to learn by doing something in class.,					
12	"When I do things in class, I learn better.",					
13	I enjoy learning in class by doing experiments.,					
14	I understand things better in class when I participate in role-playing.,					
15	I understand things better in class when I participate in role-playing.,					
16	Learner	K	V	A		

**Table IV.1** : la forme de questionnaire.

**Les premiers ligne de la base de données :**

```

Male,16,3,3,4,3,2,4,3,3,2,3,4,2,2,3,3,K
Male,16,5,4,4,4,3,3,2,4,3,4,3,4,3,4,4,A
Male,18,3,4,3,3,4,2,4,3,2,2,3,2,3,3,3,A
Male,21,1,3,3,4,4,2,2,2,2,2,4,4,4,4,5,K
Female,21,4,4,4,5,5,4,4,3,4,4,5,5,5,3,3,A
Male,21,2,3,2,3,3,3,1,4,3,5,1,2,4,1,2,V
Female,21,3,3,4,3,3,3,4,4,5,3,3,5,3,4,4,K
Male,21,2,3,3,4,4,4,5,5,5,5,5,5,5,3,3,V
Female,21,5,5,5,5,4,4,4,4,4,4,3,4,5,5,5,A
Male,21,1,3,4,4,3,3,3,4,2,2,5,5,5,5,5,K
Female,19,3,5,4,4,4,3,3,3,3,3,3,3,4,4,4,A
Male,21,3,3,4,3,4,3,3,3,3,4,3,4,4,3,3,K
Female,21,4,4,4,3,3,4,4,3,4,4,4,4,4,4,4,K
Male,21,4,1,1,5,3,5,2,3,3,4,2,4,2,5,3,V
Male,19,3,4,3,1,2,5,5,4,4,5,5,5,5,5,5,K
Male,10,5,5,5,5,5,4,3,5,2,4,5,2,4,3,4,A
Female,20,1,5,5,2,1,3,5,5,5,5,5,5,5,4,4,K
Female,21,3,3,3,3,2,5,4,4,4,3,4,4,4,4,4,K
Female,20,4,4,4,5,5,3,3,1,2,3,3,3,3,1,1,A
Female,20,4,3,3,4,3,4,4,3,5,3,3,3,2,4,4,V
Male,21,4,4,4,4,2,3,3,3,3,4,3,3,3,3,3,A
Female,18,3,2,5,4,4,4,4,3,3,3,3,4,5,3,2,A
Female,20,5,5,5,3,2,5,5,5,5,5,5,5,5,4,4,V
Male,20,2,3,5,5,3,1,2,2,1,4,1,1,4,4,4,A
Female,20,3,4,4,3,4,3,4,2,2,4,2,1,4,3,3,A
Female,21,4,4,4,4,3,4,4,2,3,3,4,4,4,4,3,K
Female,20,5,3,3,2,2,3,5,3,3,5,5,4,3,4,4,K
Male,21,3,5,3,4,2,4,3,4,3,1,3,3,3,2,3,A
Female,20,3,2,4,3,2,5,4,3,3,4,4,2,4,2,2,V
    
```

**Figure IV.3** Les premiers lignes de la base de données.

**IV.4.4 Prétraitement des données :**

Il y a 5 réponses pour chaque question dans la base de données dans le questionnaire. Chaque question à laquelle vous répondez à une valeur numérique :

SA	A	U	D	SD
5	4	3	2	1

- Nous convertissons également les valeurs du champ '**Learner**' de valeurs « A, V, K » en valeurs numériques {'A':0,'V':1,'K':2}
- Nous convertissons aussi les valeurs du champ '**Gender**' de valeurs « Female, Male » en valeurs numériques {'Female':0,'Male':1}

#### IV.4.5 Modélisation non supervisée :

L'ensemble de données obtenu à partir du questionnaire est classé selon chaque style que chaque apprenant désire, mais cette classification n'est pas exacte. Pour ce faire, nous avons adopté la méthode de clustering en utilisant la machine **k-means** pour obtenir la classification la plus précise. Où l'apprenant peut apprendre efficacement de deux ou trois styles.

Le clustering (regroupement) dans ce cas vise à diviser l'ensemble de données obtenu représenté par plusieurs caractéristiques en groupes ou cluster, de sorte que les objets d'un même groupe soient plus similaires les uns aux autres qu'à ceux des autres groupes.

##### IV.4.5.1 Sélection du nombre optimal de clusters :

Le problème de l'estimation du nombre correct de clusters (K) est l'un des défis majeurs du clustering K-means. Dans notre méthode on a choisi le nombre de cluster est  $k=20$ .

##### IV.4.5.2 Les étapes d'étiqueter la base de données :

Après avoir obtenu 20 groupes (cluster) d'apprenants, nous trouvons maintenant les groupes similaires et trouvons le style approprié pour chaque groupe.

##### IV.4.5.3 Trouver la fréquence du style d'apprentissage dans chaque cluster :

Dans chaque cluster on a calculé le nombre des apprenants qui a le même style d'apprentissage  $\{A,V,k\}$  .

N° Cluster	A	V	K
00	0	5	12
01	0	8	63
02	21	12	12
...			

$[[0, 5, 12], [0, 8, 63], [21, 12, 12], [0, 7, 51], [0, 0, 42], [0, 21, 16], [14, 13, 4], [22, 25, 10], [3, 11, 56], [0, 0, 26], [1, 3, 12], [38, 5, 3], [1, 0, 30], [0, 14, 12], [13, 3, 24], [22, 3, 1], [1, 3, 0], [57, 6, 3], [0, 7, 53], [0, 26, 52]]$

#### IV.4.5.4 Trouver le style d'apprentissage dominant dans chaque cluster :

Le style dominant dans chaque cluster c'est le maximum entre les trois valeurs {A, V, k} par exemple :

Le style d'apprentissage dominant dans le cluster 01 c'est le 'k' car le max {0,5,12} =12

{0: 2, 1: 2, 2: 0, 3: 2, 4: 2, 5: 1, 6: 0, 7: 1, 8: 2, 9: 2, 10: 2, 11: 0, 12: 2, 13: 1, 14: 2, 15: 0, 16: 1, 17: 0, 18: 2, 19: 2}

#### IV.4.5.5 Calculer la similarité entre les clusters :

On a mesurer la similarité de chaque cluster avec les autres clusters en utilisant la valeur l'indice de rand en respectant les centroïdes de chaque cluster par la fonction `adjusted_rand_score()`.

**Distance entre deux clusters** : permet de mesurer la distance entre deux clusters pour une éventuelle fusion en cas où ils soient trop proches. Cette distance peut être prise entre les centres des deux clusters, entre les deux données les plus éloignées (ou plus proches) des deux clusters ou la distance moyenne de leurs données.

**Example :**

**Cluster 00** : [1.0, -0.0058, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, -0.0058, 0.0, 0.0, -0.0088, 0.0, -0.0058, -0.0098, 0.0, -0.01, -0.008, -0.0058, 0.0, -0.0058, -0.0058]

**Cluster 01** : [-0.0058, 1.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, -0.0058, 0.0, 0.0, -0.0088, 0.0, -0.00588, -0.0098, 0.0, -0.01074, -0.0088, -0.00588, 0.0, -0.0058, -0.0058]

**Cluster 02** : [0.0, 0.0, 1.0, 1.0, 1.0, 1.0, 0.0, 1.0, 0.0, 0.0,0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0]

Sauf la valeur qui égale 1 indique que les deux clusters sont similaires.

```

[[[1.0, 0.0, 0.0, -0.0058823529411764705, 0.0, -0.0058823529411764705, 0.0,
-0.0058823529411764705, 0.0, 0.0, -0.007858546168958742, 0.0, -0.007858546168958742,
-0.007858546168958742, -0.008849557522123894, -0.008849557522123894,
-0.010746910263299301, 0.0, 0.0, -0.0058823529411764705], [0.0, 1.0, 1.0, 0.0, 1.0, 0.0,
1.0, 0.0, 1.0, 1.0, 0.0, 1.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 1.0, 1.0, 0.0], [0.0, 1.0, 1.0,
0.0, 1.0, 0.0, 1.0, 0.0, 1.0, 0.0, 1.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 1.0, 1.0, 0.0],
[-0.0058823529411764705, 0.0, 0.0, 1.0, 0.0, -0.0058823529411764705, 0.0,
-0.0058823529411764705, 0.0, 0.0, -0.007858546168958742, 0.0, -0.007858546168958742,
-0.007858546168958742, -0.008849557522123894, -0.008849557522123894,
-0.010746910263299301, 0.0, 0.0, -0.0058823529411764705], [0.0, 1.0, 1.0, 0.0, 1.0, 0.0,
1.0, 0.0, 1.0, 1.0, 0.0, 1.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 1.0, 1.0, 0.0],
[-0.0058823529411764705, 0.0, 0.0, -0.0058823529411764705, 0.0, 1.0, 0.0,
-0.0058823529411764705, 0.0, 0.0, -0.007858546168958742, 0.0, -0.007858546168958742,
-0.007858546168958742, -0.008849557522123894, -0.008849557522123894,
-0.010746910263299301, 0.0, 0.0, -0.0058823529411764705], [0.0, 1.0, 1.0, 0.0, 1.0, 0.0,
1.0, 0.0, 1.0, 1.0, 0.0, 1.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 1.0, 1.0, 0.0],
[-0.0058823529411764705, 0.0, 0.0, -0.0058823529411764705, 0.0, -0.0058823529411764705,
0.0, 1.0, 0.0, 0.0, -0.007858546168958742, 0.0, -0.007858546168958742,
-0.007858546168958742, -0.008849557522123894, -0.008849557522123894,
-0.010746910263299301, 0.0, 0.0, -0.0058823529411764705], [0.0, 1.0, 1.0, 0.0, 1.0, 0.0,
1.0, 0.0, 1.0, 1.0, 0.0, 1.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 1.0, 1.0, 0.0],
[-0.0058823529411764705, 0.0, 0.0, -0.0058823529411764705, 0.0, -0.0058823529411764705,
0.0, 1.0, 0.0, 0.0, -0.007858546168958742, 0.0, -0.007858546168958742,
-0.007858546168958742, -0.008849557522123894, -0.008849557522123894,
-0.010746910263299301, 0.0, 0.0, -0.0058823529411764705], [0.0, 1.0, 1.0, 0.0, 1.0, 0.0,
1.0, 0.0, 1.0, 1.0, 0.0, 1.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 1.0, 1.0, 0.0],
[-0.007858546168958742, 0.0, 0.0, -0.007858546168958742, 0.0, -0.007858546168958742, 0.0,
-0.007858546168958742, 0.0, 0.0, 1.0, 0.0, -0.011834319526627219, -0.011834319526627219,
-0.014234875444839857, -0.014234875444839857, -0.019880715705765408, 0.0, 0.0,
-0.007858546168958742], [0.0, 1.0, 1.0, 0.0, 1.0, 0.0, 1.0, 0.0, 1.0, 1.0, 0.0, 1.0, 0.0,
0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 1.0, 1.0, 0.0], [-0.007858546168958742, 0.0, 0.0,
-0.007858546168958742, 0.0, -0.007858546168958742, 0.0, -0.007858546168958742, 0.0, 0.0,
-0.011834319526627219, 0.0, 0.4940828402366864, -0.014234875444839857,
-0.014234875444839857, -0.019880715705765408, 0.0, 0.0, -0.007858546168958742],
[-0.007858546168958742, 0.0, 0.0, -0.007858546168958742, 0.0, -0.007858546168958742, 0.0,
-0.007858546168958742, 0.0, 0.0, -0.011834319526627219, 0.0, 0.4940828402366864, 1.0,
0.3914590747330961, -0.014234875444839857, 0.15009940357852883, 0.0, 0.0,
-0.007858546168958742], [-0.008849557522123894, 0.0, 0.0, -0.008849557522123894, 0.0,
-0.008849557522123894, 0.0, 0.0, -0.008849557522123894, 0.0,
-0.008849557522123894, 0.0, 0.0, -0.014234875444839857, 0.0,
-0.014234875444839857, 0.3914590747330961, 1.0, 0.32142857142857145, 0.130374479889043,
0.0, 0.0, -0.008849557522123894], [-0.008849557522123894, 0.0, 0.0, -0.008849557522123894,
0.0, -0.008849557522123894, 0.0, 0.0, -0.014234875444839857,
0.0, -0.008849557522123894, 0.0, 0.0, -0.014234875444839857, -0.014234875444839857,
0.32142857142857145, 1.0,
-0.027739251040221916, 0.0, 0.0, -0.008849557522123894], [-0.010746910263299301, 0.0, 0.0,
-0.010746910263299301, 0.0, -0.010746910263299301, 0.0, -0.010746910263299301, 0.0, 0.0,
-0.019880715705765408, 0.0, -0.019880715705765408, 0.15009940357852883, 0.130374479889043,
-0.027739251040221916, 1.0, 0.0, 0.0, -0.010746910263299301], [0.0, 1.0, 1.0, 0.0, 1.0,
0.0, 1.0, 0.0, 1.0, 1.0, 0.0, 1.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 1.0, 1.0, 0.0], [0.0, 1.0,
1.0, 0.0, 1.0, 0.0, 1.0, 0.0, 1.0, 1.0, 0.0, 1.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 1.0, 1.0, 0.0],
[-0.0058823529411764705, 0.0, 0.0, -0.0058823529411764705, 0.0, -0.0058823529411764705,
0.0, -0.0058823529411764705, 0.0, 0.0, -0.007858546168958742, 0.0, -0.007858546168958742,
-0.007858546168958742, -0.008849557522123894, -0.008849557522123894,
-0.010746910263299301, 0.0, 0.0, 1.0]]]

```

Figure IV.4 : la similarité entre les clusters.



#### IV.4.5.6 Trouver une combinaison de style d'apprentissage en combinant la dominance de groupes similaires :

On observe que Le cluster 01 est similaire avec le cluster 1,2,4,6,8,9,11,17,18 .

Donc le style d'apprentissage exacte de cluster 03 c'est la combinaison entre les styles dominants des cluster 3 ,4 ,5 ,6.

```
Cluster And Respective Learning Style Combination :
Cluster 0 : VKA
Cluster 1 : VK
Cluster 2 : VK
Cluster 3 : VKA
Cluster 4 : V
Cluster 5 : VA
Cluster 6 : VA
Cluster 7 : V
Cluster 8 : VK
Cluster 9 : VK
Cluster 10 : VK
Cluster 11 : VKA
Cluster 12 : VKA
Cluster 13 : VKA
Cluster 14 : VK
Cluster 15 : VKA
Cluster 16 : VK
Cluster 17 : VKA
Cluster 18 : VK
Cluster 19 : V
```

**Figure IV.5 :** Combinaison de style d'apprentissage

#### IV.4.6 Processus d'agrégation :

L'agrégation est une étape essentielle après le clustering qui permet de préciser le style d'apprentissage de chaque apprenant. Notre algorithme de clustering permet de catégoriser chaque binôme (apprenant et apprenant style) en utilisant une étiquette reflétant le style d'apprentissage : V, A, K, AV, Ak, VK, VAK.

	Gender_Female	Gender_Male	Age	...	Cluster	Learner	Combination
200	1	0	20	...	17	2	AKV
629	0	1	20	...	9	2	KV
1118	0	1	15	...	8	2	KV
359	1	0	18	...	5	0	AV
804	1	0	20	...	7	2	V
...	...	...	...	...	...	...	...
468	0	1	17	...	2	2	KV
1008	1	0	20	...	12	2	AKV
1150	0	1	20	...	0	0	AKV
184	0	1	17	...	3	0	AKV
1013	1	0	20	...	9	2	KV

#### IV.4.7 Modélisation supervisée :

Nous avons décrit les premières étapes de notre méthodologie, à savoir la collecte des données, le prétraitement, le regroupement et l'agrégation. La dernière de ces étapes, comme mentionné ci-dessus, nous permet de construire un vecteur de caractéristiques pour chaque apprenant. Cela nous permet de générer des ensembles de données étiquetés qui peuvent être utilisés pour alimenter les algorithmes de classification.

Après avoir ajouté la dernière colonne, qui est le vrai style de chaque apprenant, on entraîne et tester la machine de learning l'arbre de décision.

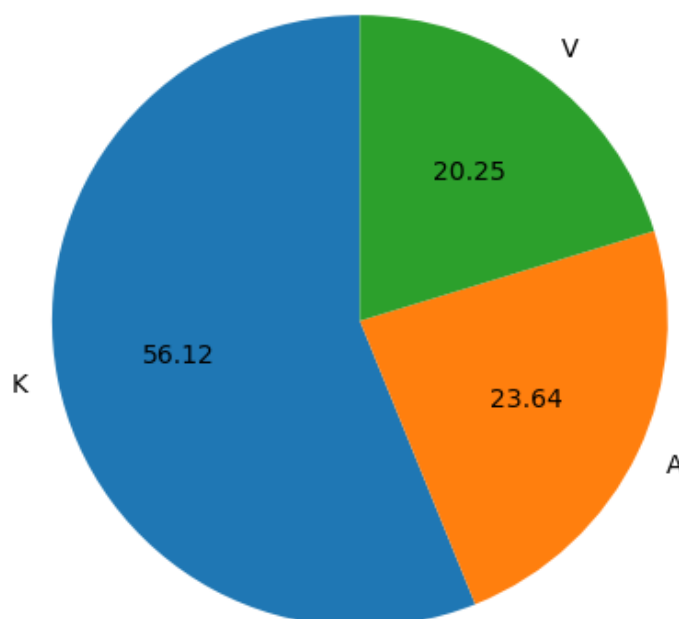
#### IV.4.8 Les Résultats :

Grâce au questionnaire, les pourcentages suivants ont été trouvés :

**23,64%** des élèves apprennent par méthode auditive.

**20,25%** des élèves apprennent visuellement.

**56,12%** des élèves apprennent kinesthésiquement.



**Figure IV.6 :** Graphique à secteurs pour le style d'apprentissage initial.

Cette classification reste inexacte, car de nombreux apprenants préfèrent apprendre dans plus d'un style.



Après le processus de clustering utilisant la machine learning **K-Means** pour l'ensemble de données initial, nous avons trouvé de nouveaux styles d'apprentissage, plus précis,

Au stade de la modélisation supervisée, un modèle a été créé que ce dernier prédit le style d'apprentissage exacte de l'apprenant. Pour évaluer ce modèle, il existe plusieurs façons d'évaluation.

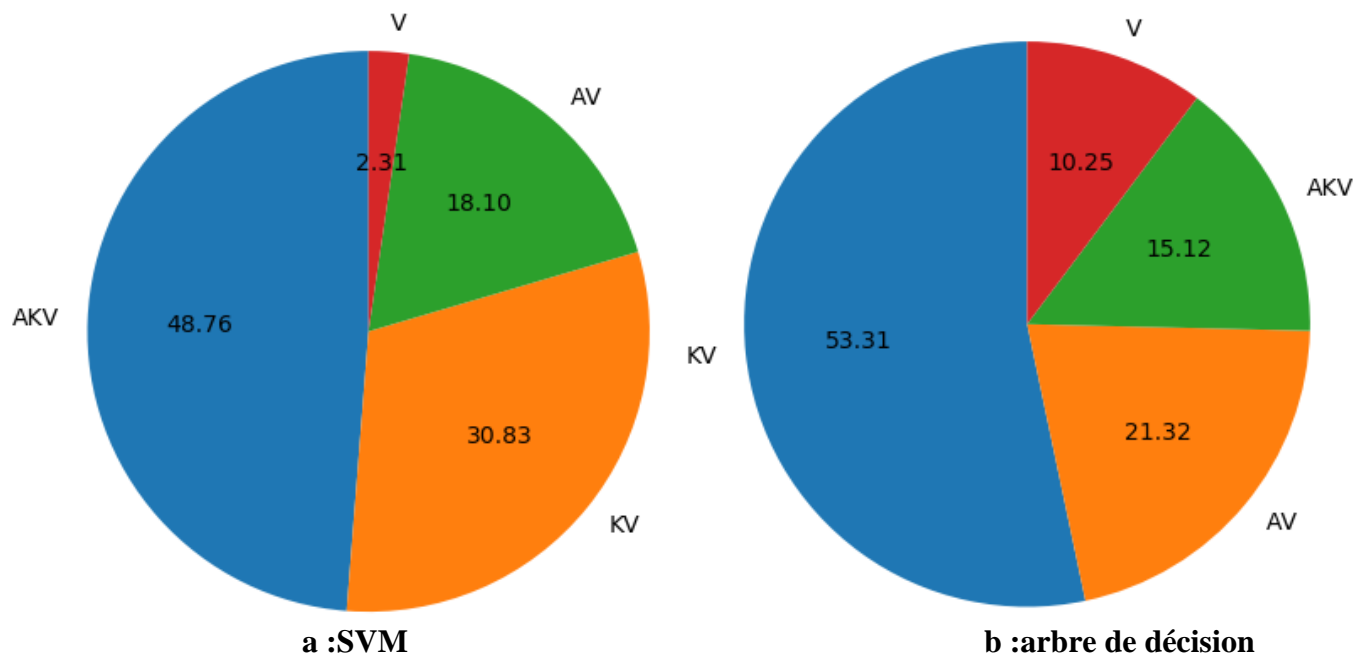
Après la phase d'entraînement par la base de données (80% de base données totale), nous faisons un teste par le reste de la base (20%), Nous avons obtenu les résultats suivants :

Dans la modélisation supervisée en utilisant deux machine learning :

**a- Arbre de décision,**

**b- SVM,**

Le résultat de classification de la base de test dans la figure IV.7.



**Figure IV.7 :** Graphique à secteurs pour le style d'apprentissage final.

Nous remarquons à travers l'implémentation de notre algorithme à l'aide de la machine arbre de décision que la figure Graphique à secteurs pour le style d'apprentissage final, partie "b" .n'est pas stable lors de la ré-exécution par contre lors de l'utilisation de la machine SVM. Evaluation du modèle :

- **La précision pour l'apprenant (Accuracy) = 0.78%**

- **La matrice de confusion :**

Une Confusion Matrix est un **résumé des résultats de prédictions sur un problème de classification**. Les prédictions correctes et incorrectes sont mises en lumière et réparties par classe. Les résultats sont ainsi comparés avec les valeurs réelles.

Matrice de confusion		Réal		
		Style : 'KV'	style : 'K'	Style : 'AK'
Prediction	Style : 'KV'	52	1	27
	Style : 'K'	1	29	43
	Style : 'AK'	1	2	207

**Table IV.2 :** La matrice de confusion.

**La matrice indique le nombre de prédictions correctes pour chaque classe** et le nombre de prédictions incorrectes pour chaque classe organisée en fonction de la classe prédite. Chaque ligne du tableau correspond à une classe prédite, et chaque colonne correspond à une classe réelle.

```

Classification Matrix for learner:
      precision  recall  f1-score  support
0      0.93      0.73      0.82      104
1      0.88      0.38      0.53       56
2      0.77      0.97      0.86      203

accuracy              0.81      363
macro avg             0.86      0.69      0.73      363
weighted avg          0.83      0.81      0.79      363

```

**Table IV.3 :** Matrice de classification.

## IV.5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons concentré notre intérêt sur le développement de notre système, qui adapte les styles d'apprentissage des apprenants. Nous avons présenté l'aspect pratique de notre projet en termes du système proposé, implémentation et résultats obtenus.

Enfin, nous avons créé un modèle capable classier les apprenants au moyen d'un simple questionnaire qui est un simple ensemble de questions liées à leurs styles d'apprentissage préférées.

# Conclusion

**La conclusion :**

Les technologies de l'intelligence artificielle ont contribué à l'amélioration du parcours d'apprentissage dans les systèmes E-learning. Ils ont soutenu l'émergence du concept d'apprentissage adaptatif, qui représente un vaste champ de recherche. Notre objectif est d'assurer un apprentissage personnalisé qui offre aux apprenants un certain nombre d'activités adaptatives en termes de contenu, de présentation et de type de média utilisé. Pour cela, nous avons proposé un modèle de système d'apprentissage adaptatif et intelligent composé de trois phases : la classification des profils des apprenants selon le style de Felder-Silverman en utilisant l'algorithme k-means, puis la prédiction des styles d'apprentissage aux nouveaux scénarios en utilisant les réseaux de neurones et enfin la suggestion des activités adaptatives aux styles identifiés en se basant sur une méthode d'optimisation précisément l'algorithme génétique. En guise de perspective, nous allons passer à l'implémentation de ce modèle au sein d'une plateforme E-learning.

**Les futurs travaux :**

- Augmenter la base de données en termes de nombre d'apprenants, ainsi qu'en termes de nombre de caractéristiques pour chaque apprenant, grâce à un questionnaire qui contient des questions plus précises et plus nombreuses.
- Changer la méthode de clustering par la méthode SVC est très précise comparant aux méthodes classiques de clustering telle que k-means. SVC permet de traiter des cas très compliqués d'interférence des clusters grâce à l'utilisation du noyau RBF à l'inverse des méthodes basées sur les distances et les centres.
- Changer la machine Learning (arbre de décision) de classification par un autre machine Learning (SVM, réseau de neurones ...) pour correspondre à la grande base de données ou utiliser le deep Learning.

# Les références

- [01] B. Hmedna, A. El Mezouary , O.Baz, How Does Learners' Prefer to Process Information in MOOCs? A Data-driven Study, Second International Conference on Intelligent Computing in Data Sciences, 371–379, 2018
- [02] O. ELAISSAOUI, Y. E. MADANI, L. OUGHDIR, Y. ELALLIOUI, combining supervised and unsupervised machine learning algorithms to predict the learners' learning styles, Second International Conference on Intelligent Computing in Data Sciences, vol. 148, 2019, 87–96
- [03] F. Ghorbani, G. Ali Montazer, E-learners' personality identifying using their network behaviors, Computers in Human Behavior, vol. 51, 2015, 42–52
- [04] B. Hmedna , A. El Mezouary, O. Baz, D. Mammass, A Machine Learning Approach to Identify and Track Learning Styles in MOOCs, IEEE, 2016, DOI=
- [05] K.R. Premlatha , B. Dharani , T.V. Geetha, Dynamic learner profiling and automatic learner classification for adaptive e-learning environment, Interactive Learning Environments, 2014.
- [06] O. EL.Aissaoui, Y. A. El Madani , L. Oughdir , Y. El Alloui , A fuzzy classification approach for learning style prediction based on web mining technique in e-learning environments, Springer, 2018, DOI=<https://doi.org/10.1007/s10639-018-9820-5>
- [07] PARIZEAU Marc. Réseaux de neurones. 2004
- [08] ZOCCA Valentino, SPACAGNA Gianmario, SLATER Daniel, ROELANTS Peter. Python deep learning. 2017
- [09] Jian-kang wu''Neural networks and simulation methods''; Editeur: CRC Press (Déc 1993) ISBN 0-8247-9181-9(acid-free paper)
- [10] François B. et Michel V. « Les réseaux de neurones artificiels » Presses Universitaire, Paris, 1996.
- [11] Guillaume B. « Contrôle sensori-moteur par réseaux neuromimetiques modulaires - Approche pour le pilotage réactif en atelier flexible-» Thèse de Doctorat, Institut national des sciences appliquées de Lyon ,1995.
- [12] Ben J.A.krose P.patrick van der smagt, “ An introduction to neural networks” university of amsterdam faculty of mathematics and computer science: pages 33- 42, Fifth edition january 1993.
- [13] Acquatella, François. Analyse stratégique du marché de la formation en ligne : les Moocs comme nouvelle variable des écosystèmes de plateformes digitales. Diss. Paris, ENST, 2018.

- [14] Billet, Pierre. E-learning en formation pour adulte : quelles conditions préalables au changement ? Diss. Université Bourgogne Franche-Comté, 2018.
- [15] HUGUENIN, Sonia. Le phénomène MOOC expliqué aux néophytes : invitation à la réflexion et à l'approfondissement. Distances et médiations des savoirs. Distance and Mediations of Knowledge, 2017, vol. 2017, no 20.
- [16] Bruillard, Éric. "Les utilisateurs des MOOC : quel regard ?" Distances et médiations des savoirs. Distance and Mediation of Knowledge 2.7 (2014).
- [17] D.A. Kolb. The Kolb Learning Style Inventory, Version 3, Hay Group, Boston, 1999.
- [18] I. B. Myers, M.H. Mc Caulley Manual. A Guide to the Development and Use of the Myers-Briggs Type Indicator. Palo Alto, CA: Consulting Psychologists Press, 1985, p .12-20.
- [19] P. Honey, A. Mumford The Learning Styles Helper's Guide. Maidenhead: Peter Honey Publications Ltd, 2000.
- [20] N.C. Benabdellah. Une adaptation du contenu pédagogique en ligne au profil de l'apprenant. Thèse de doctorat. Université Mohamed Rabat, 2015.
- [21] B. Soloman, R. M. Felder. Index of learning styles Questionnaire. Site web [[http://www.engr.ncsu.edu/learning\\_styles/ilsweb.html](http://www.engr.ncsu.edu/learning_styles/ilsweb.html)], 1998.
- [22] E. Popescu. Dynamic adaptive hypermedia systems for e-learning. Thèse de doctorat. L'Université de Craiova, Roumanie, 2008.
- [23] W. Barbe, R. H. Swassing, and M. Milone. Teaching through modality strengths: Concepts and practices. Columbus, OH: Zaner-Bloser, 1979.
- [24] <https://intellipaat.com/blog/supervised-learning-vs-unsupervised-learning-vs-reinforcement-learning/>.
- [25] J.R. Quinlan (1986). Introduction of Decision Trees, Machine Learning, (1), 81-106
- [26] D.M.F.F. « Guide e-learning », Département Management & Formation Fédérale.
- [27] B. Asma. Perception du comportement de l'apprenant dans un environnement d'apprentissage. 2013.
- [28] A. K. Petersen, R. B. Christiansen, and K. Gynther. Changing paradigms: From schooling to schools as adaptive recommendation systems. Universal Journal of Educational Research, 5 (11) :2081–2091, 2017.
- [29] N. T. Frontczak and S. W. Hartley. Consumer learning styles: Implications for promotional strategy. In Proceedings of the 1990 Academy of Marketing Science (AMS) Annual Conference, pages 330–334. Springer, 2015.



- [30] A. M. F. Yousef, U. Schroeder, and M. Wosnitza. Effective design of blended mooc environments in higher education. Technical report, CiL Center for Innovative Learning Technologies, 2015.
- [31] W. Barbe, R. H. Swassing, and M. Milone. Teaching through modality strengths: Concepts and practices. columbus, oh: Zaner-bloser, 1979.
- [32] J. E. Luaran. Massive open online course: A guide for beginners. LinkedIn SlideShare, 28, 2014.
- [33] D. Shah. How does coursera make money? EdSurge News, 2014.
- [34] T. Clarke. The advance of the moocs (massive open online courses). Education+ Training, 2013.
- [35] J. Goulart. edx celebrates 4 years. edx blog. Technical report, Retrieved 20/07/2016, from <http://blog.edx.org/edx-celebrates-4-years>, 2016.
- [36] C. Cupaiuolo. The history and future of moocs and the new open education week. spotlight on, 2012.
- [37] K. El Khadiri, O. Labouidya, N. El Kamoun, and R. Hilal. Success factors in a mooc massive device: Questions and challenges. Journal of Theoretical and Applied Information Technology, 97(4) :1167–1178, 2019.
- [38] N. E. K. R. H. KHALID EL KHADIRI, OUIDAD LABOUIDYA. Success factors in a mooc massive device: Questions and challenges. 2019.
- [39] B. Grainger. Massive open online course (mooc) report 2013. University of London, 2013.
- [40] L. A. Atiaja and R. Proenza. The moocs : origin, characterization, principal problems and challenges in higher education. Journal of e-Learning and Knowledge Society, 12(1), 2016.
- [41] Hmedna, Brahim, Ali El Mezouary, and Omar Baz. "A predictive model for the identification of learning styles in MOOC environments." Cluster Computing 23.2 (2020): 1303-1328.
- [42] <https://datascientest.com/machine-learning-tout-savoir>.
- [43] Kim, P. (2017). MATLAB deep learning: with machine learning, Neural Network and artificial intelligence. Library of Congress Control Number: 2017944429.
- [44] Sarker, I. H. (2021). Deep learning: a comprehensive overview on techniques, taxonomy, applications and research directions. SN Computer Science, 2(6), 1-20.
- [45] Frédéric SUR (2022), Introduction à l'apprentissage automatique, École des Mines de Nancy.
- [46] Djarah Djalal (2006), Application des Réseaux de Neurones Pour la Gestion d'un Système de Perception Pour un Robot Mobile D'intérieur ' Thèse de magister en robotique.

[47] Miriadax : educacion superior, abierta y gratuita.

[48] L. Czerniewicz, A. Deacon, M.-A. Fife, J. Small, and S. Walji. Massive open online courses. Moving beyond the hype : A contextualised view of learning with technology in higher education, page 40, 2015.

[49] <https://www.digiformag.com/e-learning/mooc-cooc-spoc-sooc-quelle-est-la-difference/>