

Epigraphe

"Any intelligent fool can make things bigger, more complex, and more violent. It takes a touch of genius—and a lot of courage to move in the opposite direction."

—**E. F. Schumacher**, "Small is Beautiful", an essay, in *The Radical Humanist*

In Memoriam

*A celui qui a planté mais qui n'as pas pu être présent au jour de la semence :
mon très cher papa , **Murhabazi Ntakobajira Sosthène***

Dédicaces

A cette perle rare qui a illuminé ma vie et qui fut ma seule motivation lors de la rédaction de ce travail.

*A celle qui dès le bas age m'a appris à lire , à écrire , à étudier , qui s'est battue pour faire de moi l'homme que je suis devenu aujourd'hui ma très chère maman **Byamungu Yvette**.*

*A toute la communauté des utilisateurs du célèbre site **stackexchange.com** et l'inventeur du moteur de recherche **google.com***

Remerciements

En préambule à ce mémoire nous remerciant Jéhovah Dieu qui nous aide et nous donne la patience , la force et le courage d'accomplir ce Modeste travail.

Nos remerciements s'étendent également au Directeur de ce travail le Prof . (Nathanael Kasoro Mulenda) ainsi qu'à l'Encadreur Ir (Celestin Mbuyamba Kalubi), pour l'orientation, la confiance, la patience qui ont constitué un apport considérable sans lequel ce travail n'aurait pas pu être mené au bon port. Qu'ils trouvent dans ce travail un hommage vivant à leur haute personnalité.

Nous tenons à exprimer nos sincères remerciements à tous les professeurs qui nous ont enseigné et qui par leurs compétences nous ont soutenu dans la poursuite de nos études.

Aux responsables et aux personnels de l' ULPGL particulièrement L'Ass Raoul Baguma , Le CT Cheriff Bishweka , Le Prof Olivier Baraka , le CT Celain Kasereka , Mr Georges Spirito qui par leur compréhension et leur aide, on a pu accomplir notre travail de recherche. A tous les enseignants et personnels du Collège Alfajiri particulièrement le Père Vicent Van Haelst .

Je remercie aussi Mme Rachel, étudiante en faculté de psychologie et science de l'éducation , pour sa collaboration en me fournissant des données précises sur l'orientation des étudiants.

Je souhaite particulièrement remercier Mrs ..., Enseignant de Français pour sa précieuse aide à la relecture et à la correction de mon mémoire.

A nos familles et nos amis et camarades de classe qui par leurs prières et leurs encouragements, on a pu surmonter tous les obstacles , nous abstenons de citer leurs noms car si nous le faisons nous manquerons de place pour le contenu de ce travail .

Enfin, je me remercie moi-même pour le dur travail que j'ai abattu ainsi que toute personne qui a participé de près ou de loin à l'exécution de ce travail.

Résumé

Aujourd'hui toutes les entreprises collectent et stockent de grandes quantités de données. Ces méga-bases de données, qui ne cessent d'augmenter jour après jour, sont peu exploitées, alors qu'elles cachent de connaissances décisives c'est ainsi qu'est née : le DataMining (qu'on appellerait en français fouille des données).

Des nombreux recherches ont été menés sur l'application du DataMining dans différents domaines entre autre : les banques (detection de la fraude), telecom(calculs du chrum client) , assurance, etc Mais peu des recherches sont menées sur l'application du DataMining à l'éducation c'est pourquoi nous avons décider de nous pencher sur le sujet ayant pour thème *Sujet : DataMining appliqué à la prédiction de l'orientation des élèves finalistes du secondaire à l'université*

Pour mener ce travail nous nous sommes posé la question de savoir *Comment utiliser les techniques du DataMining pour doter les universités des outils d'aide à la décision les permettant de bien orienter les étudiants dès leur entrée à l'université ?* et pour y répondre nous avons utilisé la méthodologie Cross Industry Standard Process - Data Mining (CRISP-DM) qui est la méthodologie la plus utilisé en industrie pour les projet DataMining car elle permet de rendre les projets de DataMining à grande échelle plus rapides, moins coûteux, plus fiables et surtout améliorer leur gestion.

Nous avons travaillé sur un ensemble d'apprentissage issue du système d'information UAT de dimensions 9606 X 22 qui représentait les données pour chaque étudiant de l'ULPGL de l'année 2012-2016 , sur base de ces donnés nous avons découvert la répartition des étudiant de l'ULPGL selon différents critères L'age de l'étudiant ,le pourcentage à l'exetat ,le sexe, l'école de provenance , l'option suivie, la nature de l'école (nos inputs). En effectuant les statistiques inférentielle (Test CHi2 et Test ANOVA) nous avons remarqué que les étudiant choisissent leur faculté en se basant sur ces inputs. Ensuite nous avons crée une variable : le CGPA que nous avons utilisé pour évaluer la réussite d'un étudiant à l'université elle n'est rien d'autre que la moyenne des points obtenu par un étudiant tous au long de son cursus académique.

Nous avons analyser la relation existant entre nos inputs et cette variable de sortie le CGPA au sein de chaque faculté par la corrélation de Pearson , et le test ANOVA et nous avons remarqué que le CGPA ne dépend pas de l'age , du sexe , et difficilement du pourcentage obtenu à l'exetat (coefficient de Pearson de 0.45) mais uniquement de l'école de provenance et de l'option suivie par l'élève à l'école secondaire.

Enfin nous avons décidé de prédire le CGPA au sein de chaque faculté pour un nouveau étudiant en se basant sur son pourcentage obtenu à l'exetat, l'école de provenance, et l'option suivie à l'école en utilisant 5 techniques du

Machine Learning dont 3 modèles de régression et 2 technique de Support Vector Regressor (SVR) . Nous avons évalué le modèle en se basant sur l'erreur moyen quadratique Root Mean Square Error (RMSE) et une validation croisée et avons obtenu un score de moins de 10% pour presque toutes les facultés.

Notons que nous avons utilisé les librairies et frameworks suivantes implémentées en python pour réaliser ce travail : pandas, matplotlib,seaborn, flask numpy et scikit-learn .

Keywords : *python, machine-learning, statistics, data-mining, education, data-science, educational-data-mining, student-orientation*

Abstract

Mining educational data to improve student orientation in university ! For this project, I've use all theses tools to analyze student marks dataset for my university and try to discover what are criteria student use to choose theirs departments when they start university, after that i use scikit-learn to predict GCPA in each of students with theirs marks , the field they study and their secondary school . I successfully predicted the CGPA by stacking 5 different regressors and get a RMSE inferior to 10%. And finally i'm building a web app that suggests a new student theirs orientation according to those info i use to predict the CGPA!

***Keywords :** *python, machine-learning, statistics, data-mining, education, data-science, educational-data-mining, student-orientation**

Sigles et Abréviations

CRISP-DM Cross Industry Standard Process - Data Mining

REST Representational State Transfer

SVM Support Vector Machines

UAT Univesity Administrative Tools

CHAID Chi-square Automatic Interaction Detector

UNAF Union Nationale des Associations Familiales

RDC République Démocratique du Congo

ULPGL Université Libre des Pays des Grands Lacs

INAPS INapte A Poursuivre les études Supérieurs

RIP Reconnu d'Intérêt Pédagogique

UAT Univeristy Administrative Tool

CSV Commat Separted Values

SQL Structural Query Language

ANOVA Analyse of variance

EXETAT EXamen d'ETAT

DM Données Manquantes

CGPA Cumulative Grade Point Average

SVR Support Vector Regressor

SVM Support Vector Machines

RMSE Root Mean Square Error

LOOCV Leave One Out Cross-Validation

Murhabazi Buzina Espoir Tech 2 GI ULPGL 2017

*Sujet : DataMining appliqué à la prédiction de l'orientation des élèves finalistes du
secondaire à l'université*

Introduction

0.1 Problématique

Arrivés à la fin de leurs études secondaires la plupart des élèves finalistes du secondaire et, futurs universitaires sont confrontés au problème de choix de filières pour poursuivre leur études universitaires. Plusieurs options s'offrent à eux et ainsi ils se trouvent dans un embarras de choix, la plupart d'entre eux choisissent mal leurs orientations. C'est pour cela que nous remarquons qu'en première année d'université, le pourcentage d'échec ou d'abandon est très élevé suite à une mauvaise orientation des étudiants.[1]

En effet, améliorer le processus d'orientation des nouveaux étudiants à leur entrée à l'université pourrait diminuer le taux d'échec et d'abandon en première année .

Il s'avère donc important de doter les universités des outils d'aide à la décision qui pourront leur permettre de bien orienter les étudiants avant d'entreprendre leurs études universitaires et ainsi leur permettre d'y tirer pleine satisfaction.

D'où nous nous sommes posés les questions suivantes :

- *Comment utiliser les techniques du DataMining pour doter les universités des outils d'aide à la décision les permettant de bien orienter les étudiants dès leur entrée à l'université ?*
- *Comment peut-on aider les élèves finalistes du secondaires à pouvoir faire le choix de leur filières à l'université ?*
- *Les techniques du DataMining peuvent - elles apporter leur contribution dans ce domaine ?*

0.2 Intérêts et Motivations du Sujet

Nous avons choisi de parler du sujet sur le DataMining à cause de notre passion pour les mathématiques et les sciences prédictives mais aussi car au 21 ème siècles l'immensité des données générées par les systèmes d'information ne cesse de croître d'où il s'avère important de les analyser et apprendre de ces données !

Mais aussi l'intérêt scientifique de ce travail sera de fournir un outil de base à tous chercheurs qui aimera aussi travailler dans ce domaine dans les jours à venir.

Nous avons choisi de parler de l'orientation des étudiants car durant notre parcours universitaire nous avons constaté un fort taux d'abandon et d'échec due à une mauvaise orientation et ainsi nous voulions aider tant soit peu à résoudre ce problème.

0.3 Hypothèses de Travail

Une hypothèse est une supposition qui est faite en réponse à une question de recherche. [2] Pour notre travail nous supposons que les universités ainsi disposent d'une énorme quantité des données et qu'on peut les analyser enfin d'y découvrir des patterns cachés qui peuvent nous permettre de prédire l'orientation d'un nouvel étudiant sur base de ses résultats à l'école secondaire.

- Dans ce travail nous avons prédit la moyenne des points Cumulative Grade Point Average (CGPA) qu'un étudiant peut obtenir au cours de son cursus académique dans chaque faculté sur bases des informations qu'il dispose à son inscription et le proposé une orientation en se basant sur les résultat prédits.
- Pour y arriver nous avons utiliser différentes techniques du data-mining entre autre les statistiques descriptives , inférentielle , et différents algorithmes du Machine Learning pour analyser les données et découvrir les variables qui influencent la réussite d'un nouveau étudiant à l'université

0.4 Objectifs du travail

L'objectif d'une recherche se divise en deux parties : l'objectif général concerne la contribution que les chercheurs espèrent apporter en étudiant un problème donné ; les objectifs opérationnels concernent les activités que les chercheurs comptent mener en vue d'atteindre l'objectif général. [2]

Pour notre travail l'objectif général sera de fournir un outil d'aide à la décision en nous basant sur les techniques du DataMining plus précisément différents modèles de régression linéaires régularisé.

Cet outil se présentera sous forme de service web de type Representational State Transfer (REST) que les universités peuvent intégrer facilement dans leurs systèmes d'informations.

0.5 Méthodes et Techniques de Recherche

Pour atteindre notre objectif, notre travail utilisera la méthodologie de CRISP-DM qui est le processus standard d'un projet DataMining, elle définit les étapes pour la conduite d'un projet en le rendant plus efficace plus rapide et moins couteux. [3]

Cette méthodologie se base sur la technique documentaire qui consister à consulter les archives des universités et ainsi que le système d'information University Administrative Tool (UAT) en vue d'y collecter les données.

Elle utilise également les enquêtes ainsi que les interviews auprès des conseillers d'orientations d'universités pour savoir comment se déroule l'activité de l'orientation des étudiants.

0.6 Subdivision du travail

Hormis l'introduction et la conclusion ce travail sera subdivisé en cinq chapitres.

1. Le premier chapitre sera intitulé : Les généralités sur le DataMining.
2. Le Second sera intitulé : Analyse du domaine de l'orientation.

3. Le troisième sera intitulé : Présentation et exploitation des données obtenus.
4. Le quatrième sera intitulé : Élaboration et évaluation du modèle de prédiction.

Chapitre 1

Généralités sur le DataMining

Nous sommes submergées des données et leur quantité augmente du jour au lendemain . Les ordinateurs, les smart-phones et de plus en plus des équipements connectés nous submergent et sont omniprésents dans notre vie et cela nous permet de générer des très grandes quantités des données , toutes nos décisions , nos choix dans les supermarchés,nos habitudes financières sont sauvegardées dans d'énormes bases des données.

L'internet est aussi submergé des informations c'est ce qui fait que chaque choix, chaque clic que nous faisons soit sauvegardé , ceci n'étant que des choix personnels mais qui ont d'innombrables contreparties dans le monde du commerce et de l'industrie . Mais paradoxalement on a pu constaté que plus les données augmentent et sont générées de moins en moins les personnes les comprennent et ainsi un immense fossé s'est créé entre le volume des données générées et la capacité de compréhension de celles ci. D'où l'importance de mettre en place des méthodes et techniques qui faciliterons l'analyse et l'obtention des informations considérables de ces données.

1.1 Définitions

Dans cette partie nous allons définir 3 termes qui portent souvent à confusion : L'intelligence Artificielle,Le Machine Learning ou apprentissage automatique, La fouille des données ou Le DataMining, nous tenterons de dégager à la fin les différences et les ressemblances entre ces termes.

1.1.1 L'intelligence Artificielle

L'intelligence artificielle(IA) est un domaine de l'informatique dédié à la création de matériel et de logiciels capables d'imiter la pensée humaine. Le but principal de l'intelligence artificielle est de rendre les ordinateurs plus intelligents en produisant des logiciels permettant à un ordinateur d'émuler des fonctions du cerveau humain dans des applications définies. L'idée n'est pas de remplacer l'être humain mais de lui donner un outil plus puissant afin de l'aider à accomplir ses tâches.[4]

L'Intelligence artificielle est un domaine de l'Informatique qui a pour but de développer des machines (= ordinateurs) "intelligentes", c'est-à-dire capables de résoudre des problèmes pour lesquels les méthodes conventionnelles sont inefficaces et inapplicables. [4]

1.1.2 Le Machine Learning

Le Machine Learning est définie comme une branche de l'intelligence artificielle qui se penche sur la création des algorithmes qui peuvent apprendre et faire des prédictions à partir des données[5]

D'autres auteurs le définissent comme :

- Un type de l'intelligence artificielle qui donne aux machines la possibilité d'apprendre sans être explicitement programmer[6]
- La science qui consiste à la création des logicielles qui apprennent d'eux même en fonction des données.[6]

1.1.3 Le DataMining

Le DataMining ou la fouille de données est une technique consistant à rechercher et extraire de l'information (utile et inconnue) de gros volumes de données stockées dans des bases ou des entrepôts de données en utilisant les techniques du Machine Learning .[5]

Certains auteurs comme M. BATER[7] le définissent comme une discipline scientifique qui a pour but l'analyse exploratoires des grandes quantités des données , la découvertes des modèles utiles ,valides , inattendus ainsi que la connaissances compréhensibles dans celles ci. Outre la découvertes de l'information il englobe la collecte , le nettoyage et le traitement de ces données.

Le datamining peut aussi être défini comme un processus inductif, itératif et interactif de découverte dans les bases de données larges de modèles des données valides, nouveaux, utiles et compréhensibles.[8] - Itératif : nécessite plusieurs passes

- Interactif : l'utilisateur est dans la boucle du processus
- Valides : valables dans le futur
- Nouveaux : non prévisibles
- Utiles : permettent à l'utilisateur de prendre des décisions
- Compréhensibles : présentation simple

1.1.4 Différence entre le DataMining , le Machine Learning, ainsi que les statistiques . [6] [9] [10]

A première vue on pourrait constater que ces 3 disciplines n'ont aucune différence car tous traitent de la même question : comment apprendre des données ?, couvrent les mêmes matières et utilisent les mêmes techniques qui sont entre autres : la régression linéaire, la régression logistique , le réseau des neurones , le Support Vector Machine ,....

Mais en analysant de prêt on remarque qu'ils ont des différences surtout concernant les sujets et matières sur lesquels ils insistent, ou en d'autres termes quand et comment les méthodes qu'ils ont en commun sont utilisées.

- Les statistiques insistent sur les méthodes de la statistique référentielle,descriptives , multivariées (intervalle de confiance, test des hypothèses , estimation optimale) dans un problème à faible dimension (une petite quantité des données) et elles font des prédiction sur base de celle ci.[9]

- Le Machine Learning est beaucoup plus concentré vers le Génie logiciel il est beaucoup plus focalisé sur la construction des logicielles qui font des prédiction à partir des données

apprennent de l'expérience. On dit qu'un programme apprend de l'expérience si ses performances sur les tâches qu'il exécute augmentent avec l'expérience . ces performances sont évaluées à l'aide de certaines métriques que nous verront dans la suite.

Il nécessite l'étude des algorithmes qui peuvent extraire l'information utile dans des grosses quantités des données automatiquement , dans certaines mesures il s'inspirent des statistiques. [10]

-Le DataMining quand à lui s'inspire des techniques du Machine learning , des statistiques souvent avec un objectif bien fixé en vue de découvrir des patterns cachées dans des grosses volumes des données. - L'intelligence artificielle se focalise sur la création des agents intelligents , en pratique il consiste à programmer un ordinateur pour qu'il simule le fonctionnement du cerveau humain . Qu'il exécute certaines tâches comme un homme parmi ces tâches figure la faculté d'apprendre sur base de l'expérience.

1.2 Différentes Techniques du Machine Learning [11]

Dans cette partie nous allons passer en revue quelques méthodes et algorithmes utilisées dans le machine learning. Notons que ces méthodes se divisent en 2 groupes : l'apprentissage supervisé et l'apprentissage non supervisé. Concernant l'apprentissage supervisé nous parlerons de la régression linéaire , la régression, le réseau des neurones, le SVM(Support Vector Machine) , les arbres de décision et nous finirons par le Random Forrest qui n'est qu'une amélioration des arbres de décisions, et pour l'apprentissage non supervisé nous allons parler de K-means.

1.2.1 Régression Linéaire

La régression est une technique consistant à prédire la sortie d'une observation en partant d'un certain nombre des variables en entrée.

On part d'un certain nombre des données d'apprentissage ou d'un training set avec :

m : nombres d'éléments de l'ensemble d'apprentissage

$x_1, x_2, x_3 \dots x_n$: les variables d'entrées (qui peuvent varier de 1 (pour la régression linéaire avec une seule variable) à n pour plusieurs variables).

y : la variable de sortie on notera le $(x_1, x_2, x_3 \dots x_n, y)$: un exemple d'apprentissage et $(x_1^i, x_2^i, x_3^i \dots x_n^i, y^i)$ un exemple choisie le i ème exemple d'apprentissage avec i comme index sur nos données.

Le but de la régression c'est de trouver la fonction qui permet de prédire la sortie en fonction de l'entrée cette fonction doit minimiser l'erreur entre les valeurs de la fonction aux points d'apprentissage et la valeur de sortie dans les données d'apprentissage.

Cette fonction on l'appelle hypothèse qui sera une droite ou un polynôme selon qu'on utilise la régression linéaire ou polynomiale.

L'hypothèse se présente de la manière suivante :

1 ère cas régression avec une seule variable :

Par exemple on tente de prédire le prix d'une maison en fonction de sa superficie :

$$h_{\theta}(x) = \theta_0 + \theta_1 x.$$

Cela signifie que y est une fonction linéaire de x avec θ_i des paramètres qu'on cherchera à déterminer. on peut le remarquer sur la figure suivante où notre hypothèse est une droite :

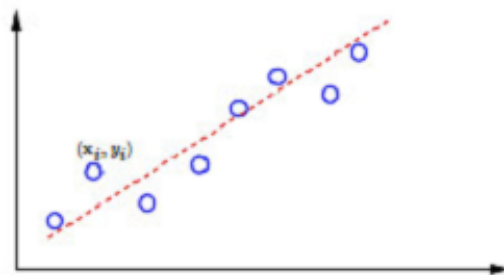


FIGURE 1.1 – Régression Linéaire avec une variable

2 ème cas régression avec plusieurs variables :

Pr exemple prédire le prix d'une maison cette fois en fonction de la superficie, du nombre des chambres, et de l'année de construction

$h_{\theta}(x) = \theta_0 x_0 + \theta_1 x_1 + \theta_2 x_2 + \theta_3 x_3 + \dots \theta_n x_n$ Dans ce cas notre hypothèse sera en fonction des variables en entrée un plan ou un hyperplan.

3 eme cas la regression polynomiale :

Dans ce cas au lieu d'utiliser une droite on utilise un polynôme à n degree qui es donnée par :

$h_{\theta}(x) = \theta_0 x_0 + \theta_1 x_1 + \theta_2 x_2^2 + \theta_3 x_3^3 + \dots \theta_n x_n^n$ le travail restant sera de trouver les paramètres θ_i pour notre fonction $h_{\theta}(x)$ mais comment les trouver ?

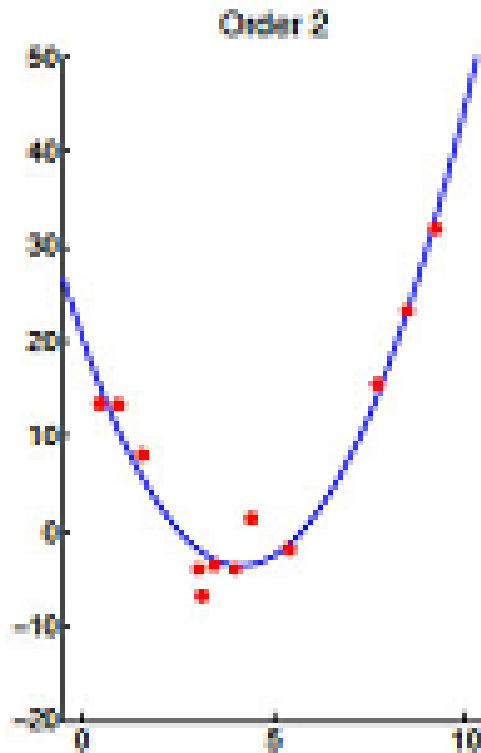


FIGURE 1.2 – Régression Polynomiale avec un polynôme de degré 2

Fonction Cout et calcul de L'erreur

On appelle l'erreur de prédiction, la valeur définie par :

$J(\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_n) = \frac{1}{2m} \sum_{i=1}^m [h_{\theta}(x^{(i)}) - y^{(i)}]^2$ avec m : le nombre des nos données d'apprentissage. Cette fonction représente l'erreur commise lors de la prédiction avec notre hypothèse par rapport à la valeur exacte. Les θ_i sont les valeurs qui minimisent cette erreur sur toutes les données de notre apprentissage.

Il existe différents techniques de minimisation de cette fonction entre autre :

- L'annulation de la dérivée première (trouver les valeurs θ_i qui annulent notre dérivée première). Cette méthode a pour inconvénient le fait qu'il convient pas pour les données d'apprentissage avec plusieurs attribues et plusieurs données.

- une autre méthode c'est la descente du gradient : celle ci consiste à effectuer plusieurs itérations sur les valeurs de θ_i jusqu'à trouver celle qui minimise l'erreur (jusqu'à ce qu'il converge vers zéro)

voici l'algorithme utilisée : 1

Algorithm 1 Algorithme de la descente du gradient

$\theta_i \leftarrow 0$

while J ne converge pas **do**

▷ faire pour chaque tuple

$\theta_i \leftarrow \theta_i - \alpha \frac{\partial}{\partial \theta_i} J(\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_n)$

avec α : learning rate qui est compris entre $[0,001;0,1]$ il sert à réguler notre algorithme s'il est trop grand θ ne converge pas s'il est trop petit θ converge après plusieurs itérations. Dans la plupart des cas J converge après un nombre d'itérations élevé comme on peut le remarqué sur la figure suivante :

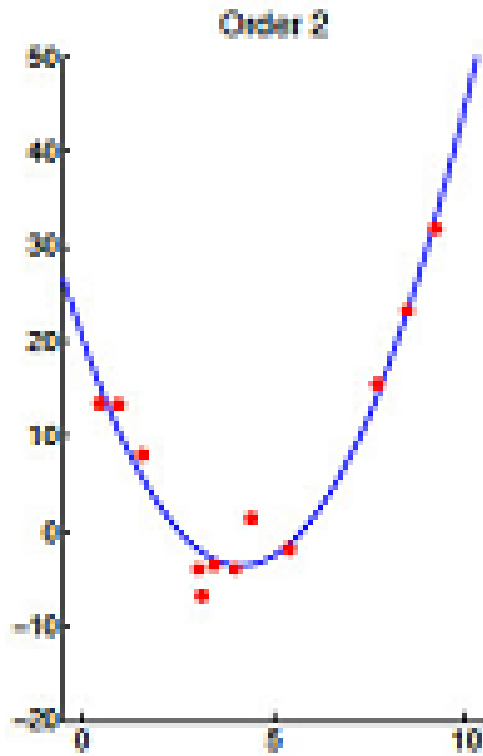


FIGURE 1.3 – Variation de J en fonction du nombre des itérations

NB : La Normalisation

Dans la pratique on peut avoir plusieurs données qui ne sont pas dans la même échelle
 par ex : on cherche à prédire le prix d'une maison en fonction de la surface x_1 : compris entre 30 – 400 m^2 , le nombres des chambres x_2 : 1-10,

Nous remarquons que nos 2 variables ne sont pas dans la même intervalle et cela peut présenter un problème de convergence et ainsi empêcher les θ_i de converger rapidement . pour limiter ce problème on effectue un normalisation elle consister à remplacer les x_i pour chaque tuple par :

$$x_j^i = \frac{x_j^i - \mu(x_j)}{\sigma(x_j)} \text{ avec :}$$

$\mu(x_j)$: la moyenne des termes x_j et $\sigma(x_j)$: la variance des termes x_j

1.2.2 Régression Logistique

La régression logistique est une technique de classification , elle consiste à appliquer une fonction h sur des éléments $x_1, x_2, x_3 \dots x_n$ en entrée et trouver une sortie *discrète* y .

Cette sortie nous permet de déterminer la classe du tuple , généralement y prend 2 valeurs 0 ou 1 et quelque fois -1 ou 1.

On utilise ce type de classification dans différents cas :

- Classification des emails : spams ou non spam
- Transaction en Ligne : Frauduleux ou pas
- Crédit bancaire : risquant ou non
- Tumeur : Bénigne ou Maligne

Représentation de l'hypothèse

Une première approche serait d'utiliser la régression linéaire avec la fonction $h_\theta(x) = \theta_0 x_0 + \theta_1 x_1 + \theta_2 x_2 + \theta_3 x_3 + \dots \theta_n x_n$ pour effectuer la classification mais cela peut un problème car $h_\theta(x)$ peut prendre des valeur qui sont à l'extérieur de l'intervalle $[0,1]$. La meilleur solution serait de trouver une fonction qui ne prend que des valeurs comprises entre 0 et 1 .

Pour les problèmes de classification on utilise la fonction sigmoïde ,elle est définie par :

$$g(z) = \frac{1}{1+e^{-z}}$$

Et ainsi notre hypothèse sera :

$$h_\theta(x) = g(\theta^T x)$$

Avec $\theta^T x = \theta_0 x_0 + \theta_1 x_1 + \theta_2 x_2 + \theta_3 x_3 + \dots \theta_n x_n$. Voici comment se présente cette fonction :

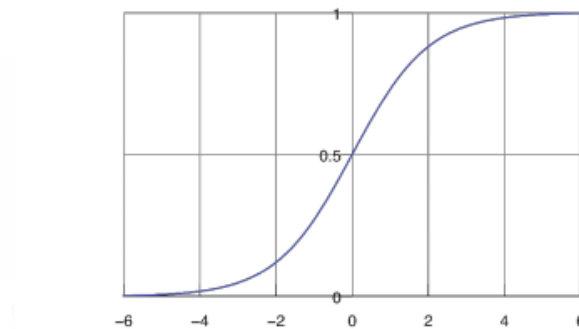


FIGURE 1.4 – Fonction Sigmoïde

On remarque que cette fonction ne prend que des valeurs comprise entre 0 et 1.

En d'autres termes $h_\theta(x)$ représente la probabilité que $y=1$ sur l'entrée x_n .

$$h_\theta(x) = P(y = 1|x; \theta)$$

La probabilité que y soit égale à 1 sachant x_n paramétré par θ .

On l'utilise pour effectuer une classification en supposant que :

- si $h_\theta(x) > 0.5$ la classe prédite est 1.
- si $h_\theta(x) < 0.5$ la classe prédite est 0.

On démontre que :

$$P(y = 1|x; \theta) + P(y = 0|x; \theta) = 1 \text{ et } \\ P(y = 0|x; \theta) = 1 - P(y = 1|x; \theta)$$

Frontière de Décision

Analysons notre fonction $g(z)$, on remarque qu'il est égale à 0.5 pour $z = 0$. Donc si z est positif $g(z)$ sera supérieur à 0.5, dans le cas contraire $g(z)$ sera inférieur à 0.5. Et ainsi avec notre hypothèse $h(\theta^T x) = 1$ si $\theta^T x > 0$ et $h(\theta^T x) = 0$ si $\theta^T x < 0$ On comprend qu'à partir du plan $\theta^T x$ qui divise l'espace en 2 parties on peut prédire la classe de chaque tuple sans problème.

Cette droite ou hyperplan s'appelle **la frontière de décision**. Voici comment elle se présente si on n'a que 2 attributs x_1 et x_2 :

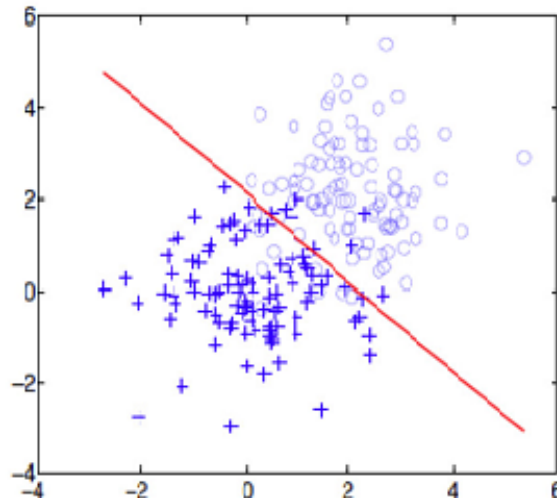


FIGURE 1.5 – Frontière de décision pour la Régression Logistique à 2 variables

La Fonction Coût : Calcul De L'erreur

On pourrait être tenter d'utiliser la même fonction coût que pour la régression linéaire

$$J(\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_n) = \frac{1}{2m} \sum_{i=1}^m [h_{\theta}(x^{(i)}) - y^{(i)}]^2$$

Mais cette fonction présente des problèmes de convergence à cause de la non linéarité de la fonction $h_{\theta}(x)$. Pour ce faire, on définit une nouvelle fonction de l'erreur :

$$Err(h_{\theta}(x), y) = \begin{cases} -\log[1 - h_{\theta}(x)], & \text{si } y=0 \\ -\log[h_{\theta}(x)], & \text{si } y=1 \end{cases}$$

Analyse de l'erreur :

- si $y = 1$ et notre fonction $h_{\theta}(x) = 1$, alors l'erreur vaut 0 et augmente si $h_{\theta}(x)$ décroît.
- si $y = 0$ et notre fonction $h_{\theta}(x) = 0$, alors l'erreur vaut 0 et augmente si $h_{\theta}(x)$ croît.

On peut facilement le remarquer sur les figures suivantes :

Notre fonction cout peut prendre la forme compacte suivante :

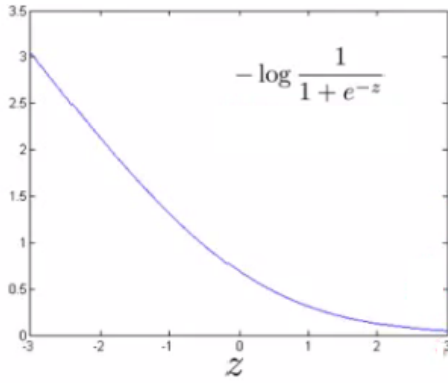
$$Err(h_{\theta}(x), y) = -y \log[h_{\theta}(x)] - (1 - y) \log[1 - h_{\theta}(x)]$$

Et Donc notre Fonction cout pour les θ sera :

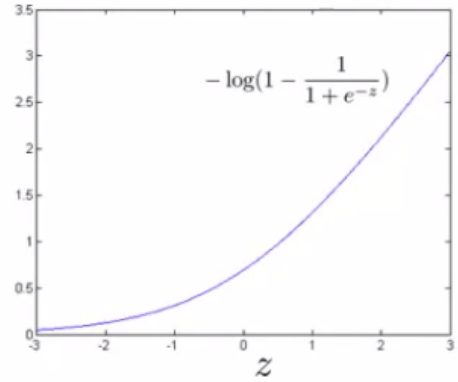
$$J(\theta) = \frac{1}{2m} [\sum_{i=1}^m -y^{(i)} \log[h_{\theta}(x^{(i)})] - (1 - y^{(i)}) \log[1 - h_{\theta}(x^{(i)})]]$$

$$\text{Avec } h_{\theta}(x) = \frac{1}{1 + e^{-\theta^T x}}$$

Pour le minimiser, on recourt aux mêmes techniques que pour la régression linéaire et c'est le même algorithme de la descente du gradient qu'on utilise dans ce cas aussi.



(a) cas ou $Y = 1$



(b) $Y = 0$

FIGURE 1.6 – Erreur pour la régression logistique

Régulation : Phénomène de sur-apprentissage

Nous venons de passer en revue quelques modèles pour effectuer la régression linéaire ainsi que la classification avec la régression logistique. Jetons un coup d'œil aux 3 images de la 'FIGURE 7

A la première figure (a) : avons la régression linéaire comme hypothèse mais on remarque que cela n'est pas un bon modèle de prédiction car dans ce cas l'erreur est trop grande. on parle de *sous-apprentissage* ou *Underfitting*. A la deuxième figure notre hypothèse c'est un polynôme du second degré le modèle convient bien à notre ensemble d'apprentissage et dans ce cas l'erreur est moins élevée. Par contre sur la troisième cas l'hypothèse c'est un polynôme du quatrième degré qui convient parfaitement à notre ensemble d'apprentissage et l'erreur est nulle, mais c'est modèle n'est pas bon car il convient parfaitement sur notre ensemble d'apprentissage et n'est pas adaptable aux nouvelles données, elle n'est pas une solution générale. Dans ce cas on parle de *Sur-Apprentissage* ou *Overfitting*.

On remarque ce même phénomène avec la régression logistique.

Solutions aux problèmes de sur apprentissage

Signalons qu'une des cause de ce phénomène c'est le fait d'avoir peut des données avec plusieurs attributs.

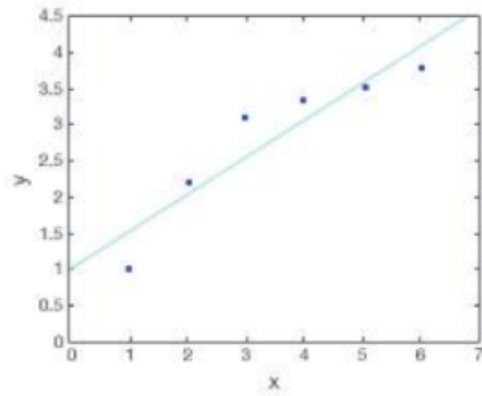
Dans ce cas la première de solution consisterait à réduire le nombre des attribues, choisir celle qu'on doit retenir et laisser les autres, mais cette approche possède un inconvénient car on risquerait de perdre l'information apportée par ces attributs et cela pénaliserait notre modèle.

La seconde solution est celle qu'on appelle la *La régularisation* elle consiste à garde tous les attribues mais réduire l'ampleur des paramètres θ dans le calcul de l'erreur. On remarque que cette technique fonctionne très bien lorsqu'on dispose de plusieurs attribues qui contribue à la prédiction de la valeur y . Ainsi notre fonction de cout pour le calcul de l'erreur de la régression linéaire sera :

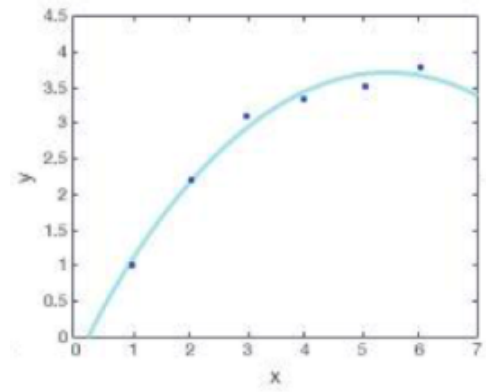
$$J(\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_n) = \frac{1}{2m} [\sum_{i=1}^m [h_{\theta}(x^{(i)}) - y^{(i)}]^2 + \lambda \sum_{j=1}^n \theta_j^2]$$

Et Pour la régression logistique elle sera :

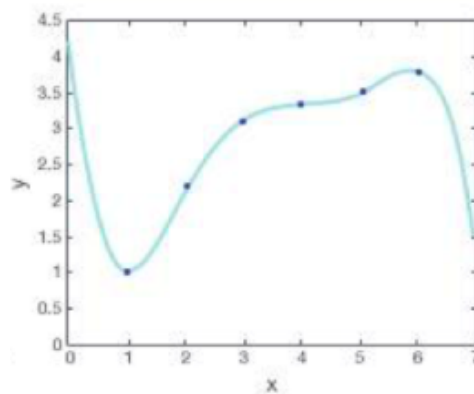
$$J(\theta) = \frac{1}{2m} [\sum_{i=1}^m -y^{(i)} \log[h_{\theta}(x^{(i)})] - (1 - y^{(i)}) \log[1 - h_{\theta}(x^{(i)})] + \lambda \sum_{j=1}^n \theta_j^2]$$



(a) $h_{\theta}(x) = \theta_0 + \theta_1 x$



(b) $h_{\theta}(x) = \theta_0 + \theta_1 x + \theta_2 x^2$



(c) $h_{\theta}(x) = \theta_0 + \theta_1 x + \theta_2 x^2 + \theta_3 x^3 + \theta_4 x^4$

FIGURE 1.7 – a : Sous-apprentissage et c : Sur-apprentissage avec la régression linéaire

Avec λ le facteur de régularisation. C'est cette nouvelle fonction cout qu'on utilise pour l'algorithme de la descente du gradient régularisé.

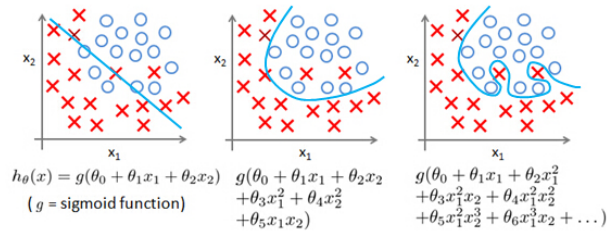


FIGURE 1.8 – Overfitting et Underfitting avec la régression logistique

1.2.3 Le Réseaux des Neurones

Pourquoi avons nous besoins du réseau des neurones ? Supposons que nous avons un problème complexe de classification, la première approche serait d'utiliser la classification logistique avec un polynôme de plusieurs termes :

- cela conviendrait pour problème avec 1, ou 2 attribut.
- supposons maintenant que nous avons des tuples avec plus de 1000 attributs ,

Ex : On veut prédire la chance d'une maison d'être vendu dans 6 mois : - Plusieurs facteurs entrent en jeu ,à peut près plus de 100 , on aura un polynôme avec les termes suivants $(x_1^2, x_1x_2, x_1x_3, x_1x_4, \dots, x_1x_{100})$, on aura a peut près 5000 termes et ce nombre augmentera énormément si on choisi de considérer les 3 ème degré. La régression logistique n'est pas vraiment approprié pour des problèmes de classification des données avec plusieurs attributs .

Par exemple dans le cas de la vision artificielle ou n peut aller de 2500 à 50000000 attributs. On remarque bien qu'une simple régression logistique n'est pas approprié pour ce cas.

Les Neurones et le cerveau[12]

Une des motivations qui ont poussé les scientifique à créer le réseaux des neurones c'est celui de répliquer le fonctionnement du cerveau humain . En effet le cerveaux humain dispose d'une capacité énorme d'apprentissage il s'apprend lui même comment apprendre et peut apprendre de n'importe quelle source des données,il contient environ 100 milliards de neurones. Voici à quoi ressemble à quoi ressemble un neurone dans le cerveau :

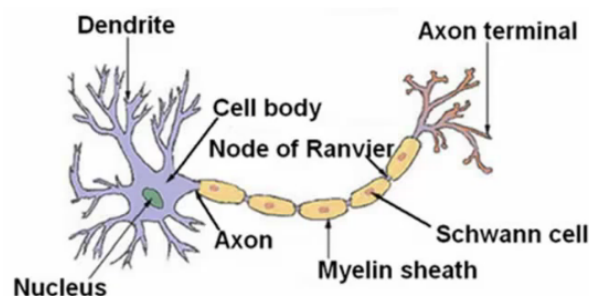


FIGURE 1.9 – Un Neurone Naturel

Les neurones reçoivent les signaux (impulsions électriques) par des extensions très ramifiées de leur corps cellulaire (les dendrites) et envoient l'information par de longs prolongements (les axones). Les impulsions électriques sont régénérées pendant le parcours le long de l'axone. La durée de chaque impulsion est de l'ordre d'1 ms et son amplitude d'environ 100 mvolts. Les contacts entre deux neurones, de l'axone à une dendrite, se font par l'intermédiaire des synapses. Lorsqu'un potentiel d'action atteint la terminaison d'un axone, des neuromédiateurs sont libérés et se lient à des récepteurs post-synaptiques présents sur les dendrites. L'effet peut être excitateur ou inhibiteur. Chaque neurone intègre en permanence jusqu'à un millier de signaux synaptiques. Ces signaux n'opèrent pas de manière linéaire (effet de seuil).

Représentation d'un Neurone Artificiel

On pourrait définir un neurone ou perceptrons comme étant une unité de traitement qui reçoit des données en entrée sous forme vectorielle et produit une sortie réelle , cette sortie

est fonction des entrées et des poids de connexions.

Il se caractérise par :

- les signaux en entrée x_1, x_2, \dots, x_n ,
- il est toujours préférable d'ajouter le biais x_0 qui est égale à 1.,
- les coefficients synaptiques ou poids des connexions $\theta_{i0}, \theta_{i1}, \dots, \theta_{in}$,
- Une Fonction d'activation $h_\theta(x)$,
- l'état interne d'activation $a = h_\theta(x)$

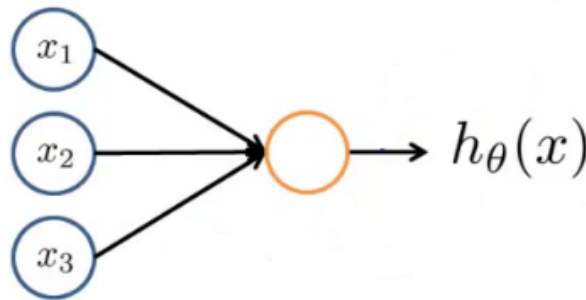


FIGURE 1.10 – un Perceptron ou Unité de traitement

D'une façon plus générale un réseau des neurones est un ensemble de plusieurs neurones liés entre eux pour effectuer un calcul se compose :

- D'une couche d'entrée ou activation layer
- D'une couche de sortie ou output layer
- D'une ou plusieurs couches intermédiaires ou hidden layers .

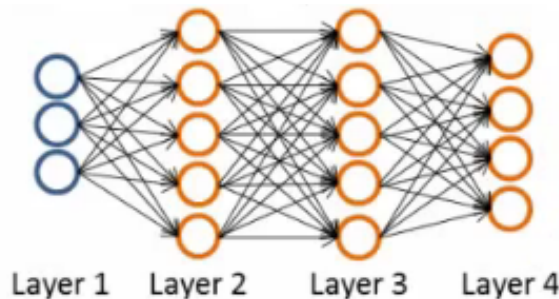


FIGURE 1.11 – un réseau des neurones complets avec 2 hidden layers

Chaque couche dispose des perceptrons ou unités d'activation.

On note :

- a_i^j : l'unité d'activation i de la couche j
- θ^l : matrice des poids de connexions contrôlant le passage de la couche l à couche l+1.

La matrice θ^l est constituée des termes θ_{ij} avec :

- i l'indice de l'unité de la couche de destination
- j l'indice de l'unité de la couche d'origine .

Donc θ_{12} représente le poids de passage de l'unité 2 de la couche d'origine a l'unité 1 de la couche de destination.

Regardons encore une fois l'image suivante :

Nous avons :

$$a_1^{(2)} = g(\theta_{10}^{(1)} x_0 + \theta_{11}^{(1)} x_1 + \theta_{12}^{(1)} x_2 + \theta_{13}^{(1)} x_3)$$

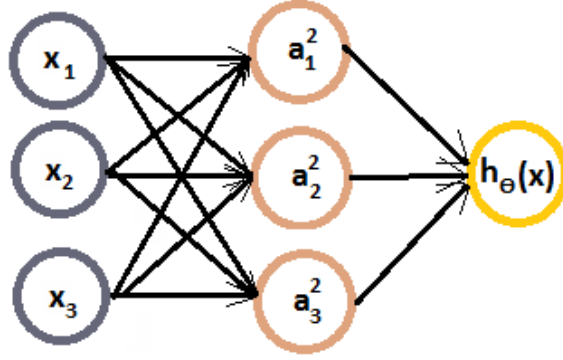


FIGURE 1.12 – Réseaux des neurones avec des unités d'activation

$$\begin{aligned}
 a_2^{(2)} &= g(\theta_{20}^{(1)} x_0 + \theta_{21}^{(1)} x_1 + \theta_{22}^{(1)} x_2 + \theta_{23}^{(1)} x_3) \\
 a_3^{(2)} &= g(\theta_{30}^{(1)} x_0 + \theta_{31}^{(1)} x_1 + \theta_{32}^{(1)} x_2 + \theta_{33}^{(1)} x_3) \\
 h_\theta(x) &= a_1^{(3)} = g(\theta_{10}^{(2)} a_0^{(2)} + \theta_{11}^{(2)} a_1^{(2)} + \theta_{12}^{(2)} a_2^{(2)} + \theta_{13}^{(2)} a_3^{(2)})
 \end{aligned}$$

Chaque unité d'activation de la couche $l+1$ est obtenue en appliquant la fonction g (une sigmoïde) à la combinaison linéaire des unités de la couche précédente avec les éléments de la matrice θ^l .

Apprentissage par Réseau des neurones

Le réseau des neurones est un des plus puissant algorithme d'apprentissage, il cherche à trouver les paramètres du modèle d'apprentissage uniquement à partir de l'ensemble d'apprentissage.

Voici notre configuration :

- Notre ensemble d'apprentissage est : $(x^1, y^1), (x^2, y^2), (x^3, y^3), \dots, (x^n, y^n)$
- L nombre des couche de notre réseau. Pour notre cas $L=4$
- s_l nombre des unités dans la couche l

Donc en se référant à la FIGURE 11 On remarque que :

- $L= 4$
- $s_1 = 3$
- $s_2 = 5$
- $s_3 = 5$
- $s_4 = 4$

Avec le réseaux des neurones on peut faire aussi bien des classification binaires que des classifications avec plusieurs classe.

Pour la classification binaire la couche de sortie ne comprend qu'une seule unité $k = 1$ avec k le nombre des unités de la couche de sortie.

Pour une classification multi-classe k prend des valeurs supérieures à 3, la sortie $y \in R^K$ Pour 3 classes $y^1 = [1, 0, 0]$, $y^2 = [0, 1, 0]$, $y^3 = [0, 0, 1]$;

Fonction Cout

Rappelons que pour la régression logistique la fonction cout régularisée est la suivante :

$$J(\theta) = \frac{1}{2m} [\sum_{i=1}^m -y^{(i)} \log[h_\theta(x^{(i)})] - (1 - y^{(i)}) \log[1 - h_\theta(x^{(i)})] + \lambda \sum_{j=1}^n \theta_j^2]$$

Pour le réseau des neurones la fonction cout n'est que la généralisation de celui de la régression logistique mais au lieu d'une sortie nous avons K sorties .

$h_\theta(x) \in R^k$ et $(h_\theta(x))_k = k^{eme}$ sortie

$$J(\theta) = \frac{1}{2m} [\sum_{i=1}^m \sum_{k=1}^K -y_k^{(i)} \log[(h_\theta(x^{(i)}))_k] - (1-y_k^{(i)}) \log[1-(h_\theta(x^{(i)}))_k] + \lambda \sum_{l=1}^{L-1} \sum_{i=1}^{s_l} \sum_{j=1}^{s_{l+1}} (\theta_{ji}^{(l)})^2]$$

Une fois la fonction cout connu le reste du travail consiste à entrainer notre réseau , donc de trouver :

- la valeur des unités d'activation a^l pour chaque couche
- Ainsi que celles de $\theta_{ji}^{(l)}$ qui minimisent la fonction cout .

Calcul des Valeurs des unités d'activation *Forward propagation*

Cette technique est celle qui permet de calculer les valeur des unités d'activation du réseau des neurones en partant de la couche d'entrée et propagé ces valeurs jusqu'à la couche de sortie d'où le nom de *Forward propagation*.

Nous avons déjà établie que :

- $a_1^{(2)} = g(\theta_{10}^{(1)}x_0 + \theta_{11}^{(1)}x_1 + \theta_{12}^{(1)}x_2 + \theta_{13}^{(1)}x_3)$
- $a_2^{(2)} = g(\theta_{20}^{(1)}x_0 + \theta_{21}^{(1)}x_1 + \theta_{22}^{(1)}x_2 + \theta_{23}^{(1)}x_3)$
- $a_3^{(2)} = g(\theta_{30}^{(1)}x_0 + \theta_{31}^{(1)}x_1 + \theta_{32}^{(1)}x_2 + \theta_{33}^{(1)}x_3)$

on définit :

$z_1^{(2)} = \theta_{10}^{(1)}x_0 + \theta_{11}^{(1)}x_1 + \theta_{12}^{(1)}x_2 + \theta_{13}^{(1)}x_3$ et cela veut dire que :

$$a_1^{(2)} = g(z_1^{(2)})$$

On peut ainsi définir les termes $z_2^{(2)}$,et $z_3^{(2)}$ qui sont les unités d'activation de la couche 2.

En utilisant les matrices nous pouvons écrire :

$$z^{(2)} = \begin{bmatrix} z_1^{(2)} \\ z_2^{(2)} \\ z_3^{(2)} \end{bmatrix} \text{ pour la 2ème couche et l'entrée peut être noté } x = \begin{bmatrix} 1 \\ x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{bmatrix}$$

Ainsi $z^{(2)} = \theta^{(1)}x$ et $a^{(2)} = g(z^{(2)})$

Pour la troisième couche écrit : $z^{(3)} = \theta^{(2)}a^{(2)}$ et $a^{(3)} = g(z^{(3)})$ et ainsi de suite jusqu'à la couche de sortie .

D'une façon générale on écrit : $z^{(l)} = \theta^{(l-1)}a^{(l-1)}$ et $a^{(l)} = g(z^{(l)})$ pour toutes les couches du réseau .

Minimisation de la fonction de cout : *back propagation*

Pour minimiser la fonction cout on doit calculer ses dérivées partielle par rapport aux éléments $\theta_{ji}^{(l)}$ ce qui n'est pas une tache facile . Le but est de trouver les $\theta_{ji}^{(l)}$ qui minimisent la fonction cout. On veut calculer $\frac{\partial}{\partial \theta_{ji}^{(l)}} J(\theta)$

Pour calculer les dérivées partielles on utilise la technique qu'on appelle *back propagation* ou *rétro-propagation du gradient* ,c'est une méthode qui permet de calculer le gradient de l'erreur pour chaque neurone d'un réseau de neurones, de la dernière couche vers la première.

Notons δ_j^l : l'erreur à l'unité j de la couche l.

- Pour la 4eme couche cette erreur n'est que la différence entre la valeur exacte et la valeur calculé par notre réseau des neurones.

$$\text{D'ou : } \delta_j^4 = a_j^4 - y_j$$

Pour calculer l'erreur de la couche l on utilise la couche suivante l+1 d'ou le non de

r tro-propagation du gradient Ainsi l'algorithme d'entrainement de notre algorithme sera le suivant : ??

Algorithm 2 Algorithme de la r tro-propagation du gradient

Require: $(x^1, y^1), (x^2, y^2), \dots, (x^n, y^m)$
for $i = 1, 2, \dots, s_{l+1}, j = 1, 2, \dots, s_l; l = 1, 2, \dots, L$ **do**
 $\theta_{ij}^{(l)} \leftarrow 0$ ▷ initialisation des valeurs des θ pour chaque couche   Zero
for all tuple dans l'ensemble d'apprentissage **do**
 $a^1 \leftarrow x^i$ ▷ initialisation de la premiere couche avec les valeurs de l'entr e
repeat
for $L = 2, 3, \dots, L$ **do** ▷ Forward Propagation
 $z^{(l)} \leftarrow \theta^{(l-1)} a^{l-1}$
 $a^{(l)} \leftarrow g(z^{(l)})$
 $\delta^L \leftarrow a^{(L)} - y^{(i)}$ ▷ pour la derni re couche
for $L = L-1, \dots, 2, 1$ **do** ▷ Backward Propagation
 $\delta^l \leftarrow (\theta^{(l)})^T \delta^{l+1} \cdot (a^{(l)} \cdot (1 - a^{(l)}))$
 $\frac{\partial J(\theta)}{\partial \theta^{(l)}} \leftarrow \delta^{l+1} \cdot (a^{(l)})^T$
 $\theta^{(l)} \leftarrow \theta^{(l)} + \frac{\partial J(\theta)}{\partial \theta^{(l)}}$ ▷ Descente d gradient
until $J(\theta)$ converge vers 0
if $j \neq 0$ **then**
 $D^l \leftarrow \frac{1}{2m} \theta^{(l)} + \lambda \theta^{(l)}$ ▷ Regularisation
else
 $D^l \leftarrow \frac{1}{2m} \theta^{(l)}$ ▷ Au cas ou il n'ya pas de regularisation

1.2.4 Support Vector Machine - SVM [13]

Support Vector Machine est un classifieur discriminant qui est défini par un hyperplan, étant donné un ensemble d'apprentissage l'algorithme de SVM permet de trouver un hyperplan qui va catégoriser les éléments de l'ensemble et d'autres nouveaux éléments en maximisant la marge entre les éléments de l'ensemble d'apprentissage à la manière de la frontière de décision pour la régression logistique. On peut dire que SVM est une amélioration de la régression logistique.

Données Séparables linéairement

Si nous considérons le même problème de classification binaire que celui de la régression logistique sauf que les labels de nos classes ici sont 1 et -1 au lieu de 0 et 1 donc ici $y \in \{-1, 1\}$, on constate que nous avons un large éventail de choix pour notre frontière de décision comme on peut le voir à la figure ci-dessous : Nous remarquons que toutes ces

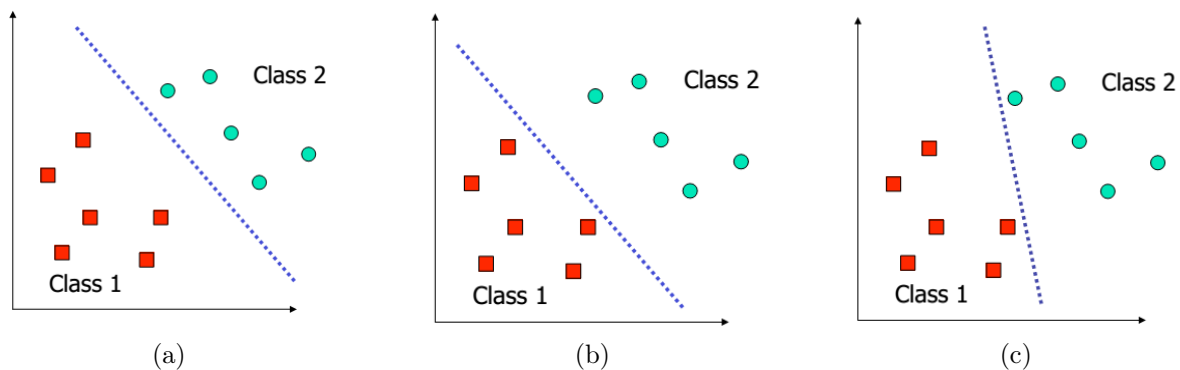


FIGURE 1.13 – Différentes frontières de décision possibles

frontières des décisions conviennent pour notre ensemble d'apprentissage.

Mais comment alors choisir la bonne ?? celle qui est optimale ?

Remarquons que pour mieux généraliser les données la meilleure frontière de décision est celle qui doit être la plus éloignée que possible de nos données. Le but de SVM revient à trouver cette hyperplan qui constituera notre frontière de décision.

Représentation de l'hypothèse Rappelons que pour la régression logistique notre hypothèse s'écrivait de la manière suivante :

$$h_{\theta}(x) = g(\theta^T x)$$

Avec $g(z)$ étant défini comme la fonction sigmoïde.

On a aussi fait remarquer qu'on utilise l'équation de la frontière de décision qui est $(\theta^T x)$ pour effectuer la classification, et de là on déduit que les données de la classe positive vérifient l'équation $\theta^T x > 1$ et les autres $\theta^T x < -1$.

Ainsi la limite de la classe positive est l'hyperplan d'équation $\theta^T x = 1$ et celle des négatifs est $\theta^T x = -1$ si on tient compte de b comme distance avec l'origine ces droites s'écriront $\theta^T x + b = 1$ et $\theta^T x + b = -1$.

Ainsi le but de SVM serait de trouver l'hyperplan qui maximise la marge ou la distance entre ces 2 hyperplans, et d'après la géométrie analytique cette distance se calcule de la manière suivante $d = \frac{2}{\|\theta\|}$ Notre problème se formulera de la manière suivante :

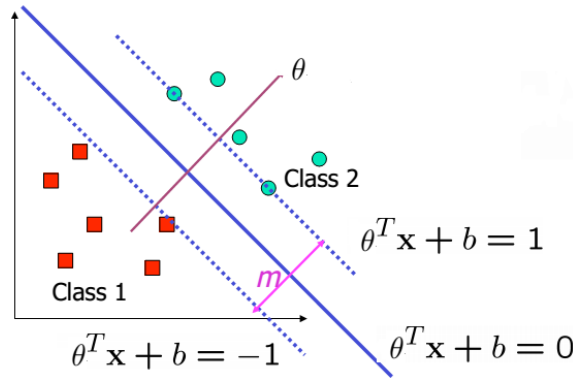


FIGURE 1.14 – Problème de SVM en 2 dimensions

$$\begin{cases} \max \frac{2}{\|\theta\|}, \\ \text{Avec } \theta^T x + b > 1, \quad \text{si } y=1 \\ \text{et } \theta^T x + b < -1, \quad \text{si } y=-1 \end{cases}$$

Or maximiser $\frac{2}{\|\theta\|}$ revient simplement à minimiser $\frac{1}{2}\theta$ et nos 2 conditions peuvent se combiner en une seule qui est $y_i(\theta^T x_i + b) \geq 1 \quad \forall i$
Ainsi le problème à résoudre devient le suivant :

$$\begin{cases} \min \frac{1}{2}\|\theta\|^2, \\ y_i(\theta^T x_i + b) \geq 1, \quad \forall i \end{cases}$$

Ceci n'est rien d'autre qu'un problème d'optimisation sous contrainte, pour le résoudre on utilise la méthode de Lagrange .

Elle consiste à chercher le lagrangien de notre problème et égaliser son gradient à zéro.
le lagrangien est donné par :

$$L = \frac{1}{2}\theta^T \theta + \sum_{i=1}^m \alpha_i (1 - y_i(\theta^T x_i + b)) , \text{ car } \|\theta\|^2 = \theta^T \theta$$

et $\nabla L = 0$

Ce qui nous donne :

$$\frac{\partial L}{\partial \theta} = \theta - \sum_{i=1}^m \alpha_i y_i x_i = 0 \text{ ce qui donne } \theta = \sum_{i=1}^m \alpha_i y_i x_i$$

$$\frac{\partial L}{\partial b} = 0 \text{ nous donne } \sum_{i=1}^m \alpha_i y_i = 0$$

En mettant ces 2 expressions des L on obtient :

$$L = \frac{-1}{2} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m \alpha_i \alpha_j y_i y_j X_i^T \cdot X_j + \sum_{i=1}^m \alpha_i$$

,qui n'est qu'une fonction de α_i

Il est connu sous le nom d'un problème de dualité car si on connaît α_i on connaît θ L doit être maximiser maintenant , ainsi notre problème de dualité s'écrit :

$$\begin{cases} \max \sum_{i=1}^m \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m \alpha_i \alpha_j y_i y_j X_i^T \cdot X_j, \\ \text{Avec } \sum_{i=1}^m \alpha_i y_i = 0, \\ \text{et } \alpha_i \geq 0 \end{cases}$$

Avant de s'attaquer à la résolution de ce problème remarquons quelques éléments intéressants qu'il présente :

- la grande partie des valeurs de α_i sont nulles et aux valeurs non nulles correspondent des x_i qu'on appelle support Vector.
- Pour prédire la classe d'un nouveaux élément z nous avons qu'à vérifier s'il se place au dessus

ou en dessous de notre frontière de décision qui est donnée par $\theta^T z + b = \sum_{i=1}^m \alpha_i y_i (X_i^T \cdot Z)$.
- Mais aussi il présente l'avantage que l'algorithme comprend le produit scalaire des tuples d'entrées, cet avantage sera utilisé lorsqu'on va traiter des frontières de décisions non linéairement séparable.

Données non Séparables linéairement : Notion de Kernel [14]

Dans la plupart des cas surtout dans la pratique les données ne peuvent pas toujours être classer avec une droite ou un hyperplan comme on peut le voir à la FIGURE15 :

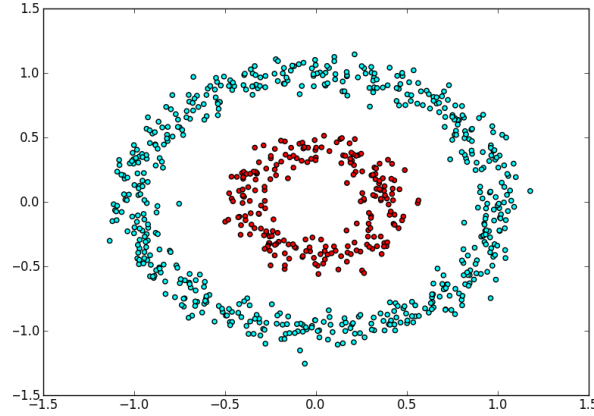


FIGURE 1.15 – Données non séparable linéairement

Une propriété stipule que les données qui ne sont pas linéairement séparable dans un espace de dimension n le seront dans un espace de dimension m avec $m \geq n$ [8]. il suffit juste de faire un mapping des tuples x_i dans R^n vers R^m en utilisant une fonction $\phi(x)$. Voyons un exemple à la FIGURE16

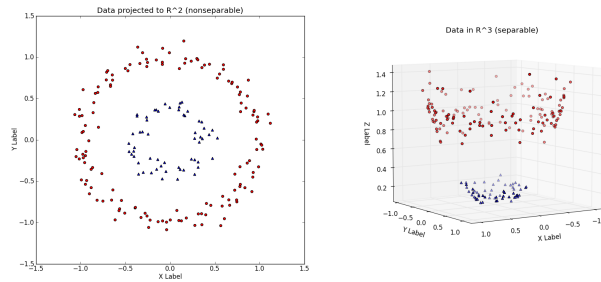


FIGURE 1.16 – Données non séparable linéairement dans R^2 mais qui le devient dans R^3 avec $\phi(x_1, x_2) = (x_1, x_2, x_1^2 + x_2^2)$

Définition : Kernel Un Kernel est une fonction qui permet de calculer le produit scalaire du mapping d'un tuple dans un espace de dimension supérieur que celui dans lequel il est définie. on a :

$$K(x, z) = \phi^T(x) \cdot \phi(z)$$

Mais on n'est pas obligé de connaître $\phi(x)$ pour calculer $K(x, z)$ il existe des Kernel bien définie qui permettent de calculer le produit scalaire sans pour autant connaître ϕ et ainsi

faciliter les calcul .

En voici quelque uns les plus utilisé :

- Le Kernel Polynomiale de degré d : $K(x, z) = (x^T z + 1)^d$
- Le Kernel Gaussien : $K(x, z) = \exp(-\frac{\|x-z\|^2}{2\sigma^2})$
- Le Kernel sigmoïde : $K(x, z) = \tanh(kx^T y + \theta)$

Ainsi dans notre problème d'optimisation on peut juste remplacer le produit scalaire de x_i et x_j et ensuite palier aux problème des frontières de décisions non séparable linéairement.

On choisie un Kernel en fonction des caractéristiques de l'ensemble d'apprentissage .

Le problème sera :

$$\begin{cases} \max \sum_{i=1}^m \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m \alpha_i \alpha_j y_i y_j \phi^T(x) \cdot \phi(y), \\ \text{Avec } \sum_{i=1}^m \alpha_i y_i = 0, \\ \text{et } \alpha_i \geq 0 \end{cases}$$

Et en introduisant le Kernel on a :

$$\begin{cases} \max \sum_{i=1}^m \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m \alpha_i \alpha_j y_i y_j K(x, y), \\ \text{Avec } \sum_{i=1}^m \alpha_i y_i = 0, \\ \text{et } \alpha_i \geq 0 \end{cases}$$

Et ainsi notre frontière de décision sera : $\theta^T z + b = \sum_{i=1}^m \alpha_i y_i K(x, y) + b$.

Pour résoudre ce problème on utilise la méthode de SMO ou Sequential Minimal Optimization qui est la technique la plus utilisée pour la résolution de ces genres des problèmes , il est implémenté dans la plupart des package d'apprentissage automatique .

1.2.5 Arbres des Decisions [15] [16]

Définitions

Une arbre de décision est un ensemble des règles de classification et de régression basant leurs décisions sur des tests associés aux attributs, organisées de manière arborescente.

C'est une représentation d'une procédure d'apprentissage.

Voici quelques termes ou notions liées aux arbres de décisions :

Noeud Principale ou Root Node : c'est l'attribut qui se situe au premier niveau et sur base de celui-ci s'effectue notre prédiction.

Splitting ou segmentation : c'est un processus consistant à diviser un nœud en 2 ou plusieurs sous nœuds sur base d'un test sur un attribut.

Nœud Interne ou Nœud de décision : c'est un nœud étiqueté par un test qui peut être appliqué à toute description d'un individu de la population.

Une feuille : c'est le nœud où on ne peut plus diviser ou segmenter l'arbre, il est étiqueté par une classe.

Construction de l'arbre et Algorithme

Mesure de la pureté des feuilles Pour Construire les nœuds de l'arbre, les choix des « questions les plus discriminantes » peuvent se faire selon plusieurs critères : l'algorithme CART utilise l'indice de Gini, l'algorithme C4.5 utilise l'entropie, l'algorithme Chi-square Automatic Interaction Detector (CHAID) utilise le test de khi carré, et plusieurs autres algorithmes. Dans cette partie nous ne parlerons que de deux premiers. Ces deux outils mathématiques visent à évaluer la « pureté » de chaque feuille : lorsque l'on se situe à un nœud donné de l'arbre, le but est de créer deux feuilles qui soient plus homogènes que le nœud qui les précède. Il faut donc disposer d'un moyen de mesurer cette homogénéité, ou « pureté ». Grâce à cela, à chaque nœud, le split est construit de manière à maximiser le gain d'information apporté par une question donnée sur la connaissance de la variable réponse.

Entropie

L'entropie est une fonction mathématique créée par Claude Shannon en 1948, pour des questions initialement liées à la théorie du signal.

En Machine Learning c'est la mesure du désordre ou de l'inégalité de répartition pour le choix d'un test à une position de l'arbre.

Notons par E notre ensemble d'apprentissage divisé en classes $\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_k$ - L'entropie de la distribution des classes = quantité moyenne d'information nécessaire pour identifier la classe d'un exemple de E .

$$H(E) = - \sum_{j=1}^k P(\omega_k) \log_2(\omega_k)$$

où $P(\omega_k)$ est la probabilité a priori de la classe ω_k

- Soit un test T (portant sur une variable X) ayant m alternatives possibles qui divisent E en sous-ensembles E_j , caractérisé par une entropie $H(E_j)$.
- L'entropie de la partition résultante, c'est-à-dire l'entropie conditionnelle de E étant donné T , est définie comme l'entropie moyenne des sous-ensembles :

$$H(E|T) = \sum_{j=1}^j P(E_j) H(E_j)$$

- Le gain d'information apporté par le test Test donc :

$$Gain(E, T) = H(E) - H(E|T)$$

L'algorithme de l'arbre de décision se base sur ces propriétés.

L'indice de Gini

L'indice (ou coefficient) de Gini est une mesure, comprise entre 0 et 1, de la dispersion d'une distribution. Il est très souvent utilisé en économie ou en sociologie afin de mesurer les inégalités sociales au sein d'un pays. Dans ce contexte, plus le coefficient est proche de 1 et plus la société est inégalitaire. il se calcule de la manière suivante :

$$Gini = \sum_{i \neq j} p(\omega_i)p(\omega_j)$$

Avec $p(\omega_i)$ la probabilité de la classe ω_i .

De la même façon que l'entropie on calcul le gain d'information avec l'indice de gini.

Algorithme

Algorithm 3 Pseudo code de l'arbre de décision

Require: Training set E

Initialiser l'arbre courant 'a l'arbre vide ; la racine est le nœud courant

while On n'as pas encore obtenu l'arbre **do**

 Décider si le nœud courant est terminale

if le nœud est terminal **then**

 lui affecter une classe

else

 Sélectionner un test et créer autant de nouveaux nœuds fils qu'il y a de réponses possibles au test

 Passer au nœud suivant non exploré s'il en existe

En général, on décide qu'un nœud est terminal lorsque tous les exemples associés à ce nœud, ou du moins la plupart d'entre eux sont dans la même classe, ou encore, s'il n'y a plus d'attributs non utilisés dans la branche correspondante.

En général, on attribue au nœud la classe majoritaire (éventuellement calculée à l'aide d'une fonction de coût lorsque les erreurs de prédiction ne sont pas équivalentes). Lorsque plusieurs classes sont en concurrence, on peut choisir la classe la plus représentée dans l'ensemble de l'échantillon, ou en choisir une au hasard.

Élagage de l'arbre ou *Prunning*

L'objectif de cette étape est de supprimer les parties de l'arbre qui ne semblent pas performantes pour prédire la classe de nouveaux cas et les remplacées par un nœud terminal (associé à la classe majoritaire).

Le processus est remplacées par un nœud terminal (associé à la classe majoritaire).

il existe différentes façons d'estimer le taux d'erreur entre autre :

- sur base de nouveaux exemples disponibles ;
- via une validation croisée ;
- sur base d'une estimation statistique, ex : borne supérieure d'un intervalle de confiance construit sur un modèle binomial .

Avantages et inconvénients des arbres de décisions

Avantages - Interprétabilité : chaque élément du modèle est facile à comprendre et à analyser pour un humain, et peut donner de l'information sur les données. Ceci est surtout vrai pour les petits arbres. À cause de l'instabilité des arbres (par exemple si on varie le choix des variables ou des données), il faut utiliser des techniques spécialisées pour déterminer quelles variables sont réellement importantes. On peut faire correspondre un arbre de décision à un ensemble de règles SI-ALORS (en introduisant des nouvelles classes correspondant aux noeuds cachés de l'arbre).

- Flexibilité : peut être utilisé sur des données de n'importe quel type (dont évidemment les variables continues et discrètes) pour lesquelles un ensemble fini (pas trop grand) de questions possibles pour la partition peut être défini (en principe cela peut être appliqué à n'importe quel type de structures de données).

Inconvénients Un des inconvénients principaux des méthodes d'apprentissage par arbres de décision est leur instabilité. Sur des données réelles, il s'en faut souvent de peu qu'un attribut soit choisi plutôt qu'un autre et le choix d'un attribut-test, surtout s'il est près de la racine, influence grandement le reste de la construction. La conséquence de cette instabilité est que les algorithmes d'apprentissage par arbres de décision ont une variance importante, qui nuit à la qualité de l'apprentissage. Des méthodes comme le Bagging(pour Bootstrap Aggregating) ou les Random Forests(qui consiste à utiliser plusieurs arbres et utiliser le vote classe faite par chaque arbre pour classer une instance) [17] permettent dans une certaine mesure de remédier à ce problème.

1.3 Méthodologie de mise en place du processus de data mining[3]

. Au début des années 90, l'intérêt croissant pour le data mining a mis en lumière l'absence d'une méthodologie pour la mise en place d'un processus de découverte de connaissances, applicable quelle que soit l'industrie visée ou l'outil utilisé. De ce besoin est née l'initiative CRISP-DM. A partir du processus de découverte de connaissances utilisé dans les premiers

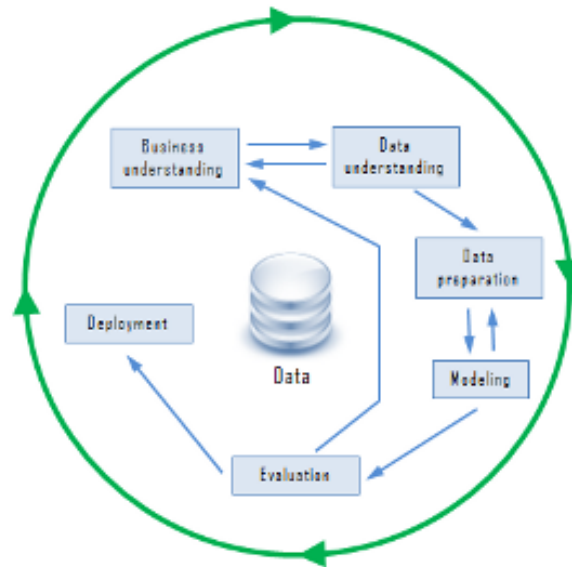


FIGURE 1.17 – Data mining process model

projets de data mining ,CRISP-DM a défini et validé une méthodologie potentiellement applicable dans tous les secteurs de l'industrie. Elle permet de rendre les projets de data mining à grande échelle plus rapides, moins coûteux, plus fiables et surtout améliorer leur gestion. Cette méthodologie ne vise pas que les grands projets car même les petits projets de découverte de connaissances peuvent tirer profit de son utilisation. Essentiellement, cette méthodologie fournit un aperçu du cycle de vie d'un projet de data mining. Elle identifie clairement les principales phases de ce processus au travers de tâches et des relations entre ces tâches. Même si le modèle ne le spécifie pas explicitement, il y a des relations possibles entre toutes les tâches en fonction des objectifs d'analyse et des données qui sont analysées. Les six phases importantes du processus sont :

1. *La compréhension du problème métier* : concerne la définition du problème d'analyse sur la base des objectifs métiers qui en sont à l'origine.
2. *La compréhension des données* : cette phase vise à déterminer précisément les données à analyser et à identifier la qualité des données .
3. *La préparation des données* : couvre les activités liées à la construction de l'ensemble précis des données à analyser à partir des données brutes. Ceci inclue le nettoyage des données, la sélection d'attributs, le choix des observations, etc.
4. *La modélisation* : est la phase consistant dans le paramétrage et le test de différentes techniques de data mining sur les données choisies, dans l'objectif d'optimisation du modèle ou des connaissances obtenues par ces techniques.

5. *L'évaluation* : vise à vérifier le modèle ou les connaissances obtenues afin de s'assurer qu'ils répondent aux objectifs formulés au début du processus. Elle contribue aussi à la décision de déploiement du modèle ou, au contraire, de la nécessité que ce dernier soit reconstruit ou amélioré.
6. *Le déploiement* : est l'étape finale du processus de découverte de connaissances. Son objectif est de mettre la connaissance obtenue par la modélisation dans une forme adaptée et l'intégrer au processus de prise de décision. Le déploiement peut aller, selon les objectifs, de la simple génération d'un rapport décrivant les connaissances obtenue jusqu'à la mise en place d'une application spécifique permettant l'utilisation du modèle obtenu pour la prédiction des valeurs inconnues d'un paramètre d'intérêt.

Chapitre 2

Analyse du domaine de l'orientation [18] [19] [20] [21] [22]

2.1 Généralités sur l'orientation des étudiants

Union Nationale des Associations Familiales (UNAF) considère l'orientation comme un véritable parcours, qui comporte des étapes certes, mais qui doit s'inscrire dans la durée. Cette inscription dans la durée nécessite que des passerelles multiplient entre les différentes filières afin de permettre les réorientations, même en cours d'année. Ces passerelles devraient par ailleurs permettre aux jeunes d'aller aussi loin qu'ils le désirent dans leurs études, quel que soit leur choix initial. Ainsi l'orientation pourra être dédramatisée et aucune formation choisie ne sera une « voie sans issue ». Ce serait aussi un moyen de lutter contre la déscolarisation qui provient souvent d'un choix d'orientation qui ne convient pas et qui pousse les jeunes à arrêter complètement leur scolarité au lieu de se réorienter

En effet, le terme “orientation” recouvre deux activités que la langue anglaise distingue : le processus qui répartit les élèves dans différentes voies de formation, filières et options (“students distribution”) ; l'aide aux individus dans le choix de leur avenir scolaire et professionnel (“vocational guidance”, “school and career counseling”).

Face à la crise, le diplôme protège du chômage et favorise l'accès à la formation continue. Le rapport « Formations et emplois » de l'Insee (2013), fait preuve qu'environ 800 000 élèves sont inscrits en troisième et 700 000 sont candidats au bac. Il s'avère important de savoir si chacun trouvera-t-il la place qui lui convient pour la suite ? Ce n'est pas si facile, car la plupart des filières imposent une sélection à l'entrée, en fonction du nombre de places disponibles

La difficulté face à un choix d'orientation, légitime à l'adolescence, peut être handicapante par la suite, d'où la nécessité d'une réelle éducation au choix, à l'orientation qui prennent en compte les trois volets : connaissance de soi, connaissance des métiers et de l'environnement professionnel, connaissance des formations. Cependant, au final, faute d'avoir trouvé sa voie ou acquis le niveau nécessaire, un nombre important d'élèves quitte chaque année le système éducatif sans avoir obtenu de qualification.

A ce propos, le rapport haut conseil d'éducation(2008) stipule que chaque année 120 000 jeunes quittent le système de formation initiale sans diplôme (surtout dans la voie profes-

sionnelle). A l'université, le décrochage concerne 80 000 jeunes par an (1/4 de l'ensemble des sortants de l'université d'une année). Les services qui s'occupent de l'orientation sont éparpillés, il existe un accès inégal à ces services, les ressources humaines et matérielles limitées influent sur la qualité des services offerts. Pourtant, l'objectif des universités vise à offrir une bonne démarche d'orientation aux étudiants. Elles ont comme défi d'élaborer pour chaque étudiant une démarche d'orientation stimulante, cohérente, réaliste et adaptée à sa dynamique personnelle, d'établir une véritable culture d'orientation en impliquant, d'une part, tout le personnel de l'université, les amis et la famille de l'élève ainsi que les partenaires de la communauté et, d'autre part, en unissant les forces du réseau d'intervenants qui soutiennent les étudiants sur le plan personnel et professionnel pour faciliter leur insertion dans notre société.

L'orientation au collège et au lycée est déterminée par les notes qui répartissent les élèves de manière hiérarchisée, et non sur les appétences et potentialités personnelles. (Au collège plus de 4 élèves sur 10 estiment donc que leur orientation est subie plus que choisie), elle peine à encourager les jeunes issus des milieux les moins favorisés, elle est trop irréversible c'est-à-dire absence de passerelles et de réorientation entre voie professionnelle et voie technologique et générale mais aussi elle est conditionnée par l'offre de formation de proximité et cette offre de formation est mal répartie sur le territoire. On constate également la mobilité des élèves qui est faible, d'où l'offre de formation ne s'adapte que lentement aux nécessités économiques ce qui conduisent les jeunes à s'engager parfois dans des filières sans perspective.

Ainsi, actuellement en République Démocratique du Congo (RDC), aucune structure d'orientation scolaire et professionnelle n'existe et le pouvoir public n'y pense même pas. Avec la prolifération des Instituts Supérieurs et des Universités publics ou privés, créées anarchiquement par le pouvoir public depuis des décennies, les élèves finalistes de l'enseignement secondaire s'orientent en considérant, en fin de compte, l'implantation géographique de ces établissements. Le système de prime qui a été instauré depuis les années 1992 complique encore davantage le système d'orientation des élèves. Les enfants issus des catégories sociales défavorisées embrassent, pour la plupart, les études dans les institutions publiques qui coûtent moins cher comparativement aux institutions privées. De ce fait, beaucoup d'élèves effectuent le choix des études aléatoirement sans tenir compte des aptitudes intellectuelles ou des aspirations professionnelles futures. Les jeunes sont donc abandonnés à leur triste sort. Cette situation étant considérée comme étant normale, personne n'en fait nullement allusion.

2.2 Présentation du service de l'orientation des étudiants

Qui intervient dans le processus d'orientation ?

L'élève en quête d'orientation n'est pas laissé à lui-même. Outre sa famille, il peut requérir l'aide de ses parents, de ses enseignants, du directeur d'établissement et des conseillers.

1. *les parents :*

Parmi les acteurs de l'orientation, les parents sont bien entendu les premiers concernés.

Si le rôle des parents est irremplaçable, c'est avant tout parce qu'ils sont probablement seuls capable d'aimer l'enfant de manière inconditionnelle, indépendamment de ses résultats scolaires et autres performances. Ils sont les seuls à continuer à croire en l'enfant, lorsque les autres désespèrent. Et l'une des fonctions parentales est justement de construire l'estime de soi de leur enfant. Ils interviennent pour trois objectifs qui sont : - améliorer l'orientation afin qu'elle soit choisie plutôt que subie - renforcer les relations école-famille - prévenir le décrochage scolaire Les jeunes confrontés aux choix d'orientation ont besoin d'une écoute attentive de la part de leurs parents. Les parents ne sont pas forcément aux faits des filières de formation et ne connaissent pas tous les métiers mais ils peuvent être au jour le jour un soutien pour leur enfant qui s'interroge.

2. *Les enseignants*

Dont l'action même d'enseigner est partie prenante de l'orientation et qui doivent aussi y exercer une mission précise. Quoiqu'il en soit, en matière d'orientation, les enseignants exercent une influence déterminante par la seule mise œuvre de leurs démarches pédagogiques. Ils disposent, par les outils et les méthodes qu'ils utilisent ainsi que par leur comportement, des moyens d'agir sur certains éléments constitutifs de la maturation des choix de l'élève, particulièrement sur l'image qu'il se forge de lui. Les enseignants aident l'élève à prendre conscience de ses potentialités et guide ses choix d'orientation.

3. *Le chef d'établissement*

Le chef d'établissement joue aussi un rôle fondamental dans la préparation de ses élèves à l'orientation. Il est responsable du dispositif d'orientation mis en place dans son établissement. C'est sous sa responsabilité que le programme d'information et d'orientation s'élabore et s'applique. Il est le garant du respect des réglementations en vigueur, mais au-delà il imprime selon ses convictions son expérience et les caractéristiques des populations dont il a la charge, le mouvement qui induit généralement à une véritable politique de l'information et de l'orientation. Il a un rôle particulièrement important dans la mise en œuvre des procédures d'orientations, dans le déroulement du dialogue avec les parents et dans le suivi des décisions.

4. *Le conseiller d'orientation*

Les tâches du conseiller d'orientation dans une école s'avèrent multiples et difficiles à accomplir par lui seul car c'est un travail qui requiert la collaboration de différents acteurs comme nous l'avons signalé ci-dessus. L'une de ses missions consiste à fournir les informations. Le processus de cette action d'information est de : - Mettre l'élève en état de réceptivité ; - Proposer des informations en rapport avec les intérêts connus ; - Adapter le message au niveau de l'élève et pour cela, il faut donner des propositions supplémentaires et faire des synthèses nécessaires avec la participation de l'élève. Le but à atteindre est de mettre l'élève en état de réaliser une self-orientation. De plus, le conseiller a le devoir de fournir aux parents des informations nécessaires pour qu'ils puissent assurer leurs responsabilités vis-à-vis de leurs enfants.

2.3 Etude des procédures d'orientation

L'orientation et les formations proposées aux élèves tiennent compte de leurs aspirations, de leurs aptitudes et des perspectives professionnelles liées aux besoins prévisibles de la

société, de l'économie et de l'aménagement du territoire.

Dans ce cadre, les élèves ou les étudiants élaborent leur projet d'orientation scolaire et professionnelle avec l'aide des parents, des enseignants, des personnels d'orientation et des autres professionnels compétents, etc. Le chef d'établissement, décideur final, en l'état actuel du système, c'est lui qui prend la décision finale d'orientation, sur proposition des membres du conseil de classe.

- **Un conseil personnalisé :** ,

Cette méthode s'appuie sur l'échange et le dialogue et permet de déceler des potentiels sans intervenir de manière directive dans les réponses et les choix du candidat. À l'aide de tests validés par des psychologues d'une part, et d'entretiens non directifs d'autre part, le conseiller définit des profils de métiers et d'études en adéquation avec les motivations, les aptitudes et la capacité de travail. Il tient compte des débouchés réels offerts par le marché du travail. Cette méthode permet de s'adapter et de respecter la personnalité de chacun en construisant ensemble un projet d'orientation.

- **Le bilan d'orientation :** ,

Destiné à tous les élèves à partir de la 3^{ème}, ainsi qu'aux étudiants en recherche de réorientation, ce bilan permet de prendre les bonnes décisions d'orientation, en toute connaissance de cause. Le bilan d'orientation se déroule en 3 phases : Phase 1 : Exploration Ce premier rendez-vous permet de recueillir vos motivations et vos aspirations et d'évaluer vos aptitudes, etc. Cette phase s'appuie sur : des entretiens non directifs l'évaluation des aptitudes de l'étudiant ; et un test concernant ses motivations, sa personnalité, ses centres d'intérêt ...

Phase 2 : Analyse et Synthèse Le conseiller effectue une synthèse des résultats obtenus à l'aide d'un logiciel développé au Canada et utilisé depuis plus de 30 ans, etc. Ce logiciel a reçu le label Reconnu d'Intérêt Pédagogique (RIP) du ministère de l'Éducation Nationale, il est remis à jour chaque année. Il bâtit ensuite un projet d'orientation cohérent.

Phase 3 : Restitution des résultats Lors du deuxième rendez-vous, le conseiller propose à l'étudiant une sélection de métiers et de formations. Un rapport écrit contenant des fiches métiers (descriptif, niveau de formation à atteindre, perspectives d'emploi ...) et des informations sur les formations à suivre vous est remis.

2.4 Etudes des documents utilisées

- Dossiers scolaires et psychologiques

Les données de toute étude pédagogique et psychologique en orientation sont contenues dans le dossier scolaire et le dossier psychologique établis pour chaque élève à un moment de sa scolarité, puis complétés au cours de ses études à l'aide des informations scolaires, familiales, psychologiques, qui permettront au conseiller psychologue de suivre son évolution et de donner un conseil d'orientation au moment du choix scolaire ou professionnel. Son but est de :

- Connaitre l'élève au cours de son évolution ;
- Etudier les facteurs de réussite ou d'échec qui sont apparus au cours de cette évolution ;

- En rechercher les causes et trouver les remèdes s'il le faut Son contenu est constitué par les données quantitatives et qualitatives.
 1. Les données quantitatives : sont des résultats obtenus :
 - * D'une part aux examens écrits ou oraux.
 - * D'autre part aux tests d'aptitudes et de connaissances.
 2. Les données qualitatives :

sont recueillies par les tests de personnalité et les entretiens. Elles sont complétées par les comptes rendus des conseils de classe, de délibérations. . . .
- Analyse du dossier psychologique

Afin d'obtenir la vue la plus objective possible de l'enfant, les différents éléments des dossiers sont analysés de façon à permettre des confrontations et de recoupements

 1. les données physiologiques :

vision, audition, motricité, fatigabilité, déficience, etc. sont obtenues grâce à l'étude :

 - De la fiche médicale,
 - Des questionnaires (élèves-parents-enseignants),
 - Des examens psychologiques.
 2. les données mentales :

efficience, mémoire (formes), intelligence (niveau, attitudes, facteurs spécifiques...), aptitudes particulières (scientifiques, littéraires, artistiques. . .) sont apportées par :

 - La fiche scolaire,
 - Les questionnaires (élèves-parents),
 - L'examen psychologique.
 3. les données scolaires (niveau d'acquisition scolaire. . .) sont fournies par :
 - La fiche scolaire ou bulletin,
 - Les tests de connaissances scolaires.
 4. les données caractérielles :

activité ou passivité, sens de l'effort, émotivité, affectivité, attitude devant le travail, attitude à la maison, à l'école, attitude devant la réussite, devant l'échec, attitude envers les parents, enseignants, élèves. . . sont apportées par :

 - Les questionnaires,
 - Les entretiens,
 - Les épreuves psychologiques particulières (les tests projectifs).

Notons également que quand le dialogue entre l'équipe éducative et la famille n'a pas permis d'aboutir à une décision commune, les parents peuvent engager une procédure d'appel regroupant la commission d'appel. Cette dernière est présidée par le directeur des services académiques, ayant l'objectif de réexaminer la décision d'orientation en fonction des notes de l'élève, de ses capacités, de ses difficultés, de ses projets. Son point de vue

est extérieur. Ainsi, les membres de la commission (chefs d'établissement, professeurs, conseillers d'orientation...) ne sont pas directement impliqués dans l'histoire scolaire de l'élève.

2.5 L'orientation à l' Université Libre des Pays des Grands Lacs (ULPGL) /GOMA [23]

Abordant la question de l'orientation à l'université libre des pays des grands lacs, l'orientation est assurée par l'apparitorat central et la direction de scolarité.

Dès son arrivé à l'université, on présente au candidat un papier sur lequel toutes les facultés sont mentionnées ainsi que les orientations, mais en plus les exigences pour chaque faculté. A part cela, l'étudiant doit écrire une lettre manuscrite, et doit compléter une fiche de demande d'inscription, et déposer son dossier contenant : son diplôme d'Etat ou son équivalent, une attestation de naissance, une attestation de bonne vie et mœurs, une attestation de célibat, une attestation de nationalité, une attestation de résidence (pour les étrangers) et un certificat d'aptitude physique. Après avoir fournis tous ces éléments, la direction de scolarité va siéger et analyser le dossier du candidat avant de le soumettre à un examen écrit. Un examen est organisé pour les étudiants ayant obtenu moins de soixante pourcent. Ce concours est organisé en deux moments. Le premier concours se déroule au mois de septembre et le deuxième concours avant la rentrée académique pour permettre à ceux qui ont raté le premier examen de se rattraper et être éligible. Les résultats obtenus à ce concours sont affichés à la valve et la commission chargé des inscriptions, dirigé par le secrétaire général académique décide si le récipiendaire est retenu, rejette ou réorienté dans une autre faculté compte tenu de ses résultats obtenus.

Concernant l'orientation proprement dite, la direction de scolarité explique aux étudiants comment fonctionne chaque faculté de l'université, les exigences, les débouchés sur le milieu professionnel et chaque étudiant choisi sa faculté compte tenu de ses choix, ses goûts, ses aspirations, ses motivations, ses objectifs et sa vision sans pour autant le contraindre. Cependant la contrainte intervient au cas où, l'étudiant a choisi une faculté qui ne correspond pas à sa capacité intellectuelle, mais en plus si l'étudiant échoue ou produit un résultat moins satisfaisant à la fin d'une année académique, la direction de scolarité décide de le mettre en observation, après les examens du premier semestre ils peuvent décider de le réorienter dans une autre faculté où il peut s'en sortir mieux. Si cette orientation ne produit pas des résultats satisfaisants la commission décide du refus, ou du renvoi de l'étudiant de l'université car il est INapte A Poursuivre les études Supérieures (INAPS) ou il a épuisé toutes les possibilités qui lui ont été offertes.

Chapitre 3

Présentation et Exploitation des Données Obtenues

Dans ce chapitre nous exploiterons les données mise en notre disposition par les autorités de l'ULPGL. Celles-ci sont issues du système d'information UAT et pour des raisons de confidentialité nous n'avons pas eu accès a toute la base des données nous avons juste fais une requête des donnes dont nous avons besoin pour notre étude et l'administrateur a exécuté une requete vers sa base des données et nous a fourni les données dont nous avons besoin pour l'étude sous forme d'un fichier Commat Separted Values (CSV). Comme souligné dans le chapitre premier ce chapitre se basera sur la méthodologie CRISP-DM elle sera subdivisé en différentes sections :

- L'exploration
- la préparation des données [24]

3.1 Introduction

Les spécialités affirment que 70-80 % du temps consacré à un projet DataMining est alloué à la phase de l'exploration et la préparation des données [25] , il n' ya pas des raccourcis pour cette phase et si on l'a pas bien effectué nous risquons de nous retrouver entrain d'améliorer l'exactitude de notre algorithme mais en vain nous serons toujours obligées de retourner à cette phase et toutes ces techniques de l'exploration des données pourrons nous venir en aide .

Les Étapes de la phase d'exploration et la préparation des donnes sont mentionnées sur la figure suivante :

En bref l'exploration des données consiste à se plonger dans le passée pour prédire l'avenir .Souvenons nous que la qualité de notre entré détermine la qualité de notre sortie, ces phases nous permettent d'améliorer la qualité de notre entré en vue d'avoir une bonne sortie. Voici les étapes de cette phases :

- Identification des variables
- Statistique Descriptive
- Analyse Bi-varié

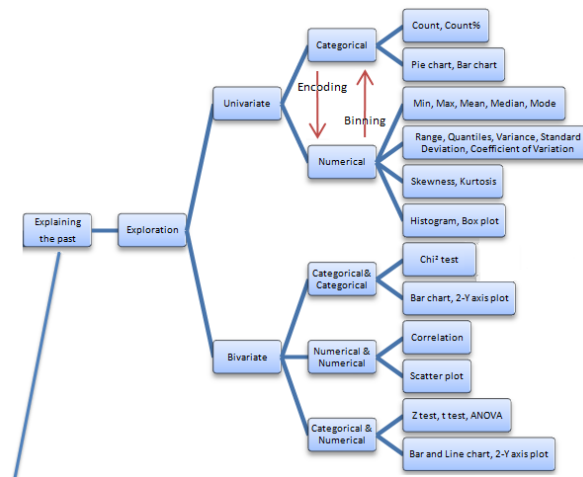


FIGURE 3.1 – Étapes de la phase d’exploration des données

- Traitement des valeurs manquantes
- Traitement des déviations ou valeurs aberrantes (*Outliers*)
- Transformation des variables
- Création des nouvelles variables

Comme nous l’avons souligné dans le chapitre 1 ce processus est un processus itératif et incrémental nous exécuterons cette phase 2 à 5 fois ou plus en vue d’avoir un bon modèle.

3.2 Identification des Données et des Variables

Comme souligné dans la phase d’introduction les données mises à notre disposition sont sous format CSV et nous utiliserons la librairie pandas de python pour faire l’analyse, nous utiliserons aussi d’autres librairies qui nous permettront de faire les statistiques ainsi que les visualisations : Nous remarquons que les données sont stockées dans une structure de type matricielle appelée DataFrame. [26] Un DataFrame selon la documentation officielle de pandas est une structure des données bidimensionnelle avec des colonnes des données de différents types. Il peut être comparé à une feuille de calcul Excel ou une table dans Structural Query Language (SQL). Notre ensemble d’apprentissage de départ est une matrice de 9606 lignes et 22 colonnes.

Chaque ligne comprend les informations d’un étudiant pour une année académique et voici la description de nos colonnes.

1. IDENTIFICATION : contient une identification unique et anonyme d’un étudiant les noms et les matricules réels des étudiants ont été cachés pour des raisons de confidentialités
2. BIRTHDAY : contient la date de naissance de chaque étudiant
3. NAME : contient le sexe de chaque étudiant
4. DIPLOMTYPE : le type de diplôme
5. DIPLOMMENTION : mention de diplôme
6. DIPLOMPERCENTAGE : le pourcentage

tage au diplôme	14. ACADYEAR : l'année académique
7. DIPLOMSECTION : la section du diplôme	15. PERC1 : pourcentage en première session
8. DIPLOMOPTION : l'option	16. MENT1 : mention en première session
9. DIPLOMPLACE : l'endroit d'obtention du diplôme	17. PERC2 : pourcentage en seconde session
10. SCHOOL : l'école de provenance	18. MENT2 : mention en seconde session
11. SCHOOLPROVINCE : la province de provenance	19. FAC : la faculté de l'étudiant
12. SCHOOLCODE : code de l'école	20. OPT : l'option choisie par l'étudiant
13. SCHOOLSTATUS : le statuts de l'école (privée , publique , conventionné ,...)	21. PROM : la promotion de l'étudiant

Comme nous pouvons le constater les colonnes 1-13 regorgent les informations que chaque étudiant donné à son inscription , ils constituerons nos variables d'entres les restes seront utilisées pour constituer notre variable de sortie.

Nous l'avons aussi signales que chaque ligne comprend les information d'un étudiant pour une année académique . Pour mener bien notre analyse nous grouperons les information de chaque étudiant en une ligne nos données seront groupé selon les variables d'entrées ensuite les donnés de sorties seront groupes selon une fonction d'agrégation prédéfinie. Nous faisons premièrement faire une analyse uni-varié sur les données en entrées ! Soulignons que nous avons décidé de supprimer certaines colonnes n'ayant pas des informations importantes car contenant plus de 90 % des valeurs manquantes il s'agit entre autres des colonnes suivantes : 'DIPLOMDATE', 'DIPLOMMENTION', 'DIPLOMPLACE', 'SCHOOLCODE'.

Après suppression les colonnes en entrée deviennent les 10 premiers colonnes.

Pour une première approche nous grouperons notre ensemble en fonction des données en entré et ensuite écrire une fonction qui va grouper les donnes de sortie la fonction de qui regroupe les données en sortie ne fait que grouper les mention , et pourcentage pour une année académique d'un étudiant dans une liste.

Après groupement en fonction des matricules nous venons de remarquer que notre ensemble comprend 4715 lignes et 18 colonnes et c'est sera notre ensemble pour notre étude ,cet ensemble est subdivisé en variables d'entré et variables de sortie !

Voici un aperçu des nos données en entrée ainsi que les données en sorties au tableau la figure3.1

Nous venons de finir avec la présentation des nos données nous débutons avec la phase d'analyse promptement dite des donnés que nous avons en entré et ensuite nous effectuerons une analyse des données en sortie en enfin analyse les donnes des sortie combinées à celles des données en entrée

3.3 Préparation des Données

TABLE 3.1 – Bref aperçu de notre ensemble d'apprentissage

	SCHOOLSTATUS	SCHOOL_RIGHT	OPTION_RIGHT	SCHOOLPROVINCE	DIPLOMPERCENTAGE
45	protestant	zanner	commerciale et adm	NORD-KIVU	61,000000
215	publique	chemchem	pedagogie	MANIEMA	51,000000
343	catholique	kambali	bio-chimie	NORD-KIVU	62,000000
356	catholique	mwanga/ uvira	latin philo	SUD-KIVU	51,000000
429	protestant	maendeleo	inconnu	NORD-KIVU	56,876522
474	protestant	maendeleo	latin philo	NORD-KIVU	56,000000
644	publique	ngoma	math-physique	NORD-KIVU	68,000000
645	publique	ngoma	pedagogie	NORD-KIVU	59,000000

ID	ACADYEAR	PERC1	MENT1	PERC2	MENT2	FAC	PROM
0	45	[2013-2014]	[nan]	[AA]	[nan]	[nan]	FPSE [L2]
1	215	[2012-2013]	[nan]	[ADM]	[63.0999984741]	[S]	FD [L2]
2	343	[2015-2016]	[nan]	[AA]	[52.2000007629]	[A]	FSEG [G2]
3	356	[2015-2016]	[nan]	[ADSTM]	[59.9000015259]	[S]	FSEG [L2]
4	429	[2013-2014]	[nan]	[AA]	[nan]	[A]	FD [G1]
5	474	[2014-2015, 2015-2016]	[nan, 62.5]	[AA, S]	[nan, nan]	[nan, nan]	FD [G3, G3]
6	644	[2013-2014, 2014-2015]	[60.4000015259, 68.0]	[S, S]	[nan, nan]	[nan, nan]	FD [L1, L2]
7	645	[2014-2015, 2015-2016]	[nan, nan]	[AA, AA]	[61.4000015259, nan]	[S, NAF]	FD [L1, L2]

3.3.1 Données en entrée : *Inputs*

Cette phase consistera au traitement des valeurs manquantes et valeurs aberrantes mais aussi au nettoyage des données mal orthographiées lors de la saisie des données pour certaines attribues. Commençons par Expliquer les raisons de la présence des valeurs manquantes , ainsi que les données aberrantes et la manière de les traiter

Malgré la quantité croissante de données, les problématiques de données manquantes et des valeurs extrêmes restent très répandues dans les problèmes statistiques et nécessitent une approche particulière. Ignorer les données manquantes et les valeurs extrêmes peut entraîner, outre une perte de précision, de forts biais dans les modèles d'analyse et comme signaler dans l'introduction de ce chapitre peuvent augmenter l'erreur de prédiction.

Valeurs Manquantes

Cause et types des Données Manquantes [27] Les Données Manquantes (DM) ont de multiples causes. Il peut être impossible de contacter une personne sélectionnée pour faire partie d'une enquête (non-réponse totale) ou un répondant peut refuser de répondre à une ou plusieurs questions (non-réponse partielle). Une mauvaise saisie de l'information peut également générer des DM. Finalement, des DM peuvent aussi être causées par l'existence de données aberrantes qui doivent être supprimées avant d'effectuer des analyses. Selon la cause on classe les données manquantes selon différents types il existe plusieurs types de données manquantes, ils peuvent être introduits lors de :

1. l'extraction des données : il peut être possible qu'on ait des problèmes lors de l'extraction des données dans ce cas il est préférable de vérifier les données avec les donateurs c'est comme par exemple pour notre étude dans une première approche nous n'avons pas réussi les données des étudiants ayant passé en première session certaines fonctions peuvent aussi créer des données manquantes comme c'est le cas de notre fonction qui calcule les dates ' ces genres des données peuvent facilement être détectés.
2. la collecte des données ; c'est le cas le plus courant et il est plus facile de le détecter.

Dans ce cas la classification la plus couramment utilisée ayant été proposée par Little et Rubin [27] :

- Missing completely at random (MCAR) (complètement aléatoire)
- Missing at random" (MAR) (aléatoire)
- Missing not at random" (MNAR) (non aléatoire)

Les DM sont MCAR lorsque la probabilité de non réponse pour une variable ne dépend pas de celle-ci, mais uniquement de paramètres extérieurs, indépendants de cette variable. Cela veut dire qu'il n'est pas possible de définir un profil des individus ayant des DM et que la probabilité des DM est uniforme. De manière générale, ce type de DM est très rare.

Les DM sont dites MAR lorsque la probabilité de non-réponse peut dépendre des observations mais pas des DM, par exemple s'il existe une différence de non-réponse entre les hommes et les femmes concernant la question du revenu, mais que parmi les hommes entre eux ou parmi les femmes entre-elles, la probabilité d'avoir des non-réponses est identique quel que soit le niveau du revenu.

Finalement, les DM sont de type MNAR lorsque la probabilité de non-réponse est liée aux valeurs prises par la variable ayant des DM. comme par exemple pour notre cas les étudiant n'ayant pas passé tous leurs examens à une session n'ont pas des pourcentage à cette session et on pour mention AA assimilé aux ajournées .

Méthodes d'imputations Il existe 8 à 9 méthodes de traitement des données manquantes largement répandues à l'heure actuelle, y compris des méthodes connues pour être peu performantes mais cependant toujours utilisées.

1. Analyse des cas complets (CC)
2. Imputation par la moyenne (MEAN) : c'est la méthode que nous utiliserons par défaut
3. Imputation par la médiane (MED)
4. Imputation par régression simple (REG)
5. Imputation multiple par Markov Chain Monte-Carlo (MCMC)
6. Imputation par le plus proche voisin (KNN)
7. Imputation multiple par un algorithme basé sur le bootstrap, approchant des résultats de l'algorithme EM (EM)
8. Imputation multiple par "Predictive Mean Matching" (PMM)

Toutes ces techniques existe sont implémentées dans les librairies que nous utilisons. Dans ce travail selon le cas nous faisons une imputation par la moyenne ou par analyse des cas complets mais soulignons qu'il faut bien réfléchir avant d'utiliser une imputation par la moyenne car il a une mauvaise influence sur la variance

Valeurs aberrantes ou extrêmes ou outliers

Une valeur aberrante est une valeur qui diffère de façon significative de la tendance globale des autres observations quand on observe un ensemble de données ayant des caractéristiques communes. Par exemple dans l'analyse des pourcentage du diplôme à l'EXETAT nous avons trouvé des diplôme qui ne sont pas dans l'intervalle 0 à 50 % des étudiant avec des diplômes de 634% ou des diplômes de 0%

Voici quelque remarques à considérer pour les valeurs aberrantes :

1. Les valeurs aberrantes ne sont pas forcément erronées. Dans certains cas, la valeur aberrante doit être acceptée comme une indication intéressante. par exemple après analyse on trouve une étudiant âge de 60 ans !

TABLE 3.2 – Statistiques Des Données avec Valeurs manquantes et abberantes

	IDENTIFICATION	BIRTHDAY	DIPLOMPERCENTAGE
count	4038.000000	4038.000000	4038.000000
mean	8792.137692	26.072022	57.749876
std	2333.542658	3.957584	95.088746
min	215.000000	20.000000	0.000000
25perc	7310.250000	24.000000	52.000000
50perc	9181.500000	25.000000	55.000000
75perc	10540.750000	27.000000	60.000000
max	12360.000000	58.000000	6053.000000

2. Il ne faut pas adopter une attitude radicale de rejet, ou d'inclusion systématique des valeurs aberrantes. Le rejet systématique peut entraîner la perte d'informations réelles. Le rejet des valeurs aberrantes a des conséquences statistiques non négligeables car l'analyse est ensuite faite sur un échantillon censuré qui n'est plus aléatoire.

En fonction des circonstances, il existe des méthodes, dites robustes, qui prennent en compte toutes les données mais minimisent l'influence des valeurs aberrantes. L'apparition de valeurs aberrantes est due à diverses sources de natures différentes, d'où la complexité de l'examen des valeurs aberrantes.

Pour détecter les valeurs manquantes nous avons utilisé les techniques suivantes :

- a) Contrôle sur le domaine des valeurs : Exemple : Pour la variable « DIPLOMPERCENTAGE », une borne maximale (100 %) est connue et la valeur minimale est de 50 . Les valeurs supérieures à 100 et inférieures à 50 sont considérées comme aberrantes.
- b) Détection graphique : Pour détecter la présence de valeurs aberrantes On a utilisé :
 - Boxplot
 - diagramme de dispersion des observations classées en fonction de leur rang

Traitement des valeurs aberrantes :

1. Les valeurs aberrantes pouvant provenir d'erreurs de saisie, on les traite séparément en étudiant cas par cas. c'est cette technique que nous utiliserons pour certaines valeurs du pourcentage de diplôme.
2. On les rejette et on applique ensuite une des méthodes d'imputation (moyenne, médiane. . .) vues pour les valeurs manquantes.
3. On adopte des méthodes qui diminuent leur impact au cours des analyses statistiques : la médiane

Voici Un aperçu des nos colonnes avec données manquantes et données aberrantes ce tableau décrit.

Ce tableau décrit toutes les informations possibles sur les données continues et de prime à bord nous sommes à mesure de constater certaines incohérences sur les diplôme pourcentage qui ont un maximum de 6053 et un minimum de 0 qui est vraiment impossible

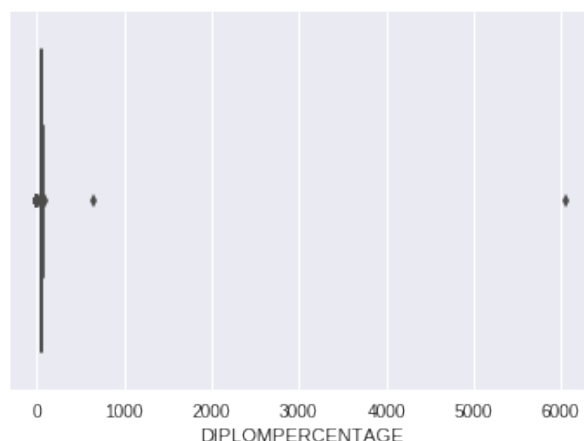


FIGURE 3.2 – Box Plot Attribue Diplôme Pourcentage

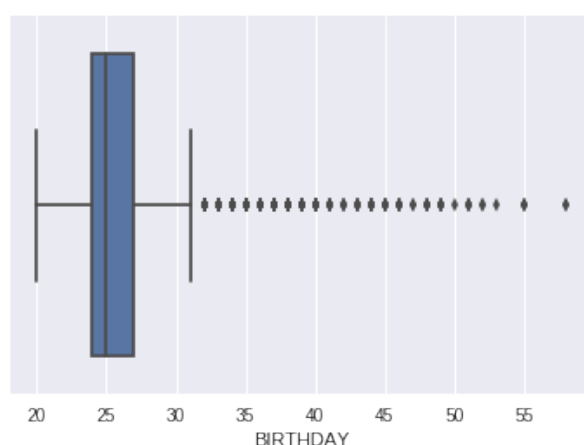


FIGURE 3.3 – Box Plot Attribue Age

car le diplôme en RDC doit être compris entre 50 et 100 %! Nous visualiserons ces incohérence de plus prêt avec des box-plots.

Au vu de ces courbes nous remarquons que l'attribue diplôme pourcentage dispose de beaucoup des déviations. Nous avons pu corriger au cas par cas en remplaçant les valeurs aberrantes par leurs valeurs exactes et d'autres par la moyenne comme il n'était pas nombreux

Données mal orthographiées

Dans notre première analyse nous avons remarqué que certaines attribues ont des valeurs très désorganisées et vraiment dispersé et ce qui a une mauvaise influence sur le calcul de l'entropie et ainsi sur les algorithmes du Machine Learning . Nous pouvons aisément constater que ce problèmes est du à des fautes d'orthographes commise lors de la phase de saisie des données et ainsi pour continues nous devons essayer de corriger ces erreurs et bien organisé les données .

Par exemple pour la variable diplôme section on a pu voir les valeurs suivantes : 'TECSC', 'Technique', 'TECHN IQUE', 'technique', 'TCH' qui sont saisie pour la même et unique section 'techniques' mais avec différentes erreurs d'orthographe.

Pour l'attribut SCHOOL nous avons obtenus les valeurs suivantes : 'matanoia', 'metanoia',

TABLE 3.3 – Sortie Pour Chaque Année Académique

	ID	YEAR	PERC1	MENT1	PERC2	MENT2	FAC	PROM	Echec	Pass1erS
0	45	2013-2014	NaN	AA	NaN	NaN	FPSE	L2	True	False
1	215	2012-2013	NaN	ADM	63,099998	S	FD	L2	False	False
2	343	2015-2016	NaN	AA	52,200001	A	FSEG	G2	True	False
3	356	2015-2016	NaN	ADSTM	59,900002	S	FSEG	L2	False	False
4	398	2012-2013	65,099998	S	NaN	NaN	FSDC	L2	False	True
5	429	2013-2014	NaN	AA	NaN	A	FD	G1	True	False
6	474	2014-2015	NaN	AA	NaN	NaN	FD	G3	True	False
7	474	2015-2016	62,500000	S	NaN	NaN	FD	G3	False	True

'metonoina', '%etanoia', 'meta' pour la seule école 'metanoia'. Nous avons aussi remarqué ces genres d'incohérence pour les autres attribues catégorielles. Après analyse nous avons pu détecter qu'il étaient du à des erreurs d'orthographe. Ces genres d'erreur de notation ont pour conséquence le fait qu'il font augmenter l'entropie de nos colonnes et ainsi pénalisent nos algorithmes surtout lorsqu'on travaille avec les arbres de décisions. Nous avons procédé à un nettoyage automatique qui a consisté en un groupement des valeurs proches en utilisant la distance de Leveinstein :[28] combinée au clustering par l'algorithme d'affinity propagation, et ainsi qu'un nettoyage manuel pour arranger les données à la fin de cette phase nous avons obtenus des données moyennement propres et bien nettoyer avec un entropie faible.

3.3.2 Données en sortie : *Outputs*

Dans cette partie nous préparerons notre ensemble de sortie en construisant nos variables de sortie, celles-ci seront constituées à l'aide des divers fonction qui nous aiderons à déterminer pour une année si sur base des résultat que nous avons si un étudiant est passé en première session, s'il a distingué ou bien s'il a échoué, nous déterminerons enfin le pourcentage obtenu.

Notons que nous nous sommes butés à 2 grands problème concernant les données obtenus et qui risquent de biaiser nos calculs ils constituent en fait le limites de ce travail

1. Nous n'avons pas pu obtenir le pourcentage final de certains étudiants ayant échouer ou abandonner leurs études avant la fin de l'année académique, ces étudiants qui après la seconde session sont AA (Assimilé aux Ajournées) n'ont pas de pourcentage final pour palier à ce problème nous avons remplacer cette valeur manquante par une valeur aléatoire choisie entre 40% et 50% ce qui représente l'échec!
2. Pour nous étudiant le nombre des années académiques pour lequel nous avons le résultat n'est pas le même pour certains étudiant nous avons des informations pour une année académique, d'autres pour 2, etc. Pour palier à ce problème nous avons utiliser des ration pour nous valeur de sortie qui consister à diviser le nombre sur le nombre des année académiques que l'étudiant a passée à la faculté.

: Voici sur la figure 3.3 à quoi ressemble notre ensemble d'apprentissage pour chaque année académique : Nous avons ensuite constituer notre ensemble d'apprentissage finale en groupant ces données pour chaque année académique et en évaluant la moyenne des pourcentage obtenu à la fin de chaque année académique et nous l'appellerons **CGPA** par

TABLE 3.4 – Sortie Chaque étudiant avec des Ratio

	ID	CGPA	DistinctionRatio	EchecRatio	NADYEAR	Pass1stSessionRatio
0	45	43,000000	0,	1,0	1,	0,0
1	215	63,099998	0,	0,0	1,	0,0
2	343	52,200001	0,	1,0	1,	0,0
3	356	59,900002	0,	0,0	1,	0,0
4	398	65,099998	0,	0,0	1,	1,0
5	429	41,000000	0,	1,0	1,	0,0
6	474	54,250000	0,	0,5	2,	0,5
7	526	65,000000	0,	0,0	1,	1,0

analogie avec le système anglophone, *elle constituera notre variable de sortie principale* nous l'accompagnerons de 3 autres variables entre autre :

- DistinctionRatio : Le nombre de fois que l'étudiant a distingué divisé par le nombre des années académique
- EchecRatio : Le nombre de fois que l'étudiant a échoué divisé par le nombre des années académique
- PassAstSessionRatio : Le nombre de fois que l'étudiant est passée en première session divisé par le nombre des années académique

Nos 3 derniers ratio sont des nombres variant qui peuvent prendre ses différents valeurs :

- 0 : signifie que l'étudiant a un ration de 0
- 1 : signifie ration : 1/1,2/2,3/3,4/4
- 0.25 : 1/4
- 0.3333 : 1/3
- 0.5 : 2/4 ou 1/2
- 0.66666 : 2/3
- 0.75 : 3/4

Nous allons appréhender ce problème en terme de classification donc nous allons affecter des lettre à ces ratio :

- 0 : G
- 1 : A
- 0.25 : F
- 0.333 : E
- 0.5 : D

- 0.666 :C
- 0.75 :B

qui correspondent aux classes respectifs ! Pour conclure cette analyse des données de sortie nous pouvons conclure que notre travail sera d'une part une tâche de régression mais aussi d'une classification à multiples classes.

3.4 Analyse des données

Cette phase comprend une analyse statistique bi-varié et uni-varié nous visualiserons les résultats à l'aide des graphiques . Dans cette partie nous utiliserons beaucoup plus la statistique descriptive et la statistique inférentielle Comme nous pouvons le remarquer notre ensemble d'apprentissage comprend à la fois des données numériques (continues) ainsi que des données discrètes catégories. voici comment nous procéderons

3.4.1 Analyse Uni-Varié

Dans cette partie nous effectuerons les statistiques descriptives pour chaque variable .

1. **Variable Numériques ou continues :** Pour les données continues nous essayerons de comprendre la tendance et la dispersion des nos variables .les métriques utilisées sont sur la figure suivante : En bref nous examinerons le moyenne , le mode ,

Central Tendency	Measure of Dispersion	Visualization Methods
Mean	Range	Histogram
Median	Quartile	Box Plot
Mode	IQR	
Min	Variance	
Max	Standard Deviation	
	Skewness and Kurtosis	

FIGURE 3.4 – Techniques d'exploration des données en entrée

l'écart-type et la variance , nous contererons aussi les variables nous effectuerons les visualisations avec des box-plot ! cette étape nous sera aussi utile dans le traitement des valeur manquantes et des valeurs aberrantes !

2. **Variable catégorielle ou quantitative :** Pour les données discrètes nous utiliserons les tables des fréquences pour comprendre la distribution de chaque catégorie nous pour aussi voir le pourcentage de chaque catégorie , les histogrammes et bar chart seront utilisées.

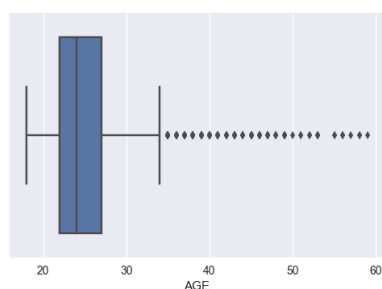
Commençons par l'analyse des attributs numériques age et pourcentage à l' EXamen d'ETAT (EXETAT)

L'AGE et Le Diplôme Pourcentage Voici un bref aperçu des statistiques descriptives de ses variables à la figure3.5

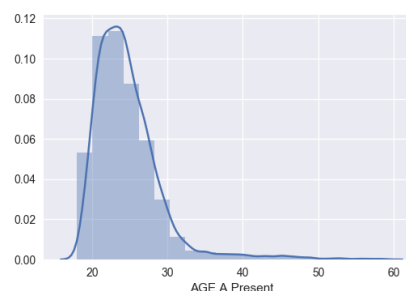
TABLE 3.5 – Statistiques Des Données

	DIPLOMPERCENTAGE	AGE
count	4715,000000	4715,000000
mean	56,878914	24,732768
std	5,756663	4,621602
min	50,000000	18,000000
25%	52,000000	22,000000
50%	56,000000	24,000000
75%	60,000000	27,000000
max	86,000000	59,000000

AGE Nous avons calculer l'age en se basant sur la date de naissance et la date d'aujourd'hui. signalons que cet attribue disposait des valeurs manquantes au début et on était imputer par la moyenne , comme nous pouvons le voir à la figure3.5 nos étudiant disposent en moyenne d'un age de 24 ans avec une variance de 4,5 le moins âgé a 18 ans et le plus âgé a 59 ans. On peut aisément que l'age suit une distribution normale .



(a) Box-Plo det l'age



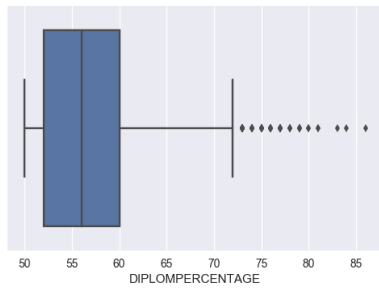
(b) distribution de l'age

FIGURE 3.5 – Graphiques de l'attribue age

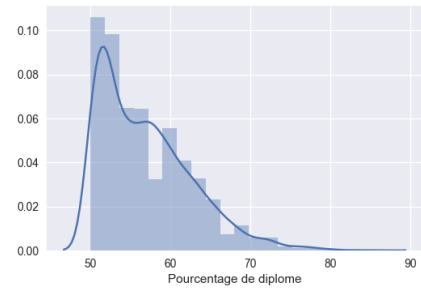
Pourcentage du diplôme Après nettoyage et contrairement à la figure3.2 on a constater qu'après nettoyage la moyenne est de 56,8 % avec un écart type de 5,7 le minimum de 50 % et un maximum de 86% . les graphiques représentent les informations sur l'age son à la figure3.6a et la figure??

Le Sexe des étudiants La la figure3.7 nous donne la répartition de sexes dans notre ensemble d'apprentissage on peut aisément constater qu'il n'est pas si déséquilibré que ça!, le genre est vraiment respecté avec 41% des nouveaux étudiant étant de sexe féminin.

le type d'école Dans la figure3.8 nous pouvons remarquer aisément que 29% des étudiants proviennent des écoles dites protestantes , 27% viennent des écoles catholiques , 11% des écoles privé , 15 des écoles publiques mais aussi il ya des étudiants venant des autodidactes , ceux provenant des écoles musulmanes et kibanguistes mais en proportion vraiment négligeable.



(a) Box-Plot du Pourcentage du diplôme



(b) distribution du Pourcentage

FIGURE 3.6 – Graphiques de l'attribue du Pourcentage à l'examen d'état

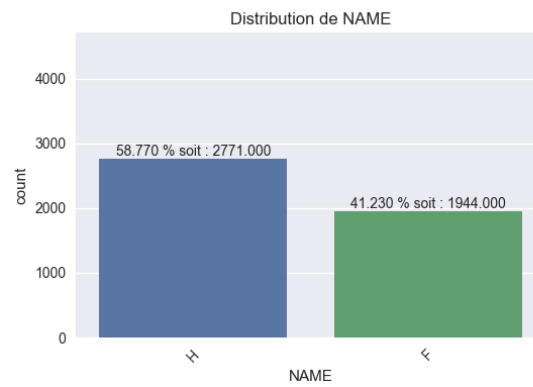


FIGURE 3.7 – Distribution du sexe des étudiants

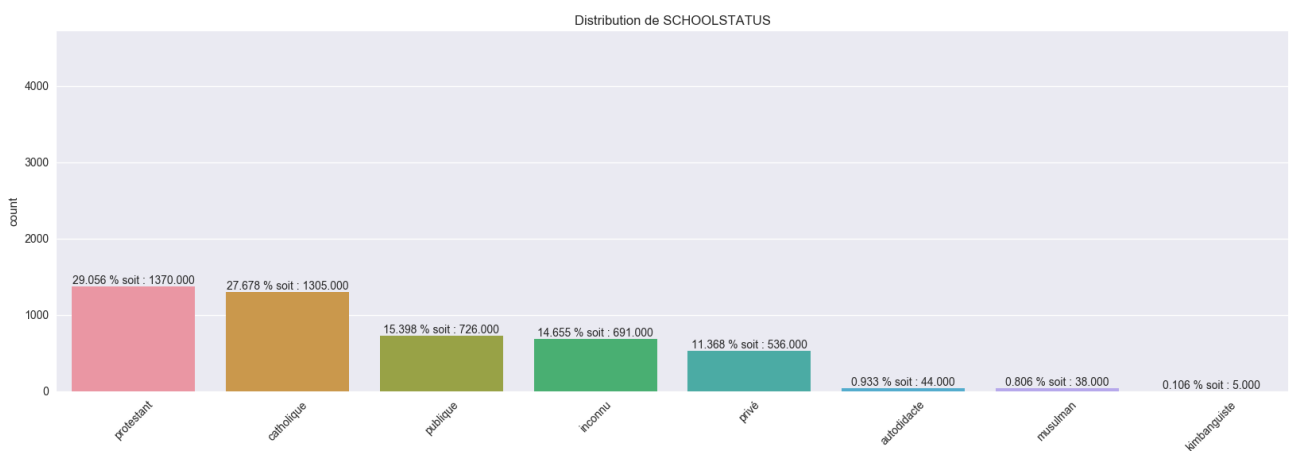


FIGURE 3.8 – Différente statut de l'école de provenance

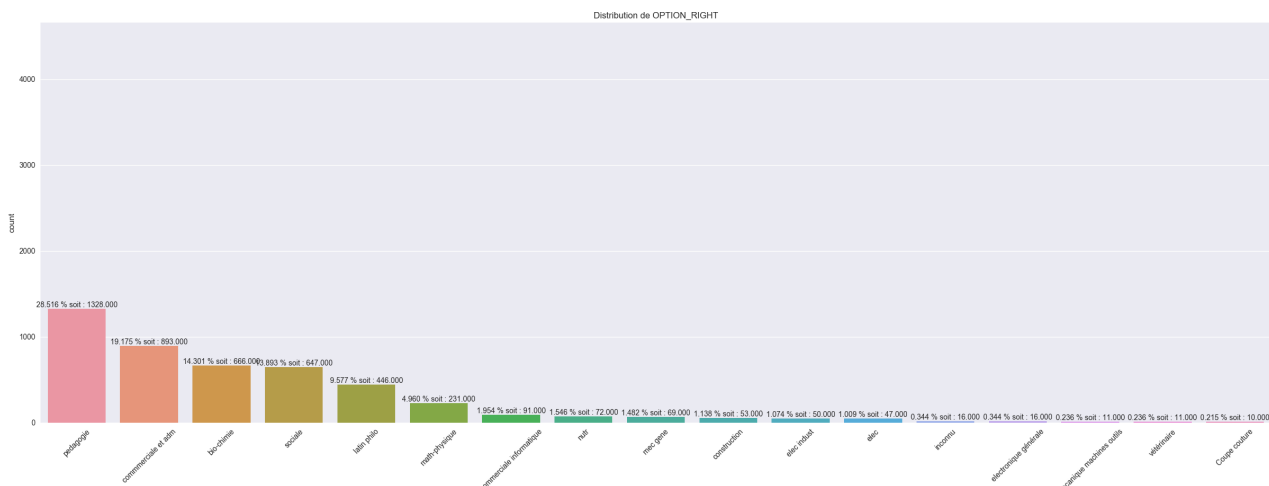


FIGURE 3.9 – l’option suivie à l’école secondaire

l’Option de provenance Nos étudiant Proviennent des 33 écoles différentes :

Sur la figure3.9 nous pouvons remarquer que la majeure partie des étudiants de notre études proviennent de la section pédagogique avec environ 28% ensuite vienne la section commerciale et administrative avec 19% , suivent sociale avec 13%, scientifique bio-chimie avec 14 % ensuite viennent autres différentes options avec des valeurs inférieurs à 5%.

Attribut School cette attribue comprend les valeurs de l’école de provenance des nos finaliste combiné avec l’attribue SCHOOLSTATUS il joue un rôle important dans notre étude. nous pouvons aisément remarquer que les élèves proviennent de 594 écoles différentes sur la figure 3.10 nous visualiserons les écoles les plus représentées. Nous pouvons

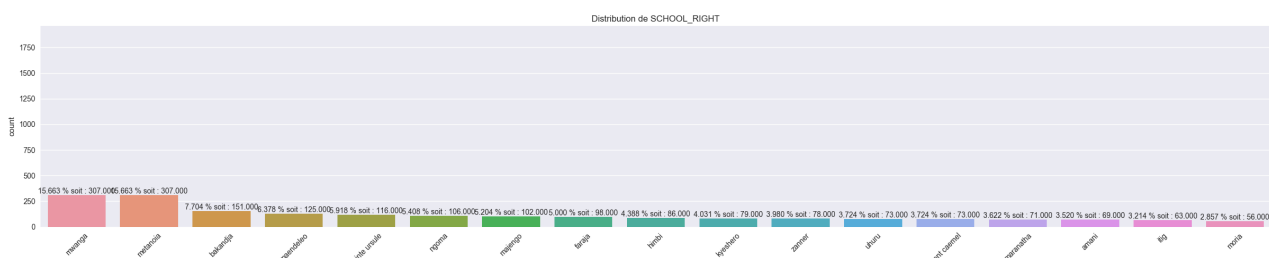


FIGURE 3.10 – les écoles de provenances

remarquer aisément que le top 10 des école de provenance est constituer de grandes écoles de la ville de Goma avec l’institut metanoia et le collège mwanga en tête de liste avec l’institut mwanga et metanoia en tete de liste avec 15% chacun ensuite vienne l’institut bakanja avec 6% ensuite vienne maendelo, le lycée sainte ursule et l’institut de Goma avec 6%, 5% et 5 % respectivement et d’autres école se partagent le reste de 50%.

Attribue SCHOOL Province A la figure 3.11 nous pouvons aisément constater que 75 % des étudiants de l’ULPGL proviennent de la province du nord kivu mais il ya une autre catégorie provenant du Sud Kivu soit 15% l’autre partie provient des autres provinces de la RDC.

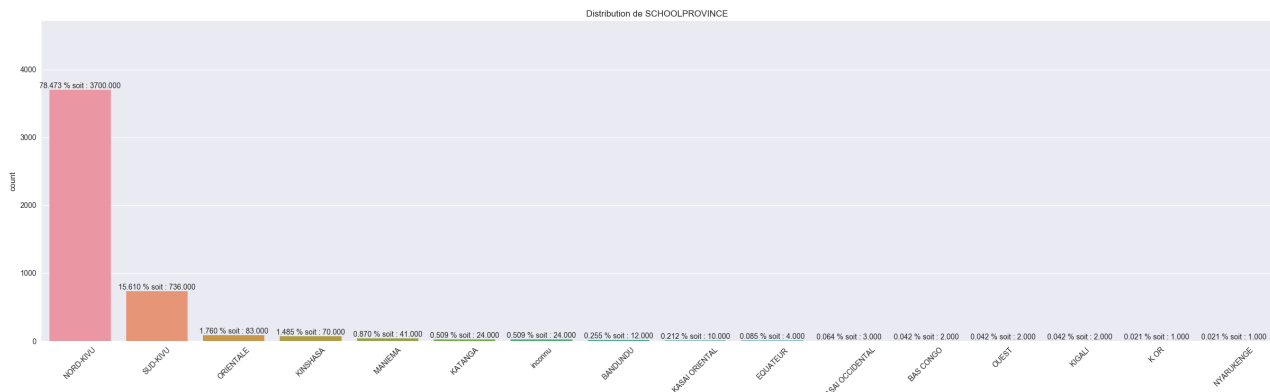


FIGURE 3.11 – les provinces de provenances des étudiants

Attribue Faculté Pour finaliser l'analyse uni-variée des nos données en entrée nous jetterons un coup d'œil sur la colonne Fac qui contient la faculté choisie par l'étudiant. Voici comment elle se présente à la figure 3.12 : Nous remarquons la distribution des valeurs

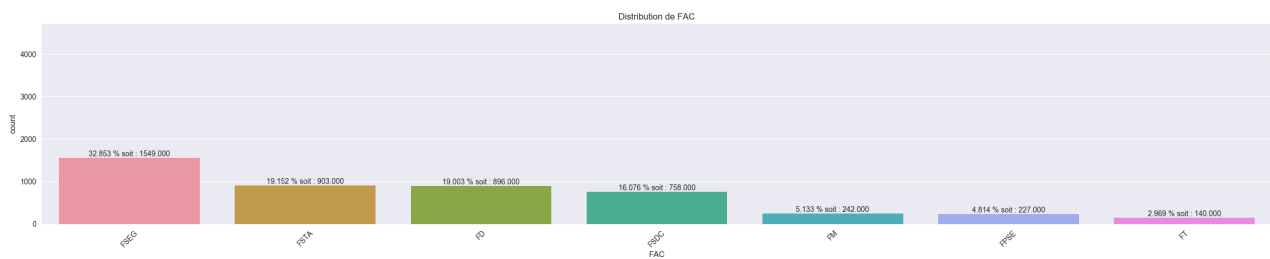


FIGURE 3.12 – les Facultés

pour l'attribue faculté des étudiants : - FSGEG : 32,8% , FSTA : 19,153% , FD :19% ,FSDC :16% ,FM : 5% ,FPSE : 4% ,FT :3%

3.4.2 Analyse Bi-variée

C'est une technique d'analyse statistique des données, consistant à découvrir la relation pouvant exister entre 2 variables dans le but de tester l'hypothèse d'association et de causalité entre 2 variables ! Par exemple dans notre analyse nous essayerons de voir la relation existant entre le choix de la faculté et le pourcentage du diplôme à l'examen d'état. Elle se déroule en 4 étapes : [29]

- Définition de la nature des relations
- identification et direction des relations
- Détermination si la relation est importante du point de vue statistique (Intervalle de confiance)
- Détermination si la relation est importante du point de vue statistique (Intervalle de confiance)

Nous effectuerons cette analyse à 3 niveaux :

1. **Variables Continues et catégorielle ou quantitatives :** Pour effectuer cette analyse nous utiliserons le test Analyse of variance (ANOVA), c'est une technique statistique permettant de comparer les moyennes de plus de deux populations. Son but est en fait de procéder à une sorte de généralisation de la comparaison des moyennes ou de la comparaison des pourcentages lorsqu'il y a plus de deux valeurs à comparer. Il s'agit aussi de l'équivalent, pour des variables qualitatives de la régression linéaire.

Cette technique est utile en sciences sociales dans l'analyse de certaines données, organisées en blocs de même taille. Il s'agit dans ce cas le plus souvent d'analyse de la variance à un seul facteur. Les analyses à deux facteurs sont en revanche fréquentes dans l'exploitation d'enquêtes d'usage psychologique.

Les données de notre étude répondent bel et bien à l'usage de la technique de l'Analyse de la variance. Ainsi, à travers les pages qui suivent, nous analysons l'effet des variables Age, pourcentage à l'examen d'état, sur l'option choisie par l'étudiant . Par la même occasion nous nous permettons de comparer des histogrammes de chaque groupe en fonction des mêmes variables ; ainsi que les divers seuils de significative.

Pour cette analyse l'hypothèse nulle est du type : H_0 : les moyennes sont égales dans toutes les catégories. et son hypothèse alternatif est H_1 : au moins une moyenne est différente des autres..

2. **Variable catégorielle ou catégorielle :** Pour ces types des données nous effectuons le test de chi-carré : Le chi-carré est un test statistique conçu pour déterminer si la différence entre deux distributions de fréquences est attribuable à l'erreur d'échantillonnage (le hasard) ou est suffisamment grande pour être statistiquement significative. H_0 - est, comme son nom l'indique, une hypothèse qui postule qu'il n'y a pas de différence entre les fréquences ou les proportions des deux groupes elle est considéré comme hypothèse nulle. Si la différence entre les deux distributions est réduite, l'hypothèse nulle sera acceptée. Si la différence est grande, l'hypothèse nulle sera rejetée. Dans ce dernier cas, on parlera d'une différence statistiquement significative parce que l'écart entre les deux distributions est trop important pour être expliqué par le hasard seulement : une différence réelle existe donc.
3. **Variable continues et continues :** Pour les variables continues on utilise cherche la corrélation et pour notre travail nous utiliserons le coefficient de corrélation de Pearson : Les coefficients de corrélation permettent de donner une mesure synthétique de l'intensité de la relation entre deux caractères et de son sens lorsque cette relation est monotone. Le coefficient de corrélation de Pearson permet d'analyser les relations linéaires et le coefficient de corrélation de Spearman les relations non-linéaires monotones. Il existe d'autres coefficients pour les relations non-linéaires et non-monotones. Signalons que python dispose des multiples bibliothèques pour effectuer ces genres d'analyse et nous les utiliserons dans la suite

Passons maintenant à l'analyser des proprement dite Dans cette partie nous effectuerons une analyse bi-variée entre les attribues en entrée et les attribues en sortie , pour une première approche nous effectuerons une analyse entre la faculté choisie et les différentes variables

d'entres de notre ensemble d'apprentissage dans la seconde approche nous essayerons de le faire la même chose pour le autres variables de sortie. voici le différentes combinaisons que nous effectuerons :

1. FAC-Diplome Province : Pour voir la relation entre la faculté et la province d'origine de l'étudiant
2. FAC-DIPLOMPOURCENTAGE : Pour voir la relation entre la faculté et la pourcentage obtenu à l'EXETAT
3. FAC-AGE : Pour voir la relation entre l'age de l'étudiant et la FAC
4. FAC-DIPLOMEOPTION : Pour voir la relation entre la faculté et l'option du diplôme
5. FAC-SEXE : Pour la relation avec le sexe des étudiants
6. FAC-SCHOOL : pour la relation entre l'école de provenance la fac
7. FAC-SCHOOL-STATUTS : pour la relation entre le statuts de l'école de la FAC

Analyse des Variables continues Vs Variables Numériques Comme ces une des colonnes dispose des variables continues nous utiliserons le test A-NOVA ce test nous permettra de savoir si la moyenne de l'age des étudiants est la même pour chaque faculté : cela constituera notre hypothèse nulle ,on va cherche la probabilité p est on décidera sur base de cette valeur.si elle es inférieur à 0.05 on rejettera l'hypothèse nulle.

TABLE 3.6 – Analyse ANOVA Age - faculté

	df	sum_sq	mean_sq	F	PR(>F)
C(FAC)	6.0	14857.002658	2476.167110	135.823792	3.721673e-159
Residual	4708.0	85830.284723	18.230732	NaN	NaN

AGE comme la valeur de PR est inférieur à 0.05 on peut conclure que la moyenne de l'age n'est pas la même au sein de chaque faculté Pour prouver le rejet de notre

TABLE 3.7 – Analyse répartition de la moyenne de l'age et pourcentage dans les facultés

FAC	DIPLOMPERCENTAGE	AGE
FD	56.151372	24.771205
FM	59.434420	21.487603
FPSE	56.202099	28.224670
FSDC	55.329211	25.974934
FSEG	56.832564	24.323434
FSTA	58.941594	23.307863
FT	53.814286	31.428571

hypothèse nulle on peut remarquer que les facultés de Médecine et celui de technologie on une moyenne d'age de 21 et 23 respectivement et les facultés de psychologie et celui de théologie on une moyenne d'age respective de 28 et 31 ans. Pour plus de détails on peut visualiser les détails sur la figure ??

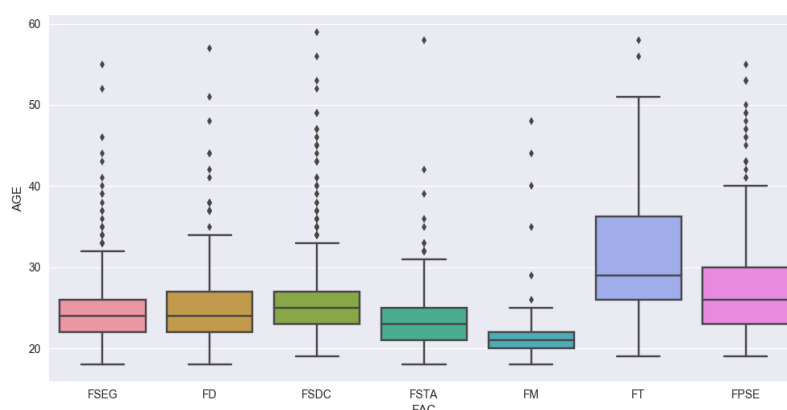


FIGURE 3.13 – distribution des ages au sein des différentes facultés

Pourcentage Également ici on rejette aussi notre hypothèse nulle qui stipulait que la moyenne du pourcentage du diplôme est la même au sein de chaque faculté . Pour prouver le rejet de notre hypothèse nulle on peut remarquer que les facultés de Médecine et celui de technologie on une moyenne de pourcentage de 59% chacun et celui de théologie à une moyenne de 53%. Pour Plus des détails sur les distributions statistique

TABLE 3.8 – Analyse ANOVA pourcentage - faculté

	df	sum_sq	mean_sq	F	PR(>F)
C(FAC)	6.0	9139.202728	1523.200455	48.757704	2.256165e-58
Residual	4708.0	147078.865397	31.240201	NaN	NaN

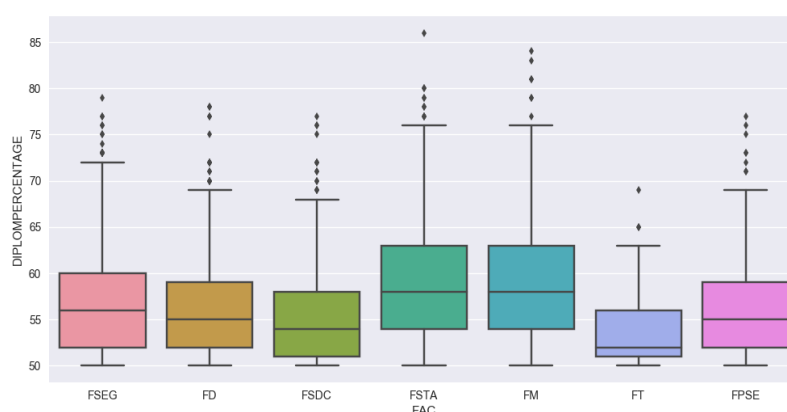


FIGURE 3.14 – distribution des pourcentage au sein des différentes facultés

Variables Catégorielles et Catégorielles Pour ces genres de relation nous avons effectuer le test chi-carré , Dans le tableau 3.9 nous pouvons visualiser les différentes valeurs et effectuer nos conclusions sur base de celle ci.

TABLE 3.9 – test chi carrée entre nos différentes variables et la faculté

Variable	Degrée De Lib.	Valeur Critique T	Valeur de Chi2	Décision sur H0
Province	90	113	256	Rejet
Option	174	205	4155	Rejet
SchoolStatus	42	58	304	Rejet
SCHOOL	3558	3697	6389	Rejet
SEXE	6	12,5	445	Rejet

Notre hypothèse nulle H0 est du type : Il n’y a pas de relation entre la variable considéré et la faculté. Voici Les conclusion que nous prenons sur base de notre test statistique :

1. FAC-PROVINCE : lorsque nous comparons ces 2 valeurs nous remarquons que notre valeur de chi2 est supérieur à notre valeur critique et tombe dans la région de rejet de notre hypothèse nulle et ainsi celle est rejetée et ainsi nous concluons avec 95% de certitude que notre hypothèse alternative est vrai : il ya une relation entre la province et la faculté en d’autre terme ayant un nombre des étudiant venant d’une province nous pouvons prédire la faculté choisie.
2. FAC-SEXE : l ya une relation de dépendance entre le sexe et la faculté ce qui est logique car par exemple en faculté de technologie et théologie on trouve moins des hommes que des femmes.
3. FAC-OPTION : sur base de ce fait on fait la même conclusion que pour la province : il ya une relation de dépendance entre la section du diplôme et la faculté ce qui est logique car les étudiant en général se base sur leur option pour choisir leur faculté
4. FAC-SCHOOLSTATUS : il ya une relation de dépendance entre la section du diplôme et la faculté ce qui est logique car les étudiant en général se base sur leur option pour choisir leur option

Analyse des données en entré Vs le CGPA :

Analysons Enfin les relations existants entre nos données en entré et notre variable principale de sortie le CGPA : comme à la partie précédente nous allons faire l’analyse Bi-varié à 8 niveau mais au sein de chaque faculté et à la fin nous essayerons de voir l’analyse bi-varié entre nos 4 données de sorties

1. CGPA-Diplôme Province : Pour voir la relation entre le CGPA et la province d’origine de l’étudiant
2. CGPA-DIPPOURCENTAGE : Pour voir la relation entre le CGPA et la pourcentage obtenu à EXETAT
3. CGPA-AGE : Pour voir la relation entre l’age de l’étudiant et le CGPA
4. CGPA-FAC-DIPLOMEOPTION : Pour voir la relation entre le CGPA et l’option du diplôme mais par rapport aux faculté choisie.
5. CGPA-FAC-SEXE : Pour la relation avec le sexe des étudiants et le CGPA Obtenu.
6. CGPA-FAC-SCHOOL : pour la relation entre l’école de provenance la fac

7. GPA-FAC-SCHOOLSTATUS : pour la relation entre le statut de l'école de la FAC
8. FAC-CGPA

Nos allons représenter les résultats su des divers tableaux dans les pages qui suivent.

TABLE 3.10 – Analyse entre les données d’entre et la donnée de sortie le CGPA en Faculté de Médecine

Variable	Type	P-value	Conclusion	Commentaire
PERC	Pearson-Corr	0.45 P=2 10e-5	Pas de relation avec Le CGPA	le coefficient étant inférieur à 0.5 conclu qu’il n’ya pas de corrélation considérable
AGE	Pearson-Corr	-0.26 P=6 10e-5	Pas de relation avec Le CGPA	le coefficient étant inférieur à 0.5 conclu qu’il n’ya pas de corrélation considérable , et comme le coefficient est négatif la corrélation es inverse
STATUS	ANOVA 1-way	2 10 e-5	< à 0.05 rejet de Ho les moyenne ne sont pas les même au sein de chaque catégorie	Nous pouvons aisément remarqué que les étudiants venant des écoles catholiques réussissent mieux en faculté de médecine avec une moyenne de 60 ensuite viennent ceux des écoles protestantes
SEXE	ANOVA 1-way	0.2	>0.05 la moyenne du CGPA est la même Pour les hommes que pour les femmes	le sexe n’as pas une influence considérable sur le CGPA bien que les filles ont des résultats légèrement meilleur que les garçons en Faculté de médecine surtout en terme des distinctions
SCHOOL	ANOVA 1-way	0.009	<0.05 rejet de Ho les moyenne ne sont pas les même au sein de chaque catégorie	Après analyse des box-plot des 20 écoles dont 10 sont les plus représentes et 5 sont ceux qui on une grande moyenne et 5 ceux qui ont une faible moyenne on remarque que les étudiant provenant des écoles comme lycée sainte Ursule, mwanga, Bakanja ,ALfagiri, faraja,amani, n’échouent presque pas en faculté de médecine
OPTION	ANOVA 1-way	0.4	>0.05 on n’accepte pas l’hypothèse nulle immédiatement ,	la moyenne est la même que pour certaines options Bio-chimie, nutrition , agricole on la même ,mais certains Option on une moyenne plus élevé que d’autres Notre CGPA dépend aussi de l’option du diplôme

TABLE 3.11 – Analyse entre les données d’entre et la donnée de sortie le CGPA en Faculté de Technologie

Variable	Type	P-value	Conclusion	Commentaire
PERC	Pearson-Corr	0.34P=2 10e-5	Pas de relation avec Le CGPA	le coefficient étant inférieur à 0.5 conclu qu’il n’ya pas de corrélation considérable
AGE	Pearson-Corr	-0.03 P=6 10e-5	Pas de relation avec Le CGPA	le coefficient étant inférieur à 0.5 conclu qu’il n’ya pas de corrélation considérable , et comme le coefficient est négatif la corrélation es inverse
SEXE	ANOVA 1-way	0.081204	>0.05 la moyenne du CGPA est la même Pour les hommes que pour les femmes . Mais la faculté est plus maculine avec 85% des Hommes et 15% des Femmes de	le sexe n’as pas une influence considérable sur le CGPA en faculté de technologie appliquée , les deux catégories ont presque la même moyenne
PROVINCE	ANOVA 1-way	0.07731	> à 0.05 On n’accepte pas H0 Automatiquement , Certaines catégories on la même Moyenne	après analyse graphique on conclu Rapidement que les étudiants provenant de la province du sud Kivu sont plus performant en faculté de Technologie
STATUS	ANOVA 1-way	3.12e-13	< à 0.05 rejet de Ho les moyenne ne sont pas les même au sein de chaque catégorie	Nous remarquons que les étudiant venant des écoles catholiques réussissent mieux en faculté de Techno , ensuite les autodidacte ,ensuite ceux des écoles protestantes
SCHOOL	ANOVA 1-way	3.939e-11	<0.05 rejet de Ho les moyenne ne sont pas les même au sein de chaque catégorie	On remarques sur la figure que les grandes écoles connus on une bonne moyenne et un bon maximum de CGPA comme le lycée Amani, l’ITIG , l’ITFM,etc..
OPTION	ANOVA 1-way	1.05e-23	<0.05 rejet de Ho les moyenne ne sont pas les même au sein de chaque catégorie ,	Comme nous pourrions s’y attendre les options techniques et Scientifiques viennent en tête de liste et en bas de l’échelle viennent les options littéraires et commerciales

TABLE 3.12 – Analyse entre les données d’entre et la donnée de sortie le CGPA en Faculté de d’économie

Variable	Type	P-value	Conclusion	Commentaire
PERC	Pearson-Corr	0.236P=2 10e-5	Pas de relation avec Le CGPA	le coefficient étant inférieur à 0.5 conclu qu’il n’ya pas de corrélation considérable
AGE	Pearson-Corr	-0.08 P=6 10e-5	Pas de relation avec Le CGPA	le coefficient étant inférieur à 0.5 conclu qu’il n’ya pas de corrélation considérable , et comme le coefficient est négatif la corrélation es inverse
SEXE	ANOVA 1-way	0.585536	>0.05 la moyenne du CGPA est la même Pour les hommes que pour les femmes. La faculté a 54% des Hommes et 46% des Femmes	le sexe n’as pas une influence considérable sur le CGPA . Les deux catégorie ont une même moyenne
PROVINCE	ANOVA 1-way	0.07731	> à 0.05 On n’accepte pas H0 Automatiquement , Certaines catégories on la même Moyenne	après analyse graphique on conclu Rapidement que les étudiants provenant de la province du Nord Kivu sont plus performant en faculté d’économie , ensuite vient la province du Sud-Kivu, en bas de l’échelle nous trouvons la province du Kasai
STATUS	ANOVA 1-way	2.21e-13	< à 0.05 rejet de Ho les moyenne ne sont pas les même au sein de chaque catégorie	Nous remarquons que les étudiant venant des écoles catholiques réussissent mieux en faculté d’économie, ensuite les autodidacte ,ensuite ceux des écoles protestantes
SCHOOL	ANOVA 1-way	2.939e-11	<0.05 rejet de Ho les moyenne ne sont pas les même au sein de chaque catégorie	On remarques sur la figure que les grandes écoles connus on une bonne moyenne et un bon maximum de CGPA comme le lycée Amani, l’ITIG , l’ITFM, etc..
OPTION	ANOVA 1-way	3.53e-12	<0.05 rejet de Ho les moyenne ne sont pas les même au sein de chaque catégorie ,	Contrairement aux idées réussies ne les options techniques et Scientifiques viennent en tête de liste ensuite vienne les options économies , commerciale et latin philo .En bas de l’échelle vienne les options sociales et pédagogiques

TABLE 3.13 – Analyse entre les données d’entre et la donnée de sortie le CGPA en Faculté de Droit

Variable	Type	P-value	Conclusion	Commentaire
PERC	Pearson-Corr	0.22P=2 10e-5	Pas de relation avec Le CGPA	le coefficient étant inférieur à 0.5 conclu qu’il n’ya pas de corrélation considérable
AGE	Pearson-Corr	0.11 4 P=6 10e-5	Pas de relation avec Le CGPA	le coefficient étant inférieur à 0.5 conclu qu’il n’ya pas de corrélation considérable , et comme le coefficient est négatif la corrélation es inverse
SEXE	ANOVA 1-way	0.745	>0.05 la moyenne du CGPA est la même Pour les hommes que pour les femmes. La faculté a 60% des Hommes et 40% des Femmes	le sexe n’as pas une influence considérable sur le CGPA . Les deux catégorie ont une même moyenne
PROVINCE	ANOVA 1-way	0.187473	>0.05 On accepte pas automatiquement H0 on observe de plus prêt	Nous remarquons que le moyenne du CGPA est la même pour les provinces suivantes : Nord-Kivu, Sud-Kivu, Kinshasa , Orientale ,Maniema, les distinctions proviennent beaucoup plus des provinces du nord-Kivu, sud Kivu et Kinshasa.
STATUS	ANOVA 1-way	1.20e-08	>0.05 la moyenne pour les différentes statut n’est pas la même	Nous remarquons que les celles étudiants qui distinguent c’est ceux provenant des écoles protestants et catholiques, en queue de la liste se trouve les autodidacte
SCHOOL	ANOVA 1-way	2.5e-10	< 0.05 la moyenne n’est pas la même	CGPA dépend de cette valeur car certains écoles échouent lamentablement d’autres pas
OPTION	ANOVA 1-way	7.25e-10	< 0.05 la moyenne n’est pas la même	Voila comme on pourrait s’y attendre l’option latin philo est en tête de liste les options commerciale , pédagogie , sociale , math-physique ,mec sont en bas de l’échelle

TABLE 3.14 – Analyse entre les données d’entre et la donnée de sortie le CGPA en Faculté de Santé

Variable	Type	P-value	Conclusion	Commentaire
PERC	Pearson-Corr	0.236 P=2 10e-5	Pas de relation avec Le CGPA	le coefficient étant inférieur à 0.5 conclu qu’il n’ya pas de corrélation considérable
AGE	Pearson-Corr	-0.06 P=6 10e-5	Pas de relation avec Le CGPA	le coefficient étant inférieur à 0.5 conclu qu’il n’ya pas de corrélation considérable , et comme le coefficient est négatif la corrélation es inverse
SEXE	ANOVA 1-way	0.17	>0.05 la moyenne du CGPA est la même Pour les hommes que pour les femmes. La faculté a 40% des Hommes et 60% des Femmes	le sexe n’as pas une influence considérable sur le CGPA . Les deux catégorie ont une même moyenne
PROVINCE	ANOVA 1-way	0.089	> à 0.05 On n’accepte pas H0 Automatiquement , Certaines catégories on la même Moyenne	La tendance est inversée les étudiant de la province du sud et nord kivu échouent plus en faculté de santé, les distinctions proviennent de la province orientale et du sud Kivu.
STATUS	ANOVA 1-way	8 10e-5	< à 0.05 rejet de Ho les moyenne ne sont pas les même au sein de chaque catégorie	Nous remarquons que les étudiant venant des écoles catholiques , protestantes en tête de liste , mais les écoles musulmanes , privé , et autodidacte viennent en bas de l’échelle
SCHOOL	ANOVA 1-way	0.00223	<0.05 rejet de Ho les moyenne ne sont pas les même au sein de chaque catégorie	Les étudiant provenant des écoles suivantes échouent rarement faculté de santé : Maendeleo, sainte ursule , Bakandja.
OPTION	ANOVA 1-way	1e-6	<0.05 rejet de Ho les moyenne ne sont pas les même au sein de chaque catégorie ,	Les Options scientifiques , techniques réussissent mieux au sein de la faculté de santé

TABLE 3.15 – Analyse entre les données d’entre et la donnée de sortie le CGPA en Faculté de Psychologie

Variable	Type	P-value	Conclusion	Commentaire
PERC	Pearson-Corr	0.32 P=2 10e-5	Pas de relation avec Le CGPA	le coefficient étant inférieur à 0.5 conclu qu’il n’ya pas de corrélation considérable
AGE	Pearson-Corr	0.09 P=6 10e-5	Pas de relation avec Le CGPA	le coefficient étant inférieur à 0.5 conclu qu’il n’ya pas de corrélation considérable , et comme le coefficient est négatif la corrélation es inverse
SEXE	ANOVA 1-way	0.603	>0.05 la moyenne du CGPA est la même Pour les hommes que pour les femmes. La faculté a 48% des Hommes et 52% des Femmes	le sexe n’as pas une influence considérable sur le CGPA . Les deux catégorie ont une même moyenne
PROVINCE	ANOVA 1-way	0.585	> à 0.05 On n’accepte pas H0 Automatiquement , Certaines catégories on la même Moyenne	Nous remarquons que le moyenne du CGPA est la même pour les provinces suivantes : Nord-Kivu, Sud-Kivu, Kinshasa , Orientale ,Maniema, les distinctions proviennent beaucoup plus des provinces du nord-Kivu, sud-Kivu .
STATUS	ANOVA 1-way	0.017	< à 0.05 rejet de Ho les moyenne ne sont pas les même au sein de chaque catégorie	les étudiants issue des écoles privées catholiques, et protestantes obtiennent des bonnes notes au sein de la faculté de Pycho, on remarque que ceux issues des écoles catholiques échouent moins
SCHOOL	ANOVA 1-way	0.000061	<0.05 rejet de Ho les moyenne ne sont pas les même au sein de chaque catégorie	Les étudiant provenant des écoles suivantes échouent rarement faculté de psychologie : Maendeleo, sainte ursule , Bakandja ,amani , meta Anuarite.
OPTION	ANOVA 1-way	0.000214	<0.05 rejet de Ho les moyenne ne sont pas les même au sein de chaque catégorie ,	contrairement aux idées réussies ceux qui réussissent plus en faculté de psychologie sont les étudiant issues des section scientifiques ensuite vient ’option latin philo et en 4ème position l’option pédagogique , signalons su’aucun étudiant issu de commerciale n’as réussi au sein de cette faculté

TABLE 3.16 – Analyse entre les données d’entre et la donnée de sortie le CGPA en Faculté de Théologie

Variable	Type	P-value	Conclusion	Commentaire
PERC	Pearson-Corr	0.14P=2 10e-5	Pas de relation avec Le CGPA	le coefficient étant inférieur à 0.5 conclu qu’il n’ya pas de corrélation considérable
AGE	Pearson-Corr	0.14 P=6 10e-5	Pas de relation avec Le CGPA	le coefficient étant inférieur à 0.5 conclu qu’il n’ya pas de corrélation considérable , et comme le coefficient est négatif la corrélation es inverse
SEXE	ANOVA 1-way	0.745	>0.05 la moyenne du CGPA est la même Pour les hommes que pour les femmes. La faculté a 80% des Hommes et 20% des Femmes	le sexe n’as pas une influence considérable sur le CGPA . Les deux catégorie ont une même moyenne
PROVINCE	ANOVA 1-way	0.033	< à 0.05 nous pouvons conclure que la moyenne n’est pas la même au sein de chaque faculté	Les résultats remarquables viennent des provinces du sud-Kivu, du nord-Kivu et de la province orientale
STATUS	ANOVA 1-way	0.717429	>0.05 On accepte pas automatiquement H0 on observe de plus prêt	Contrairement aux idées réussies les étudiant On serait tenter de dire que les étudiants issues des écoles protestantes réussissent mieux au sein de cette faculté mais les statistiques nous prouvent le contraire
SCHOOL	ANOVA 1-way	0.156736	>0.05 On accepte pas automatiquement H0 on observe	CGPA dépend de cette valeurs car certains écoles échouent lamentablement d’autres pas
OPTION	ANOVA 1-way	0.356	.05 On accepte pas automatiquement H0 on observe	Les échecs sont des cas rare au sein de cette faculté , et que tous le monde réussi mieux

3.5 Conclusion

Nous avons à présent notre ensemble d'apprentissage avec nos variables en entrée et les variables en sortie bien nettoyées, nous avons d'analysé les corrélations existantes entre les variables d'entrées le choix de la faculté , ensuite celles existantes avec le CGPA notre variable principale !

Dans la première phase de l'analyse bi-varié nous avons pu conclure que tous nos variables avaient une influence sur le choix de la Faculté ; par exemple les femmes ne choisissent pas les facultés de Technologie et Théologie plus fréquemment, les étudiant issus des sections scientifiques et techniques s'orientent plus en faculté de technologie ,les étudiant les plus âgés sont en faculté de théologie, le moins âgés sont en faculté de médecine, ceux avec un grand pourcentage à l'EXETAT sont en faculté de Médecine et technologie.

Mais après l'analyse des ces données face à notre variable de sortie le CGPA celle qui symbolise le réussite d'un étudiant au sein d'une faculté nous avons pu remarque avec certitude que certaines variables n'influent à rien sur le CGPA comme le pourcentage obtenu à l'EXETAT ,l'age ainsi que le sexe des étudiant ! c'est pourquoi lors de l'élaboration de notre modèle d'apprentissage ses variables ne seront pas considérés lors de la constitution de notre ensemble d'apprentissage surtout pour la prédiction du CGPA.

Nous passons maintenant au prochain chapitre consistant à l'élaboration de notre ensemble d'apprentissage et notre modèle de prédiction pour chaque faculté.

Chapitre 4

Élaboration et évaluation du modèle de prédiction

Tous au long de ce chapitre nous allons entrainer nos algorithmes de prédiction avec des données provenant de chaque faculté et essayerons de prédire le CGPA, nous avons utiliser des algorithmes présenté au chapitre premier pour entrainer nos modèles de prédiction. Pour choisir l'algorithme à utiliser nous somme basée sur la documentation officielle de la librairie scikit-learn [26] qui nous a fourni l'infographie sur la figure 4.1 pour le choix des algorithmes.

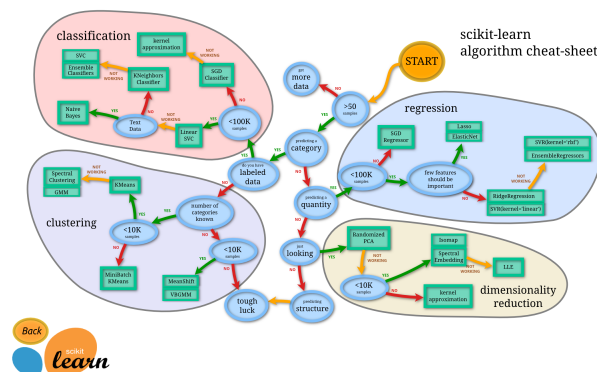


FIGURE 4.1 – scikit-Learn Algorithm cheat sheet

Vu que nous disposons de moins de 100000 instances pour nos ensemble d'apprentissage et vu que notre tache était celui de prédire une variable continue (Une régression) nous avons décidé d'entrainer les algorithmes suivantes :

1. Ridge Régression
2. Elastic Net Régression
3. Lasso Régression
4. SVR avec Kernel Linéaire
5. SVR avec Kernel Gaussien

Les 3 premiers modèles sont des versions issues de la régularisation de la régression linéaire vu au chapitre 1 et qui conviennent bien pour des ensembles d'apprentissages relativement petits , le 2 derniers sont une adaptation du Support Vector Machines (SVM) pour la régression.

Notons que toutes ses librairies sont bien implémentées et optimisées dans scikit-learn. Tous au long de ce chapitre nous avons suivie les étapes suivantes sur la figure 4.2 :

1. Préparation des données :
 - Encodage One Hot
 - Normalisation
 - Échantillonnage
2. Exécution des algorithmes
3. évaluation
 - Évaluation sur l'ensemble d'apprentissage (training set)
 - Validation croisée sur l'ensemble d'apprentissage
 - Évaluation sur l'ensemble d'évaluation (test set)
4. Amélioration des modèles par les méthodes d'ensembles
5. Évaluation du modèle finale

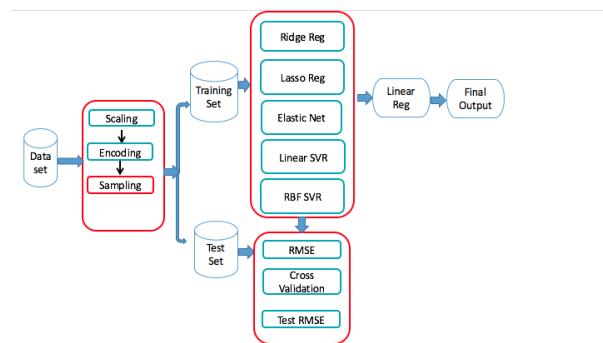


FIGURE 4.2 – étapes à suivre pour l'élaboration du modèle d'apprentissage

4.1 Préparation des données pour l'exécution des algorithmes

Dans cette partie nous expliquerons comment s'est passé la préparation des nos données , rappelons que notre ensemble d'apprentissage finale dispose de 4 attribues et notre valeur à prédire :

1. SCHOOLNAME : de nature catégorielle (string)
2. OPTION : de nature catégorielle (string)
3. DIPPERC : de nature continue (float)

4. CGPA : de nature continue (float)

Comme l'a souligné [30] la librairie scikit learn ne travaille qu'avec les variables numériques , c'est pourquoi nous avons décidé de transformer nos variables catégorielles les chaînes de caractères en variables numériques en utilisant la technique du *One Hot encoding*

4.1.1 Encodage des Variables One Hot

Un encodage one-hot consiste à représenter des états en utilisant pour chacun une valeur dont la représentation binaire n'a qu'un seul chiffre 1.

On peut définir une fonction d'encodage one-hot comme étant la fonction qui prend en entrée un vecteur z et qui redéfinit en sortie la plus grande valeur de z à 1 et toutes autres valeurs de z à 0. L'avantage principal de cet encodage est que pour passer d'un état à un autre, seules deux transitions sont nécessaires : un chiffre passe de 1 à 0, un autre de 0 à 1. Son inconvénient est qu'il faut au minimum n bits pour représenter n états, ce qui conduit à une augmentation linéaire du nombre de chiffres par rapport au nombre d'états. Un encodage utilisant toutes les valeurs binaires existantes a quant à lui une augmentation logarithmique du nombre de chiffres.

Pour notre ensemble , après notre encodage nous pouvons aisément remarquer que notre ensemble d'apprentissage vient de passer de (4715, 4) à (4715 , 647) dimensions. Mais ces dimension restent raisonnables pour un projet de machine Learning.

4.1.2 Normalisation

Nous avons ensuite normaliser nos données pour les variables numérique en divisant le pourcentage du diplôme d'état par 100 et celui du CGPA, ceci pour permettre une exécution rapide de nos algorithmes.

4.1.3 Échantillonnage [31]

Pour commencer notre entraînement nous avons échantillonner nos données pour constituer un ensemble d'apprentissage (Training set), et un ensemble d'évaluation du modèle (test set). Notre Training set était constitué de 80 % de nos données et les 20 autres pour cent ont constitué notre ensemble d'évaluation. Pour ce faire nous avons utilisé un échantillonnage stratifié. Lorsqu'on utilise l'échantillonnage stratifié, on divise la population en groupes homogènes (appelés strates), qui sont mutuellement exclusifs, puis on sélectionne à partir de chaque strate des échantillons indépendants. On peut utiliser n'importe quelle des méthodes d'échantillonnage pour sélectionner l'échantillon à l'intérieur de chaque strate. La méthode d'échantillonnage peut varier d'une strate à une autre. Lorsqu'on utilise l'échantillonnage aléatoire simple pour sélectionner l'échantillon à l'intérieur de chaque strate, on appelle le plan d'échantillonnage un plan d'échantillonnage aléatoire simple stratifié. On peut stratifier avant l'échantillonnage une population au moyen de toute variable dont on dispose pour la totalité des unités , pour notre étude nous avons utilisé la variable **EchecRatio**.

A la fin de cette phase nous avons pu obtenir un ensemble d'apprentissage (Training Set) et Un ensemble d'évaluation (Test Set)

4.2 Élaboration et Évaluation du Modèle de Prédiction au sein de Chaque faculté

Dans cette section nous allons entrainer les différents algorithmes de prédictions avec les données de issue de chaque faculté et ensuite nous évaluerons le modèles sur les 2 ensemble.

Mais avant d'attaquer l'entrainement de nos modèle nous expliquerons nos métriques d'évaluations.

4.2.1 Techniques D'évaluation

RMSE [32]

C'est la racine carrée de la somme des carrées des différences entre les valeurs exactes et celles prédites par un modèle de prédiction pour chaque élément d'un ensemble d'apprentissage . Il se donne par la formule suivante :

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N [h_{\theta}(x^{(i)}) - y^{(i)}]^2}{N}}$$

Il constituera notre métrique d'évaluation pour tous nos modèles.

Validation Croisé [33]

La validation croisée (« cross-validation ») est une méthode d'estimation de fiabilité d'un modèle fondé sur une technique d'échantillonnage. En fait, il y a au moins trois techniques de validation croisée : « test set validation » ou « holdout method », « k-fold cross-validation » et Leave One Out Cross-Validation (LOOCV) .

- La première méthode est très simple, il suffit de diviser l'échantillon de taille n en deux sous échantillons, le premier d'apprentissage (communément supérieur à 60 % de l'échantillon) et le second de test. Le modèle est bâti sur l'échantillon d'apprentissage et validé sur l'échantillon de test. L'erreur est estimée en calculant un test, une mesure ou un score de performance du modèle sur l'échantillon de test, par exemple l'erreur quadratique moyenne.
- Dans la seconde, on divise l'échantillon original en k échantillons, puis on sélectionne un des k échantillons comme ensemble de validation et les $(k-1)$ autres échantillons constitueront l'ensemble d'apprentissage. On calcule comme dans la première méthode le score de performance. Puis on répète l'opération en sélectionnant un autre échantillon de validation parmi les $(k-1)$ échantillons qui n'ont pas encore été utilisés pour la validation du modèle. L'opération se répète ainsi k fois pour qu'en fin de compte chaque sous-échantillon ait été utilisé exactement une fois comme ensemble de validation. La moyenne des k erreurs quadratiques moyennes est enfin calculée pour estimer l'erreur de prédiction.
- La troisième méthode est un cas particulier de la deuxième méthode où $k=n$, c'est-à-dire que l'on apprend sur $(n-1)$ observations puis on valide le modèle sur la n ème observation et l'on répète cette opération n fois .

Tous au long de ce chapitre nous avons utilisé les 2 premières techniques , nous n'avons pas utiliser le 3 ème car elle est trop gourmande en terme de ressource(temps et mémoire)

Nous pouvons maintenant attaquer l'entrainement des modèles au sein de chaque faculté :

4.2.2 Résultat des différents algorithmes par faculté

Le tableau qui va suivre décrira les différentes algorithmes que nous avons entrainer pour les données de chaque faculté , chaque modèles dispose des paramètres ainsi que des différentes erreurs.

TABLE 4.1 – Résultat des Algorithmes 1 ere iteration

Faculté	Dimensions	Modèle	RMSE Train	CV Score		RMSE Test	STACK_RES
				M	std		
FSTA	(903, 240)	ElasticNet	0.06 : 11.14%	0.080 : 14.46%	0,0051	0.08 : 14.198%	
		Ridge	0.07 : 11.83%	0.080 : 14.37%	0,0054	0.08 : 13.667%	
		LinearSVR	0.06 : 11.51%	0.080 : 14.48%	0,0055	0.08 : 13.803%	0.062 : 11.132%
		SVR	0.08 : 14.02%	0.080 : 14.44%	0,0058	0.08 : 13.667%	
		Lasso	0.06 : 11.15%	0.082 : 14.85%	0,0072	0.08 : 14.151%	
FT	(140, 105)	ElasticNet	0.03 : 4.64%	0.079 : 12.70%	0,0223	0.08 : 12.247%	
		Ridge	0.05 : 7.59%	0.088 : 14.13%	0,0122	0.10 : 15.534%	
		LinearSVR	0.04 : 6.42%	0.085 : 13.69%	0,0129	0.09 : 14.646%	0.029 : 4.639%
		SVR	0.06 : 9.88%	0.065 : 10.50%	0,0114	0.07 : 10.973%	
		Lasso	0.03 : 4.65%	0.113 : 18.25%	0,0434	0.08 : 12.398%	
FSEG	(1549, 286)	ElasticNet	0.05 : 8.43%	0.059 : 10.41%	0,0052	0.06 : 10.638%	
		Ridge	0.05 : 9.19%	0.063 : 11.14%	0,0074	0.06 : 11.226%	
		LinearSVR	0.05 : 8.85%	0.063 : 11.15%	0,0082	0.06 : 11.270%	0.048 : 8.426%
		SVR	0.06 : 10.92%	0.063 : 11.10%	0,0060	0.06 : 11.160%	
		Lasso	0.05 : 8.46%	0.065 : 11.49%	0,0124	0.07 : 11.993%	
FSDC	(758, 257)	ElasticNet	0.05 : 8.01%	0.067 : 11.41%	0,0069	0.07 : 11.800%	
		Ridge	0.06 : 9.34%	0.073 : 12.35%	0,0081	0.07 : 11.782%	
		LinearSVR	0.05 : 8.87%	0.074 : 12.50%	0,0083	0.07 : 11.892%	0.047 : 8.007%
		SVR	0.07 : 11.92%	0.072 : 12.22%	0,0037	0.07 : 12.353%	
		Lasso	0.05 : 8.03%	0.081 : 13.78%	0,0206	0.07 : 11.711%	
FD	(896, 300)	ElasticNet	0.05 : 8.34%	0.070 : 12.04%	0,0068	0.08 : 13.020%	
		Ridge	0.05 : 9.46%	0.074 : 12.73%	0,0092	0.07 : 12.882%	
		LinearSVR	0.05 : 8.95%	0.074 : 12.78%	0,0097	0.08 : 13.022%	0.048 : 8.333%
		SVR	0.07 : 11.54%	0.069 : 11.90%	0,0052	0.07 : 12.251%	
		Lasso	0.05 : 8.36%	0.078 : 13.52%	0,0140	0.08 : 12.991%	
FM	(242, 111)	ElasticNet	0.04 : 7.80%	0.066 : 11.51%	0,0090	0.07 : 11.362%	
		Ridge	0.05 : 8.78%	0.068 : 11.77%	0,0131	0.07 : 12.984%	
		LinearSVR	0.05 : 8.28%	0.067 : 11.57%	0,0118	0.07 : 12.974%	0.045 : 7.798%
		SVR	0.07 : 11.62%	0.070 : 12.05%	0,0120	0.07 : 12.493%	
		Lasso	0.04 : 7.80%	0.068 : 11.73%	0,0098	0.08 : 14.448%	
FPSE	(227, 119)	ElasticNet	0.04 : 7.49%	0.081 : 13.62%	0,0082	0.06 : 10.747%	
		Ridge	0.06 : 9.49%	0.089 : 14.90%	0,0159	0.07 : 11.120%	
		LinearSVR	0.05 : 8.60%	0.088 : 14.73%	0,0137	0.07 : 10.989%	0.045 : 7.488%
		SVR	0.07 : 12.23%	0.079 : 13.20%	0,0086	0.06 : 10.422%	
		Lasso	0.04 : 7.49%	0.087 : 14.56%	0,0213	0.06 : 10.618%	

Comme nous pouvons le remarquer dans ce tableau , après entraînement et évaluation de nos modèles sur nos 2 ensemble d'apprentissages et en validation croisée les 3 premiers modèles linéaire donnent presque les même résultats et sont plus performants comparé aux modèles SVM dans la plus part de cas avec un score dans le 12% sur nos ensembles d'évaluation, mais avons pu le remarquer la prédiction du CGPA est beaucoup plus influencer par le pourcentage du diplôme d'état car ils sont dans la même échelle, les valeur de l'école de provenance et de l'option ont une influence minime lors de cette prédiction ! Nous allons maintenant essayer d'améliorer la précision de notre modèle en utilisant une technique des méthodes d'ensemble appelée le stacking.

Méthodes d'ensembles

il a été souligné par différents auteurs [24] que combiner les résultats des plusieurs modèles de régressions donnent des meilleurs résultats qu'un seul modèle c'est pourquoi nous avons choisi de combiner nos 5 modèles pour obtenir un bon modèle finale . Nous avons donc décider de combiner ces résultats finales prédites par les 5 modèles par une régressions pour trouver le résultats finale de nos modèles . Et Notre erreur a peu être réduite à la fois sur le training et le test set dans toutes les facultés , voici au tableau ?? les différentes erreurs au sein de chaque faculté .

4.2.3 Conclusion

Au chapitre précédent nous avons pu remarquer qu'il existait une forte corrélation entre le CGPA et l'option suivie par l'étudiant à l'école secondaire ,et entre l'école de provenance et le CGPA , mais nous avons aussi souligné qu'il n'existait pas de corrélation entre le CGPA et Le DIPERC mais nous avons décider de l'utiliser dans la prédiction du CGPA pour améliorer l'exactitude de notre modèle et le rendre plus subjectif .

Lors de l'entraînement de nos modèles nous avons pu remarquer qu'au sein de chaque faculté les modèles de régression linéaire régularisée (Lasso, Elastic-Net et Ridge) disposent des meilleurs résultats avec une moyenne de RMSE inférieure à 12% tandis que les modèles SVM disposaient des résultats légèrement supérieurs . Ces Erreurs élevées étaient dues au fait :

- Nous n'avions pas pu disposer de plusieurs variables du même type que le DIPERC c'est pourquoi pour réduire cet erreur nous devrions obtenir diverses variables du même type que le CGPA entre autres les valeurs des pourcentages obtenus à l'école secondaire car notre modèle a tendance à avantager le diplôme pourcentage en lui donnant un grand coefficient (0.67) en faculté de technologie et 0.47 en faculté de médecine.
- Que nous ne disposions pas d'assez des données (exemples) pour entraîner nos algorithmes notre grand ensemble d'apprentissage disposaient de 900 éléments (moins de 1000) ce qui reste relativement moins élevé .

Pour palier à ces problèmes et dans le souci de réduire notre RMSE nous avons utilisé la technique de stacking qui consistait à combiner les différents résultats des différents modèles et à partir de ceux-ci prédire un résultat final à l'aide d'une régression linéaire, nous avons souligné que cette technique réduisait l'erreur de prédiction considérablement et nous avons ainsi une erreur inférieure à 10% dans certaines facultés. Ceci n'est qu'une

TABLE 4.2 – Résultat des Algorithmes

Faculté	Dimensions	Modèle	RMSE Train	CV Score		RMSE Test	STACK_RES
				M	std		
FSTA	(903, 243)	ElasticNet	0.05 : 9.51%	0.069 : 12.25%	0,0046	0.07 : 12.089%	
		Ridge	0.06 : 10.26%	0.071 : 12.49%	0,0050	0.07 : 12.020%	
		LinearSVR	0.06 : 9.95%	0.071 : 12.56%	0,0052	0.07 : 12.102%	0.054 : 9.510%
		SVR	0.07 : 12.51%	0.072 : 12.77%	0,0042	0.07 : 12.063%	
		Lasso	0.05 : 9.53%	0.072 : 12.83%	0,0079	0.07 : 12.516%	
FT	(140, 105)	ElasticNet	0.03 : 4.19%	0.073 : 11.76%	0,0172	0.07 : 11.178%	
		Ridge	0.04 : 7.06%	0.083 : 13.40%	0,0116	0.09 : 14.854%	
		LinearSVR	0.04 : 5.91%	0.080 : 12.92%	0,0114	0.09 : 13.885%	0.026 : 4.190%
		SVR	0.06 : 8.96%	0.058 : 9.40%	0,0092	0.06 : 9.961%	
		Lasso	0.03 : 4.20%	0.106 : 17.02%	0,0400	0.07 : 11.334%	
FSEG	(1549, 286)	ElasticNet	0.04 : 7.07%	0.050 : 8.69%	0,0040	0.05 : 8.532%	
		Ridge	0.05 : 7.90%	0.055 : 9.70%	0,0060	0.05 : 9.584%	
		LinearSVR	0.04 : 7.55%	0.055 : 9.68%	0,0072	0.05 : 9.540%	0.040 : 7.060%
		SVR	0.05 : 8.84%	0.051 : 8.92%	0,0038	0.05 : 8.757%	
		Lasso	0.04 : 7.10%	0.057 : 10.00%	0,0126	0.06 : 10.197%	
FSDC	(758, 257)	ElasticNet	0.04 : 6.36%	0.054 : 9.02%	0,0046	0.06 : 9.319%	
		Ridge	0.05 : 7.75%	0.062 : 10.36%	0,0069	0.06 : 9.740%	
		LinearSVR	0.04 : 7.30%	0.062 : 10.45%	0,0068	0.06 : 9.752%	0.038 : 6.360%
		SVR	0.05 : 9.18%	0.055 : 9.27%	0,0037	0.06 : 9.616%	
		Lasso	0.04 : 6.38%	0.069 : 11.56%	0,0209	0.06 : 9.243%	
FD	(896, 300)	ElasticNet	0.04 : 7.12%	0.060 : 10.33%	0,0049	0.06 : 10.561%	
		Ridge	0.05 : 8.24%	0.066 : 11.25%	0,0084	0.06 : 11.065%	
		LinearSVR	0.05 : 7.75%	0.066 : 11.29%	0,0088	0.07 : 11.116%	0.042 : 7.113%
		SVR	0.06 : 9.96%	0.060 : 10.16%	0,0039	0.06 : 10.145%	
		Lasso	0.04 : 7.14%	0.071 : 12.08%	0,0143	0.06 : 10.541%	
FM	(242, 111)	ElasticNet	0.04 : 6.13%	0.054 : 9.24%	0,0077	0.06 : 9.624%	
		Ridge	0.04 : 7.26%	0.059 : 10.08%	0,0138	0.07 : 11.986%	
		LinearSVR	0.04 : 6.73%	0.057 : 9.81%	0,0127	0.07 : 11.948%	0.036 : 6.131%
		SVR	0.05 : 9.43%	0.056 : 9.56%	0,0075	0.06 : 10.759%	
		Lasso	0.04 : 6.14%	0.057 : 9.82%	0,0118	0.08 : 14.068%	
FPSE	(227, 119)	ElasticNet	0.04 : 6.42%	0.070 : 11.62%	0,0070	0.06 : 9.411%	
		Ridge	0.05 : 8.49%	0.081 : 13.47%	0,0157	0.06 : 9.866%	
		LinearSVR	0.05 : 7.61%	0.079 : 13.19%	0,0135	0.06 : 9.664%	0.039 : 6.421%
		SVR	0.06 : 10.62%	0.067 : 11.20%	0,0079	0.05 : 8.951%	
		Lasso	0.04 : 6.42%	0.076 : 12.70%	0,0221	0.05 : 9.114%	

première itération dans la suite nous exécuterons une seconde itération et vérifierons comment se comportera l'erreur de prédiction.

s

Conclusion

Tous au long de ce travail nous avons pu démontrer comment utiliser le DataMining sur les données issues du système d'information UAT pour aider les nouveaux étudiants à l'université à s'orienter.

Nous nous sommes posés 3 questions au départ :

- *Comment utiliser les techniques du DataMining pour doter les universités des outils d'aide à la décision les permettant de bien orienter les étudiants dès leur entrée à l'université ?*
- *Comment peut-on aider les élèves finalistes du secondaires à pouvoir faire le choix de leur filières à l'université ?*
- *Les techniques du DataMining peuvent-elles apporter leur contribution dans ce domaine ?*

Nous avons utilisé les diverses techniques du DataMining ainsi que les statistiques inférentielle pour analyser et nettoyer les données mise à notre disposition par les autorités de l'ULPGL et nous avons pu découvrir qu'actuellement les étudiants se basent sur leur âge, le sexe, l'école de provenance ainsi que l'option suivie à l'école secondaire pour s'orienter à l'université. Sur base des résultats qu'un étudiant a obtenu lors de son cursus académique nous avons pu créer une variable appelée le CGPA qui n'est rien d'autre que la moyenne des points obtenus durant son cursus. En effectuant les tests statistiques nous avons constaté que cette variable ne dépend que de 2 acteurs au sein de chaque faculté entre autres l'école de provenance, et l'option suivie à l'école secondaire, et qu'il ne dépend ni du sexe, de l'âge, et difficilement du pourcentage obtenu à l'EXETAT.

Ainsi nous avons élaboré un modèle de prédiction qui se base sur les 3 facteurs dont dépend le CGPA pour essayer de prédire celui-ci pour un nouveau étudiant à la faculté, pour s'y faire nous avons utilisé 5 techniques du Machine Learning dont 3 modèles de régression (Lasso, Ridge, ElasticNet) et 2 techniques de SVR (Linéaire et avec kernel RBF) et à la fin nous avons combiné ces 5 modèles par la technique de stacking pour avoir une bonne prédiction.

Nous avons évalué le modèle en se basant sur l'erreur moyenne quadratique RMSE et une validation croisée et avons obtenu un score de moins de 10% pour presque toutes les facultés.

Pour aider les finalistes à s'orienter nous avons mis à leur disposition une petite application web qui prédit leur CGPA au sein de chaque faculté et leur permet de choisir une faculté dans laquelle ils ont plus de chance de réussir.

Au final nous avons pu remarquer que les techniques du DataMining ont pu apporter leur contribution tant soit peu dans ce domaine.

Quand aux limites du travail soulignons qu'il n'est pas encore terminé, il nous manque certaines données pour automatiser toutes les tâches et de débarrasser de l'expertise humaine, entre autres diverses données liées au cursus secondaire comme souligné au

chapitre 2 , mais aussi d'une boucle de feedback pour permettre à notre modèle de s'entraîner avec des nouvelles variables et nouvelles données , c'est pourquoi le travail a été conçu selon la norme open-source pour permettre à tous chercheur d'y contribuer .

Bibliographie

- [1] E. B. OMAR S. IMANE. “Prediction approach for improving students orientation in university : case of sidi mohammed ben abdelah university”. In : *International Journal of Computer Science and Applications* (2015), p. 108.
- [2] I. Perrier R. R. TREMBLAY. *Savoir plus : outils et méthodes de travail intellectuel*. Les Éditions de la Chenelière inc, 2006.
- [3] RITHME CONSULTING. *Méthodologie de mise en place du processus de data mining*. 2017. URL : <http://www.rithme.eu/?m=resources\&p=dmmethod\&lang=fr> (visité le 29/04/2017).
- [4] K. MULENDA. “cours d’intelligence artificielle et systèmes experts”. inédit FSTA ULPGL. juin 2016.
- [5] Mark A. Hall IAN H. WITTEN Eibe Frank. *Data Mining Practical Machine Learning Tools and Techniques*. USA : Morgan Kaufmann Publishers, 2011, p. 1.
- [6] DHAKSHAYANI N. *What is the difference between data mining, artificial intelligence and machine learning ?* Sous la dir. de QUORA. Answer To quora Question. URL : [url{https://www.quora.com/What-is-the-difference-between-data-mining-artificial-intelligence-and-machine-learning}](https://www.quora.com/What-is-the-difference-between-data-mining-artificial-intelligence-and-machine-learning).
- [7] M. BATER. *Learning Data mining with R*. Mumbai : Pack publish, 2015, p. 10.
- [8] Djazia CHAMI. “Une plate forme orientée agent pour le data mining”. Thèse de doct. Université de Batna 2, 2010.
- [9] SHARP SIGHT LABS. *What is the difference between machine learning, statistics, and datamining ?* Sous la dir. de SHARP SIGHT LABS. http://www.sharpsightlabs.com/difference-machine-learning-statistics-data-mining/?utm_content=bufferf9474&utm_medium=social. Accessed : 2016-05-16.
- [10] Gongsun L. *What is the difference between data mining, statistics, machine learning and AI ?* Sous la dir. de STACKEXCHANGE. Answer To StackExchange Question. URL : [url{https://stats.stackexchange.com/questions/5026/what-is-the-difference-between-data-mining-statistics-machine-learning-and-ai}](https://stats.stackexchange.com/questions/5026/what-is-the-difference-between-data-mining-statistics-machine-learning-and-ai).
- [11] Andrew NG. *Stanford CS229 -Machine Learning -Ng*. <https://www.coursera.org/learn/machine-learning>. Accessed : 2016-11-23 au 2016-12-05. 2011.
- [12] Bishop C. *Neural networks for pattern recognition*. Oxford : Clarendon Press, 1995.
- [13] Alexandre KOWALCZYK. *SVM Tutorial*. <http://www.svm-tutorial.com/>. Accessed : 2016-12-6. 2014.
- [14] Eric KIM. *Everything You Wanted to Know about the Kernel Trick*. http://www.eric-kim.net/eric-kim-net/posts/1/kernel_trick.html. Accessed : 2016-12-09. 2011.

- [15] M.Saerens C. DECAESTECKER. *Les arbres de décision (decision trees)*. Belgique : inédit ULB, 2006, p. 1.
- [16] ANALYTICS VIDHYA CONTENT TEAM. *A Complete Tutorial on Tree Based Modeling from Scratch (in R & Python)* MACHINE LEARNING PYTHON R. 2016. URL : <https://www.analyticsvidhya.com/blog/2016/04/complete-tutorial-tree-based-modeling-scratch-in-python/> (visité le 27/03/2017).
- [17] Leo BREIMAN. “Random forests”. In : t. 45. 1. Springer, 2001, p. 5–32.
- [18] Laure J. *Guide Pratique Parents*. Paris, 2015, p. 10.
- [19] Bruno Racine. et al S. *Rapport haut conseil d’éducation*. Paris : inédit, 2008.
- [20] ANNIE TARDIF. *L’orientation scolaire et professionnelle pour la réussite des élèves handicapés ou en difficulté*. Québec : inédit, 2008.
- [21] J. Guichard et M. HUTEAU. *Psychologie de l’orientation*. Paris : Dunod, 2009.
- [22] P ANDREANI F. et LARTIQUE. *L’Orientation des élèves*. Paris : A. Colin, 2006.
- [23] A. DELVAUX J.P. et BRUYNEEL. *L’orientation à l’entrée des universités congolaises*. Kinshasa : Univ. de Kinshasa, 1971.
- [24] Aurélien GÉRON. *Hands-On Machine Learning with Scikit-Learn and TensorFlow*. O’Reilly Media, Inc., March 2017.
- [25] SUNIL RAY. *Guide to Data Exploration*. 2016. URL : <https://www.analyticsvidhya.com/blog/2016/01/guide-data-exploration> (visité le 27/05/2017).
- [26] Fabian PEDREGOSA et al. “Scikit-learn : Machine learning in Python”. In : *Journal of Machine Learning Research* 12 (2011), p. 2825–2830.
- [27] Rubin D.B. LITTLE R.J.A. *Statistical Analysis with Missing Data*. John Wiley, 1987.
- [28] Nilesh SH. *Fuzzy Group By, Grouping Similar Words*. Sous la dir. de Stack EXCHANGE. Answer To StackOverflow question. URL : <https://stackoverflow.com/questions/11535483/fuzzy-group-by-grouping-similar-words>.
- [29] William BECKER. “Uncertainty propagation through large nonlinear models”. Thèse de doct. University of Sheffield, 2011.
- [30] Rapaio P. *Strings as features in decision tree/random forest*. Sous la dir. de Stack EXCHANGE. Answer To datascience stack-exchange question. URL : <https://datascience.stackexchange.com/a/5229/30464>.
- [31] In :
- [32] Prasanna S. *Probability And Mathematical Statistics*. Louisville, KY 40292 USA : Department of Mathematics, University of Louisville, 2005.
- [33] Matthieu CORNEC. “Probability bounds for the cross-validation estimate in the context of the statistical learning theory and statistical models applied to economics and finance”. Thèse de doct. Université de Nanterre-Paris X, 2009.

Table des matières

Epigraphe	i
In Memoriam	ii
Dédicaces	iii
Remerciements	iv
Résumé	v
Abstract	vii
Sigles et Abréviations	viii
Introduction	2
0.1 Problématique	2
0.2 Intérêts et Motivations du Sujet	2
0.3 Hypothèses de Travail	3
0.4 Objectifs du travail	3
0.5 Méthodes et Techniques de Recherche	3
0.6 Subdivision du travail	3
1 Généralités sur le DataMining	5
1.1 Définitions	5
1.1.1 L'intelligence Artificielle	5
1.1.2 Le Machine Learning	6
1.1.3 Le DataMining	6
1.1.4 Différence entre le DataMining , le Machine Learning, ainsi que les statistiques . [6] [9] [10]	6
1.2 Différentes Techniques du Machine Learning [11]	7
1.2.1 Régression Linéaire	8
1.2.2 Régression Logistique	11
1.2.3 Le Réseaux des Neurones	16
1.2.4 Support Vector Machine - SVM [13]	21
1.2.5 Arbres des Decisions [15] [16]	25
1.3 Méthodologie de mise en place du processus de data mining[3]	28
2 Analyse du domaine de l'orientation [18] [19] [20] [21] [22]	30
2.1 Généralités sur l'orientation des étudiants	30
2.2 Présentation du service de l'orientation des étudiants	31

2.3	Etude des procédures d'orientation	32
2.4	Etudes des documents utilisées	33
2.5	L'orientation à l' ULPGL /GOMA [23]	35
3	Présentation et Exploitation des Données Obtenues	36
3.1	Introduction	36
3.2	Identification des Données et des Variables	37
3.3	Préparation des Données	38
3.3.1	Données en entrée : <i>Inputs</i>	40
3.3.2	Données en sortie : <i>Outputs</i>	44
3.4	Analyse des données	46
3.4.1	Analyse Uni-Varié	46
3.4.2	Analyse Bi-variée	50
3.5	Conclusion	63
4	Élaboration et évaluation du modèle de prédiction	64
4.1	Préparation des données pour l'exécution des algorithmes	65
4.1.1	Encodage des Variables One Hot	66
4.1.2	Normalisation	66
4.1.3	Échantillonnage [31]	66
4.2	Élaboration et Évaluation du Modèle de Prédiction au sein de Chaque faculté	67
4.2.1	Techniques D'évaluation	67
4.2.2	Résultat des différents algorithmes par faculté	68
4.2.3	Conclusion	70
	Conclusion	73

Table des figures

1.1	Régression Linéaire avec une variable	8
1.2	Régression Polynomiale avec un polynôme de degré 2	9
1.3	Variation de J en fonction du nombre des itérations	10
1.4	Fonction Sigmoidale	11
1.5	Frontière de décision pour la Régression Logistique à 2 variables	12
1.6	Erreur pour la régression logistique	13
1.7	a : Sous-apprentissage et c : Sur-apprentissage avec la régression linéaire . .	14
1.8	Overfitting et Underfitting avec la régression logistique	15
1.9	Un Neurone Naturel	16
1.10	un Perceptron ou Unité de traitement	17
1.11	un réseau des neurones complets avec 2 hidden layers	17
1.12	Réseaux des neurones avec des unités d'activation	18
1.13	Différentes frontières de décision possibles	21
1.14	Problème de SVM en 2 dimesions	22
1.15	Données non séparable linéairement	23
1.16	Données non séparable linéairement dans R^2 mais qui le devient dans R^3 avec $\phi(x_1, x_2) = (x_1, x_2, x_1^2 + x_2^2)$	23
1.17	Data mining process model	28
3.1	Étapes de la phase d'exploration des données	37
3.2	Box Plot Attribue Diplôme Pourcentage	43
3.3	Box Plot Attribue Age	43
3.4	Techniques d'exploration des données en entré	46
3.5	Graphiques de l'attribue age	47
3.6	Graphiques de l'attribue du Pourcentage à l'examen d'état	48
3.7	Distribution du sexe des étudiants	48
3.8	Différente statut de l'école de provenance	48
3.9	l'option suivie à l'école secondaire	49
3.10	les écoles de provenances	49
3.11	les provinces de provenances des étudiants	50
3.12	les Facultés	50
3.13	distribution des ages au sein des différentes facultés	53
3.14	distribution des pourcentage au sein des différentes facultés	53
4.1	sckit-Learn Algorithm cheat sheet	64
4.2	étapes à suivre pour l'élaboration du modèle d'apprentissage	65

Liste des tableaux

3.1	Bref aperçu de notre ensemble d'apprentissage	39
3.2	Statistiques Des Données avec Valeurs manquantes et abberantes	42
3.3	Sortie Pour Chaque Année Académique	44
3.4	Sortie Chaque étudiant avec des Ratio	45
3.5	Statistiques Des Données	47
3.6	Analyse ANOVA Age - faculté	52
3.7	Analyse répartition de la moyenne de l'age et pourcentage dans les facultés	52
3.8	Analyse ANOVA pourcentage - faculté	53
3.9	test chi carrée entre nos différentes variables et la faculté	54
3.10	Analyse entre les données d'entre et la donnée de sortie le CGPA en Faculté de Médecine	56
3.11	Analyse entre les données d'entre et la donnée de sortie le CGPA en Faculté de Technologie	57
3.12	Analyse entre les données d'entre et la donnée de sortie le CGPA en Faculté de d'économie	58
3.13	Analyse entre les données d'entre et la donnée de sortie le CGPA en Faculté de Droit	59
3.14	Analyse entre les données d'entre et la donnée de sortie le CGPA en Faculté de Santé	60
3.15	Analyse entre les données d'entre et la donnée de sortie le CGPA en Faculté de Psychologie	61
3.16	Analyse entre les données d'entre et la donnée de sortie le CGPA en Faculté de Théologie	62
4.1	Résultat des Algorithmes 1 ere iteration	69
4.2	Résultat des Algorithmes	71