DataExplorationDraft1

July 13, 2017

1 Presentation et Exploitation des Données

Dans ce chapitre nous allons exploités les données mise en notre disposition par les autorités de l'ULPGL. Celles-ci sont issues du système d'information UAT (Univeristy Administrative Tool) et pour des raisons de confidentialité nous n'avons pas eu accès a toute la base des données nous avons juste fais une requete des donnes dont nous avons besoin pour notre étude et l'administrateur a executé une requete vers sa base des données et nous a fourni les données dont nous avions besoin pour l'etude sous forme d'un fichier csv (commat separted values). Comme souligné dans le chapitre premier ce chapitre se basera sur la methodologie CRISP-DM elle sera subdivisé en differentes sections: - L'exploration et la preparation des donnéés - selection des algorithmes et leur execution - l'amelioratrion et optimisation des algorithmes source : Sklean Handbook Appendix 2

1.1 Exploration et la preparation des donness données

source : https://www.analyticsvidhya.com/blog/2016/01/guide-data-exploration/ SUNIL RAY , JANUARY 10, 2016

les specialites affirment que 70-80 % du temps consacré à un projet dataMining est alloué à la phase de l'exploration et la preparation des données , il n' ya pas des racourcis pour cette phase et si on l'a pas bien effectué nous risquons de nous retouver entrain d'ameliorer 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 .

1. Les Etapes de la phase d'exploration ét la preparation des donnes Certaines des ces étapes sont mentionées sur la figure suivante ; source: http://www.saedsayad.com/data_mining_map.htm

En bref l'exploration des données consiste à se plonger dans le passée pour prédire l'avenir .Souvenenons nous que la qualité de notre entré determine la qualité de notre sortie, ces phases nous permettent d'ameliorer 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
- Traitement des valeur maquantes
- Traitement des deviations ou outliers

- Transformation des variables
- creation des nouvelles variables

Comme nous l'avons soulignées dans le chapitre 1 ce processus est un processus iteratif et incremetale nous executerons cette phase 2 a 5 fois ou plus en vue d'avoir un bon modele

1.2 Identification des Données et des Variables

Comme soulignées dans la phase d'introduction les données mise à notre disposition sont sous format csv et nous alons utilisé la librarie pandas de python pour faire l'analyse , nous utiliserons aussi d'autres libraies qui nous permetrons de faire les statistiques ainsi ques les visualisations :

voici le code pour charger le librairies.

Nous venons de charger les donnes et nous pouvons remarquer à quoi ils ressemblent

```
Out[52]: (9606, 18)
```

Nous remarquons que les données sont stocké dans un e structure de type matricielle appelé dataframe. source : https://pandas.pydata.org/pandas-docs/stable/dsintro.html#dataframe

un DataFrame selon la documentation officielle de pandas est une structure des données bidementionnel avec des colonnes des données des differentes types . Il peut etre compareé à une feuille de calcul excel ou une table dans SQL

la commande dataset.shape nous a permis de dire que notre emsemble d'apprentissage de depart comprend 9606 lignes et 22 colones ! Analysons de plus pret les colones

```
Out[6]: Index([u'IDENTIFICATION', u'BIRTHDAY', u'NAME', u'DIPLOMDATE', u'DIPLOMTYPE',
               u'DIPLOMMENTION', u'DIPLOMPERCENTAGE', u'DIPLOMSECTION',
               u'DIPLOMOPTION', u'DIPLOMPLACE', u'SCHOOL', u'SCHOOLPROVINCE',
               u'SCHOOLCODE', u'SCHOOLSTATUS', u'ACADYEAR', u'PERC1', u'MENT1',
               u'PERC2', u'MENT2', u'FAC', u'OPT', u'PROM'],
              dtype='object')
```

chaque ligne comprend les information d'un étudiant pour une année Academique

1 IDENTIFICATION : contient une identification unique et anonyme d'un étudiant les noms et les matricules reeles des étudiants on éé cachées pour des raisons de confidentialites

2 BIRTHDAY : contient la date de naissance de chaque étudiant

3 NAME : contient le sexe de chaque étudiant

4 DIPLOMDATE : L'anné d'optiention du diplome

5 DIPLOMTYPE : le type de diplome

6 DIPLOMMENTION : mention de diplome

7 DIPLOMPERCENTAGE: le pourcentage du diplome

8 DIPLOMSECTION: la section du diplome

9 DIPLOMOPTION : l'option

10 DIPLOMPLACE : l'endroit d'optention du diplome

11 SCHOOL : l'ecole de provenance

12 SCHOOLPROVINCE : la province de provenance

13 SCHOOLCODE : code de l'ecole

14 SCHOOLSTATUS : le status de l'ecole (privaté , publique , conventioneé ,..)

15 ACADYEAR : l'annéé academique '

16 PERC1 : poucentage en premiere session

17 MENT1 : mention en premier session
18 PERC2 : pourcentage en seconde session
19 MENT2 : mention en seconde session
20 FAC : la faculté
21 OPT : l'option
22 PROM : la promotion

Comme nous pouvons le constater les colonnes 1-14 regrogent les informations que chaque étudiant donné à son instcription , ils constituerons nos variables d'entres les restes seronts utilisées pour constituer notre variable de sortie

Nous l'avons aussi signales que chaque ligne comprend les information d'un étudiant pour une année academique . Pour mener bien notre anyse nous alons grouper les information de chaque etudieant en une lignee

nos données seront groupé selons les variables d'entrees ensuites les donnés de sorties serot groupes selon une fonction d'aggregation predefinie

Nous allons premierement faire une analyse univarié sur les données en entrees !

Avant la phase de traitement des donnés regardons notre ensemble pour enlever les colonnes sans informations consoiderables.

Nous avons ecrit une function qui nous donnes un pourcentrage des valeurs maquantes pour chaque collones et de prime à bord nous allons supprimer certaines colonnes qu ne comportent pas des informations.

```
Out[6]: BIRTHDAY             0
        DIPLOMDATE          98
        DIPLOMPLACE         98
        SCHOOLSTATUS         0
        DIPLOMPERCENTAGE     0
        SCHOOLPROVINCE       0
        FAC                  0
        ACADYEAR             0
        DIPLOMMENTION       99
        SCHOOLCODE          70
        PERC1               55
        PERC2               36
        DIPLOMOPTION         0
        OPT                  0
        SCHOOL               5
        NAME                 0
        DIPLOMSECTION        0
        MENT1                0
        PROM                 0
        MENT2               24
        IDENTIFICATION       0
        DIPLOMTYPE           0
        Name: % of missing, dtype: int64
```

Avec cette table nous remarquons que 4 colones ne nous servirons à riens dans la suite car elles disposent de plus de 70 % des valeurs maquantes et nous devons les suprimées avant de continuer notre analyse

Nous pouvons remarquer que notre ensemble d'apprentissage change de dimenssion et (7216,22) à (7216,18)

```
Out[16]: (9606, 18)
```

```
Out[13]: Index([u'IDENTIFICATION', u'BIRTHDAY', u'NAME', u'DIPLOMTYPE',
                u'DIPLOMPERCENTAGE', u'DIPLOMSECTION', u'DIPLOMOPTION', u'SCHOOL',
                u'SCHOOLPROVINCE', u'SCHOOLSTATUS', u'ACADYEAR', u'PERC1', u'MENT1',
                u'PERC2', u'MENT2', u'FAC', u'OPT', u'PROM'],
               dtype='object')
```

les colonnes en entrée deviennent les 10 premiers colonnes

Pour une premiere approche nous allons grouper notre ensemble en fonction des données en entré et ensuite ecrire une functuion qui va groupper les donnes de sortie

```
Out[35]: (9606, 18)
```

voici la function qui va grouper les données de sortie

```
Out[37]: (4715, 8)
```

apres groupement en fonction des matricules nous venons de remarquer que notre ensemble comprend 4715 rows et 18 columns et c'est sera notre ensemble pour notre étude

cette ensemble est subdivisé en variables d'entré et variables de sortie!

```
Out[24]: (4715, 10)
```

Nous allons afficher notre ensemble d"enntre et de sortie ici

Nous venons de finir avec la presentation des nos données nous allons maintenant debuter avec la phase d'analyse promremendite des donnés que nous avons en entré et ensuite nous fairons une analyse des données en sortie en enfin analyse les donnes des sortie combinées à celles des données ?

1.2.1 Analyse des données

Cette phase comprend une analyse statistique bivarié et univarié nous visualiserons les résultat à l'aide des graphiques . Dans cette partie nous utiliserons beaucoup plus la statistique descriptives et inferentielle.

Comme nous pous pouvons le remarquer notre ensemble d'apprentissage comprend à la fois des données numeriques (continues) ainsi que des données discrètes categories. voici comment nous allons procèder

Statistique Descriptive

1. variable Numériques ou continues : Pour les données continues nous allons essayer de comprendre la tendence et la dispertion des nos variables .les metriques utilisées sont sur la figure suivante: En bréf nous allons éxaminer le moyenne , le mode , l'ecart-type et la variance , nous conterons aussi les variables nous fairons les visualisations avec des boxplot! cette étape nous sera aussi utile dans le traitement des valeur maquantes et des outliers!
2. variable categorielle ou quantitative Pour les données discrètes nous aloons les tables des frequences pour comprendre la distrubution de chaque categorie nous pour aussi voir le pourcentage de chaque categorie , les histogrammes et bar chart seront utilisées.

Analyse Bivariée 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 anlyser nous allons essayer de voir la relation existant entre le choix de la faculté de le pourcentage du diplome à l'exetat. Elle se deroule en 4 étapes : - Définition de la nature des rélations - Identification et direction des rélations - Determination si la relation est important du poinr de vue statistique(Intervalle de confiance) - Detarmination de La force de relation

Source: Becker, William. Uncertainty propagation through large nonlinear models. Diss. University of Sheffield, 2011. de Smith, M. J. "STATSREF: Statistical Analysis Handbook-a web-based statistics." (2015).

Nous effecurons cette analyse à 3 niveau : 1. Variables Continues et categorielle ou quantitatives Pour effectuer cette analyse nous utiliserons le test ANOVA (Analyse of variance):

[formule et decision] 2. variable Categorielles et Cateorielles

Pour ces types des données nous allons effectué 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.

Ho - 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 considére 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. [Inserrer la formule]

3. Variables Continues et Continues

Pour les variables continues on utilise cherche la correlation et pour notre travail nous allons utilisée le coeficient de correlation 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 mutiples librairies pour effectuer ces genres d'analyse.

Commencons par l'analyse des données univariés sur les variables d'entré

```
<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
RangeIndex: 4038 entries, 0 to 4037
Data columns (total 10 columns):
IDENTIFICATION      4038 non-null int64
BIRTHDAY            4038 non-null object
NAME                4038 non-null object
DIPLOMTYPE          4038 non-null object
DIPLOMPERCENTAGE    4038 non-null float64
DIPLOMSECTION       4038 non-null object
DIPLOMOPTION        4038 non-null object
SCHOOL              4038 non-null object
SCHOOLPROVINCE      4038 non-null object
```

```
SCHOOLSTATUS        4038 non-null object
dtypes: float64(1), int64(1), object(8)
memory usage: 315.5+ KB
```

Nous remarquons que nous données en entré dispose des 10 colones avec variables quantitatives et qualitatives,

1. Variables continues

a. Attribue Date

Type: String

Pour nous faciliter la tache nous allons remplacer la date de naissance de chaque individu par son age a ce moment ci et ainsi obtenit un attribue continue de plus.

Valeurs Maquantes : Oui , ils sont causées par des erreurs à l'entré

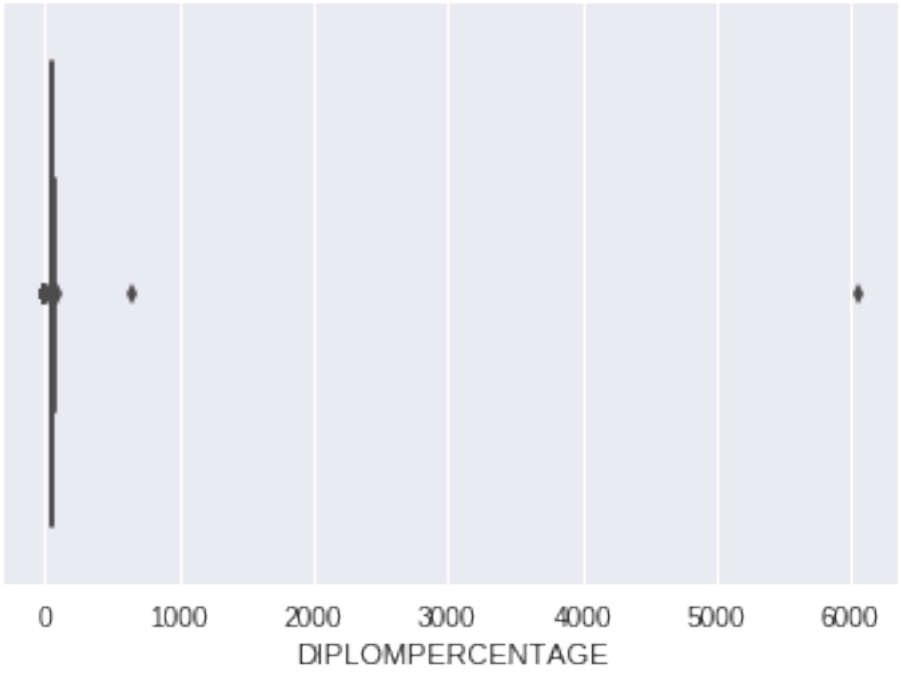
```
Out[24]: 7
```

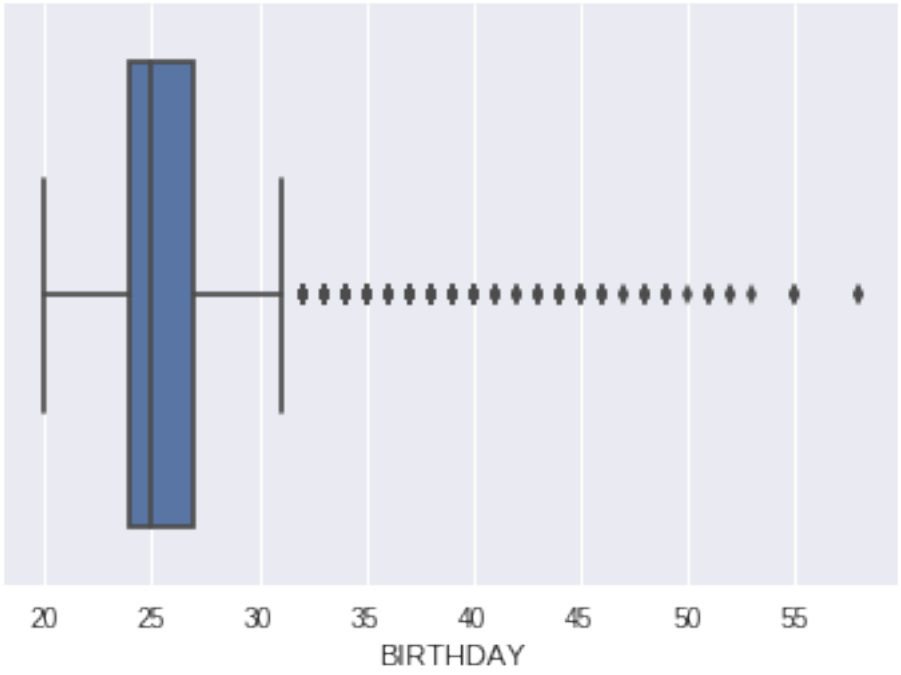
```
Out[73]: 4038
```

```
Out[76]: 0
```

Solution : Ils sont remplace par la moyenne comme leur proportion est insignifiant

Ce tableau decrit toutes les informations possibles sur les données continues et de prime à bord nous sommes à mesure de constater certaines incoherences sur les diplome percentage qui on un maximun de 6053 et un minimum de 0 qui est vraiment impossible car le diplome en RDC doi etre compris entre 50 et 100 % !Nous allons visualisé ces inchoherence de plus prêt avec des boxplots.

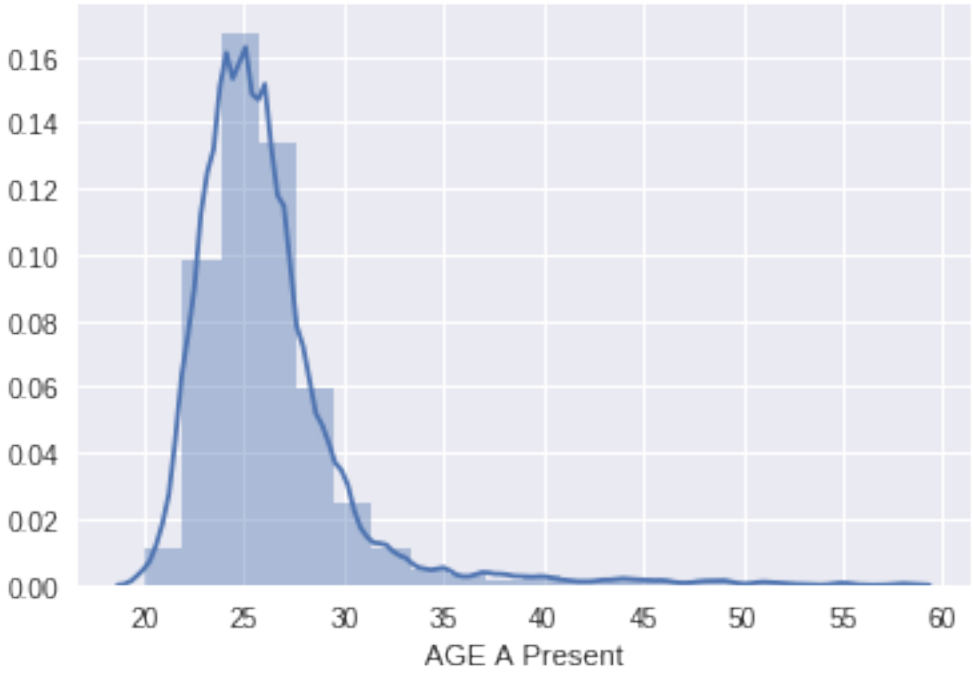




Au vu de ces courbes nous remarquons que l'attribue diplome percentage dispose de beaucoup des deviations.

Mais l'attribue Bithday a une distribution presque normale

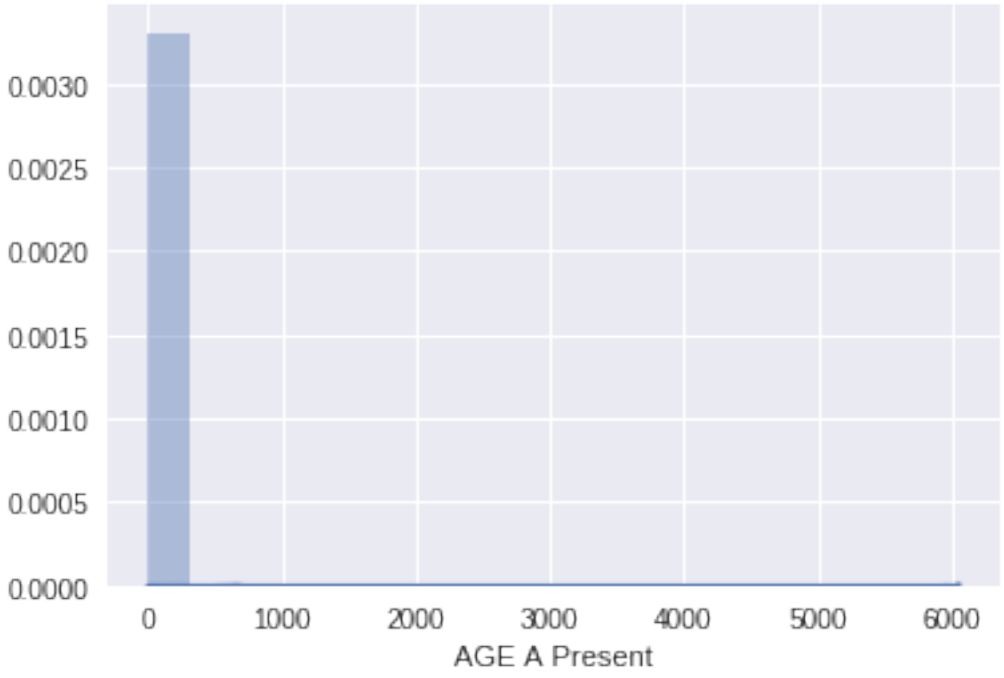
```
Out[36]: <matplotlib.axes._subplots.AxesSubplot at 0x7fb771ca6410>
```



Nous pouvons facilement voir que l'age a une distribution presque normale. NB: change norm hist to 1 to see count

regardons de plus pret celui du diplome percentage

```
Out[128]: <matplotlib.axes._subplots.AxesSubplot at 0x7f1a8e854150>
```



A cause des dispertions nous ne pouvons pas bien visualis la distribution. essayons d'isoler les distibution pour voir de plus prét les données .

```
Out[98]: 34
```

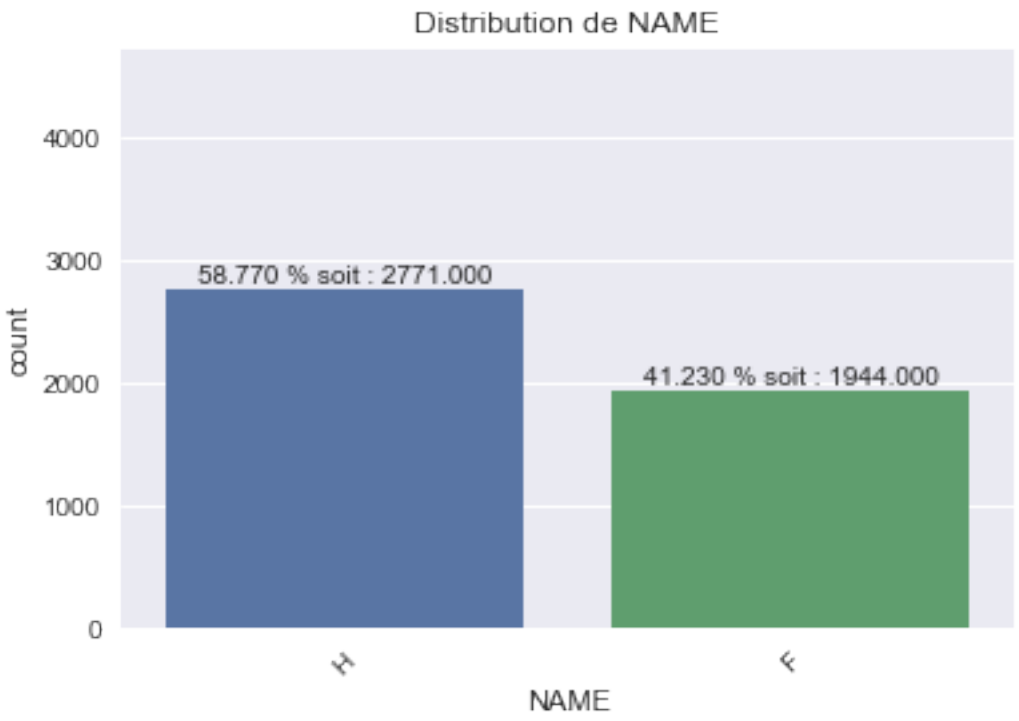
Nous remarquons que nous avons 29 échantillons avec des valeur hors normes nous allons les normaliser dans la phase de préparation

Variables qualitatives ou categorieles Pour chaque attriblue nous alons faire de count plot voir les diffrerents valeurs

```
Out[37]: ['BIRTHDAY',
          'NAME',
          'DIPLOMTYPE',
          'DIPLOMSECTION',
          'DIPLOMOPTION',
          'SCHOOL',
          'SCHOOLPROVINCE',
          'SCHOOLSTATUS']
```

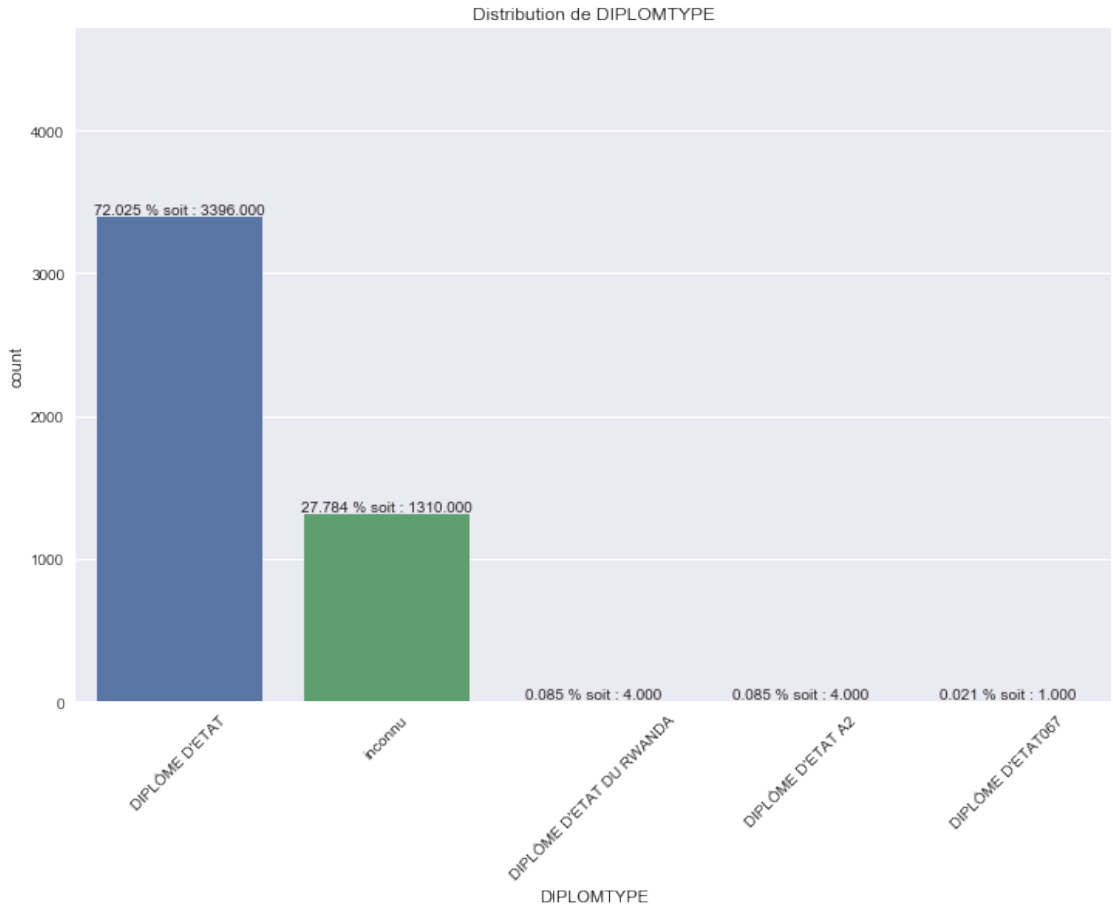
```
Out[39]: H    2771
         F    1944
         Name: NAME, dtype: int64
```

Nous pouvons remarqué facilement avec cete comande la repartition des sexes!



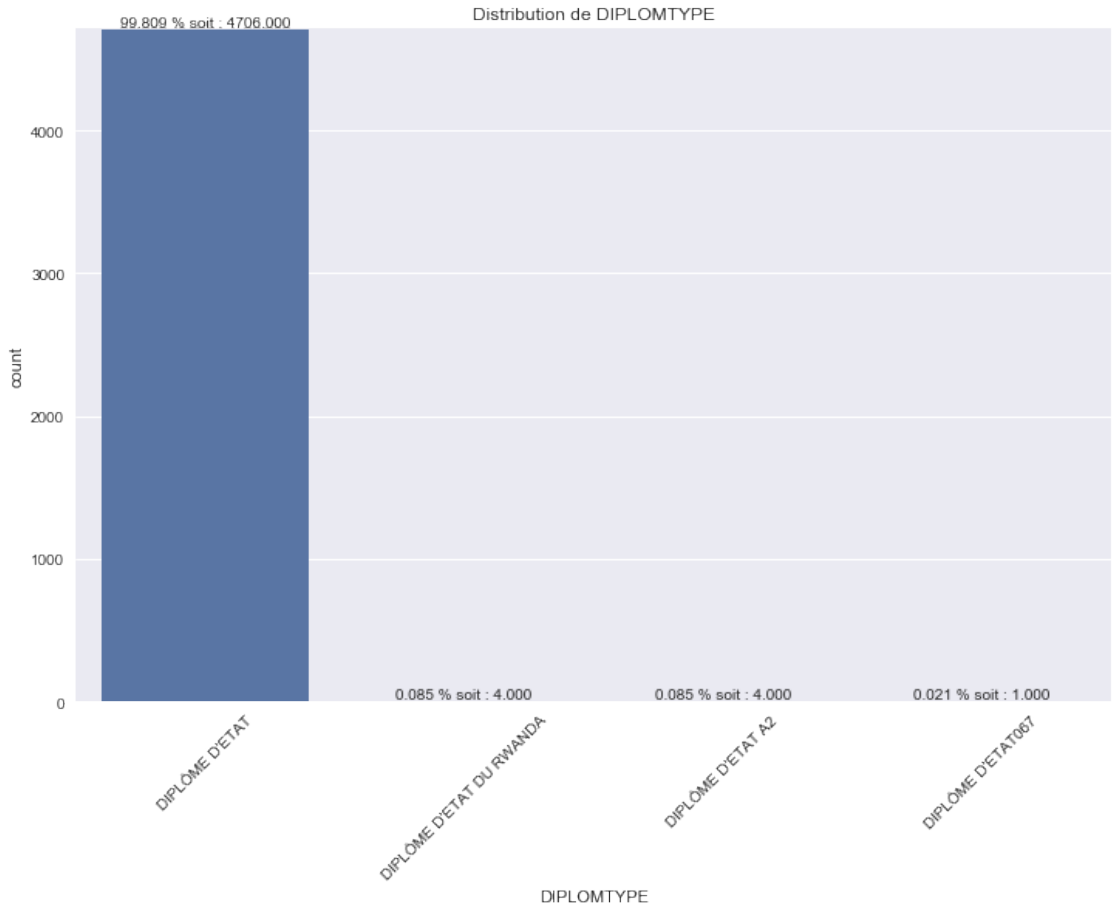
Voici la repartition de sexes dans notre ensemble d'apprentissage on peut aisement constater qu'il n'est pas si desequilibré que ça!, le genre est vraiment respecté avec 41% dés nouveaux étudiant etant de sexe feminin.

Attribue : Diplome Type



Nous pouvons remarquer que notre dataset contient plus de 70% d'element avec le diplome d'etat et 26 avec un diplome type inconue nous allons traaiter cela à la suite et quelque echantillon avec des diplomes du Rwanda et d'autre avec des anciens diplomes, les individus dont le diplomé type sont inconu serons consideré comme diplome d'etat, donc nous pouvons le remplacer par le diplome d'etat.

```
Out[50]: DIPLÔME D'ETAT              4706
         DIPLÔME D'ETAT A2              4
         DIPLÔME D'ETAT DU RWANDA       4
         DIPLÔME D'ETAT067              1
         Name: DIPLOMTYPE, dtype: int64
```



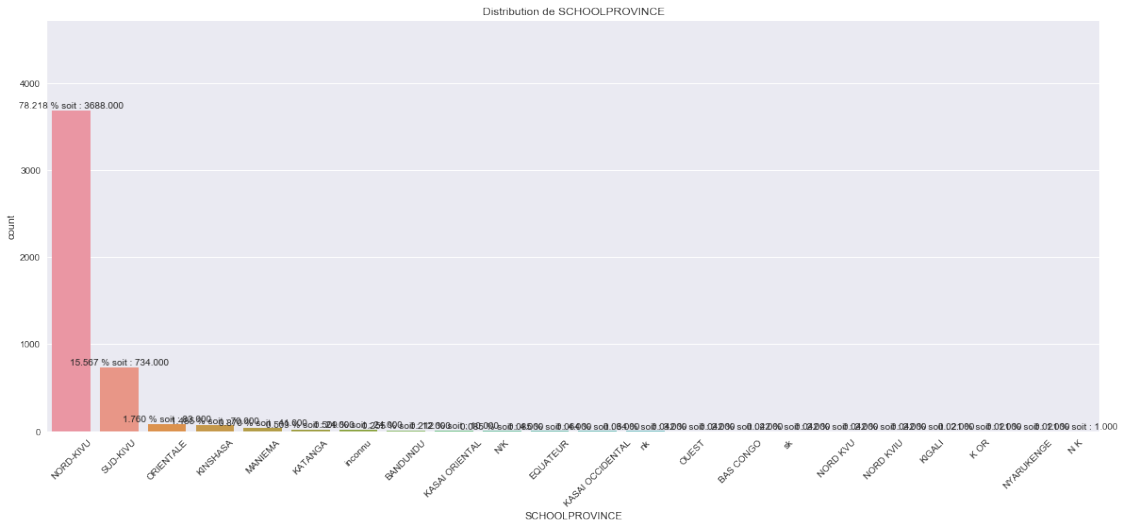
Attribue Diplome option et Diplome Section

```
Out[104]: 90
```

Nous avons plus de 90 sections

une chose importante à remarquer au niveau des attribues 'DIPLOMOPTION' et 'DIPLOMSECTION' sont tres desorganisées il faut bien les oragniées dans la phase de préparation des données

Attribue School Province



Avec cette image nous pouvons aisement constater que 63 % des étudaints de l'ulpgl proviennent de la province du nord kivu mais il ya une autre categorie qui provient du sud KIVu soit 15%

Attribue SCHOOL ET SCHOOL STATUS

Pour une bonne visualisation on peut prealablement transformer les colones en minuscule

Nous avon un attribue avec 1285 categories differentes ... Nous devons les analyser en details

```
Out[46]: inconnu         3833
         catholique       289
         protestant       260
         privé            170
         publique         152
         musulman           6
         kimbanguiste       3
         autodidacte        2
         Name: SCHOOLSTATUS, dtype: int64
```

ces attribues aussi necessite un nettoyage et une bonne reparation

Nous allons creer une branches à part pour le traitement de ces valeurs pour les diplomes section et diplome option

```
Out[47]: ['IDENTIFICATION',
          'BIRTHDAY',
          'NAME',
          'DIPLOMTYPE',
          'DIPLOMPERCENTAGE',
          'DIPLOMSECTION',
          'DIPLOMOPTION',
          'SCHOOL',
          'SCHOOLPROVINCE',
          'SCHOOLSTATUS']
```

les collones que nous allons traiter sont school ,schoolstatus, dilpomesection,diplomeoption

Out[78]:

	IDENTIFICATION	DIPLOMSECTION	DIPLOMOPTION	\
0	45	PEDAGOGIEQUE	PEDA GENERALE	
1	215	SCIENTIFIQUE	MATH-PHYSIQUE	
2	343	SCIENTIFIQUE	MATH PHYSIQUE	
3	356	ECONOMIE ET COMMERCE	ECONOMIE	
4	429	TECHNIQUE	COMMERCIALE ET ADMINISTRATIVE	

	SCHOOL	SCHOOLSTATUS
0	INSTITUT MAENDELEO	inconnu
1	INSTITUT VUNGI	inconnu
2	INSTITUT FARAJA	inconnu
3	ESISE/GISENYI	inconnu
4	C,S, UMOJA	inconnu

Nous allons sauvergarder cet nouveau dataframe dans un fichier csv et creer une notebook à part pour le traitement et le raffinement de ces collones

Nettoyage des attribues bruitées Nous avons pu remarquer dans la phase de precedante que certaines attribues ont des valeurs très desorganisées et vraiment dispersé et ce qui a une mauvaise influance sur le calcul de l'entropie et ainsi sur les algorithmes du Machine Learning . Nous pouvons aisement constater que ce problèmes est du à des fautes d'orthographes commise lors de la phase de saisie des données et ainsi pour countinues nous devons essayer de corriger ces erreurs et bien organisé les données . Voyons d'abord en chiffre comment cela se presente

Attribue Diplomes sections

Out[42]: 101

Avec cette commande nous remarquons que cette attribue dispose de 101 valeurs disctinctes qui c'es qui es impossible pour la valeur de diplome section

voyons un peu en details ce qui contient cette attribue

Dans cette simple description nous remarquons que les valeurs on été mal saisi comme par example les valeurs suivantes : 'TECSC', 'Techniqe', 'TECHN IQUE',technique','TCH' qui sont saisie pour la meme et unique section 'techniques' mais avec differentes erreurs d'orthographe

cela n'est qu'un example des differentes valeurs mal orthographiées presente dans notre ensemble d'etude

ce genre d'erreur de notation à pour consequence le fait qu'il font augmenter l'entropie de nos colonnes et ainsi penalisent nos algoritmes surtout lorsqu'on travaille avec les arbres de décisions nous avons procéde à un nettoyage automatique qui a consisté en un groupement des valleurs proches en utilisant la distance de leveinstein :(source : leveinstein) et le cllustering par l'agorithme d'affinity propagation,et ainsi qu'un nettoyage manuelle pour arranger les données à la fin de cette phase nous avons obtenus des données moyenement propres et bien netoyer avec un entropie faibe. Nous pouvons le remarquer dans l'ensemble d'apprentissager suivant que ces données sont bien grouper.

Out[36]:
```
protestant      1370
catholique      1305
```

```
publique          726
inconnu           691
privé             536
autodidacte        44
musulman           38
kimbanguiste        5
Name: SCHOOLSTATUS, dtype: int64
```

```
Out[7]: protestant      1370
        catholique      1305
        publique         726
        inconnu          691
        privé            536
        autodidacte       44
        musulman          38
        kimbanguiste       5
        Name: SCHOOLSTATUS, dtype: int64
```

Nous pouvons maintenant combinner cette ensemble avec notre ensemble d'apprentissage de départ et ainsi continuer nore anlyse univarié poour les collones avce des varaibles qualitatives

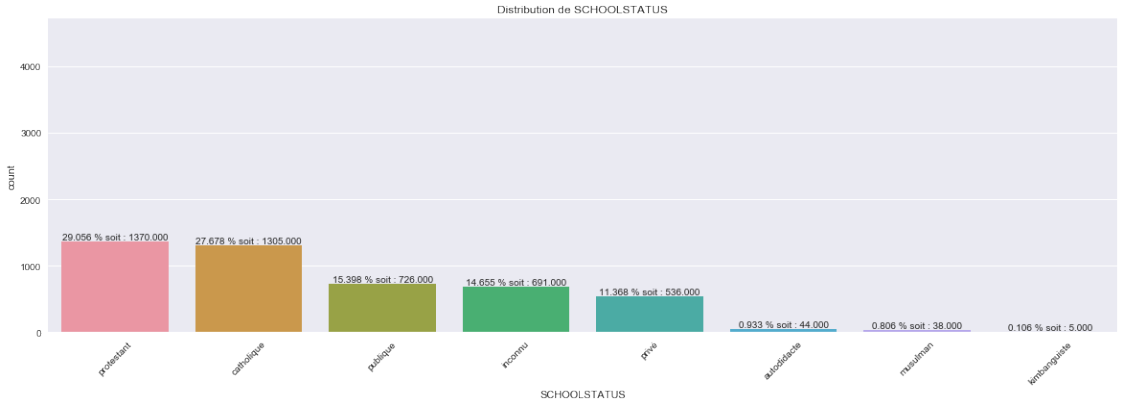
```
Out[162]: protestant      1370
          catholique      1305
          publique         726
          inconnu          691
          privé            536
          autodidacte       44
          musulman          38
          kimbanguiste       5
          Name: SCHOOLSTATUS, dtype: int64
```

Nous allons enfin continuer avec notre anlyser univarié pour les attribues nouvellement nettoyer

```
Out[12]:    IDENTIFICATION DIPLOMSECTION DIPLOMOPTION    SCHOOL SCHOOLSTATUS  \
        0          3895.0         TECHN           ca  i zanner   protestant

          SCHOOL_CORRECT SCHOOL_RIGHT         OPTION_RIGHT
        0         zanner       zanner  commmerciale et adm
```

Attribue SCHOOLSTATUS



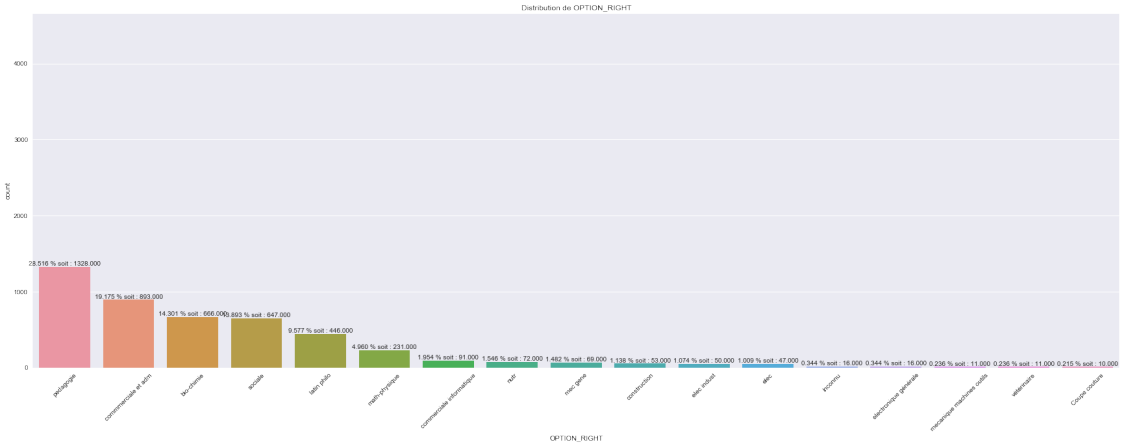
Dans cette figure nous pouvons remarquer aisement que 29% des étudiants proviennent des écoles dites protestantes , 27% viennent des écoles catholiques , 11% des écoles privé , 15 des écoles publiques mais aussi il ya des étudiants venant des autodidactes , ceux provenant des écoles musulmanes et kibanguistes mais en proportion vraiment negligeable

Attribue OPTIONRIGHT Nous allons maintenant nous attaquer à l'attribue option du diplome qui contient les valeurs de l'option du diplome de 'étudaint'

Essayons de voir de plus pret combien des valeur distinctes il dispose

```
Out[32]: 33
```

Nous pouvons aisement remarquer que les étudiants de notre étude proviennent des 33 écoles differentes



Dans cette figure nous pouvons remarquer que la majeure partie des étudiants de notre études proviennent de la section pedagogique avec enivoront 28% ensuite vienne la section commerciale et administrative avec 19% , suivent sociale avec 13%, scientifique bio-chimie avec 14 % ensuite viennent autres differentes options avec des valeurs inferieurs à 5%

Attribut School cette attribue comprend les valeurs de l'ecole de provenance des nos finaliste combiné avec l'attribue school status il joue un role important dans notre étude.

voyons d'abord combien des valeurs differentes il comprend:

```
Out[13]: 594
```

nous pouvons aisement remarquer que les eleves proviennent de 594 écoles differentes dans l'image qui va suivre nous allons visulaise les écoles les plus representées

Nous pouvons remarquer aisement que le top 10 des école de provenance est constituer de grandes écoles de la ville de Goma avec l'insititut metanoia et le college mwanga en tete 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 éecole se partagent le reste de 50%.

Pour finaliser l'analyser univarrié des nos données en entrée nous allons jetter un coup d'oeil sur la colonne Fac qui contient la faculté choisie par l'etudiant.

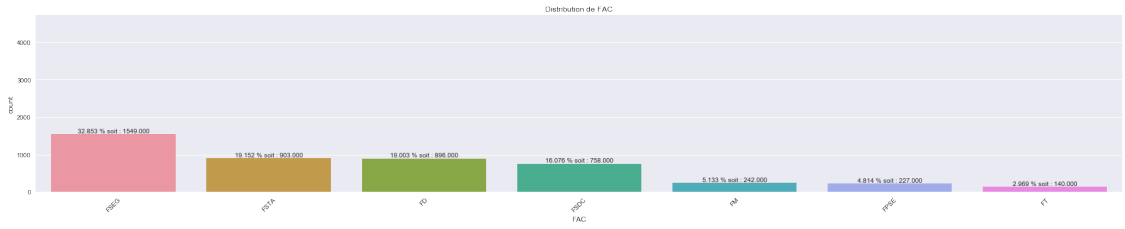
```
Out[8]: Faculté des Sciences Économiques et de Gestion          1549
        Faculté des Sciences et Technologies Appliquées          903
        Faculté de Droit                                         896
        Faculté de Santé et Développement Communautaires         758
        Faculté de Médecine                                      242
        Faculté de Psychologie et des Sciences de l'Éducation    227
        Faculté de Théologie                                     140
        Name: FAC, dtype: int64
```

Nous allons remplacer les non des facultées par leurs abreviations respectifs

```
/Users/espyMur/Desktop/Memory-WorkingDir/memoryVenv/lib/python2.7/site-packages/pandas/core/inde
A value is trying to be set on a copy of a slice from a DataFrame

See the caveats in the documentation: http://pandas.pydata.org/pandas-docs/stable/indexing.html#
  self._setitem_with_indexer(indexer, value)
```

```
Out[10]: FSEG    1549
         FSTA     903
         FD       896
         FSDC     758
         FM       242
         FPSE     227
         FT       140
         Name: FAC, dtype: int64
```



Dans ce tableau nous remarquons la distribution des valeurs pour l'attribue faculté des étudiants: - FSGEG: 32,8% - FSTA : 19,153% - FD :19% - FSDC :16% - FM : 5% - FPSE : 4% - FT :3%

Nous pouvons maintenant passer à l'analyse bi-varié

Statistique Bivariée Dans cette partie nous allons nous allons effectué une analyse bivariée entre les attribues en entrée et les attribues en sortie , pour une premiere approche nous allons faire une analyse entre la faculté choisie et les differentes variables d'entres de notre ensemble d'apprentissage dans la seconde approche nous essayerons de le faire la meme chose pour le autres variables de sortie. voici le differentes combinaisons que nous allons effectuer: 1. FAC-Diplome Province : Pour voir la relation entre la faculté et la province d'origine de l'etudiant 2. FAC-DIPPOURCENTAGE: 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'etudiant et la FAC 4. FAC-DIPLOMEOPTION: Pour voir la relation entre la faculté et l'option du diplome 5. FAC-SEXE: Pour la relation avec le sexe des étudiants 6. FAC-SCHOOL: pour la relation entre l'ecole de provenance la fac 7. FAC-SCOOLSTATUS : pour la relation entre le status de l'ecole de la FAC

FACULTE DIPLOME PROVINCE

1. Definition et Nature de la relation: Nous allons essayer de decouvrir la relation existante entre la province de l'ecole et le choix de ma section
2. Pour determiner le type nous allons utiliser le test de chi-carré qui nous permettra de trouver la force de la cette relation

Notre hypothèse est la suivante est la suivante : il n'yas pas de relation etntre la province du diplome et la section coise

Nous nous somme servie d'une classe specialisé qui contient les methodes qui nous permettrons de conduire notre test statistique

Prèmierement nous allons cherche la table de contigence qui nous montre comment nos valeurs se repartissent en terme des section

```
Out[128]: SCHOOLPROVINCE
          BANDUNDU               2.298197
          BAS CONGO              0.383033
          EQUATEUR               0.766066
          K OR                   0.191516
          KASAI OCCIDENTAL       0.574549
          KASAI ORIENTAL         1.915164
          KATANGA                4.596394
          KIGALI                 0.383033
          KINSHASA              13.406151
          MANIEMA                7.852174
          NORD-KIVU            708.610817
          NYARUKENGE             0.191516
          ORIENTALE             15.895864
          OUEST                  0.383033
          SUD-KIVU             140.956098
          inconnu                4.596394
          Name: FSTA, dtype: float64
```

Dans ces 2 tableau nous avons les differentes tables l'une c'est pour les valleurs observées et l'autre c'est pour les valeurs attendu ainsi avec ces valeurs nous pouvons trouver la valeur du test statistique chi-carrée ensuite la comparée avec notre valeur critique et ensuiste verifier si nous pouvons confirmé ou infimé notre hypothèse nulle

```
Out[124]: ('It indicates that the relationship between the variables is significant at confidenc
           0.95)

Out[125]: 113.1452701425554
```

Notre valeur critique est de 113,14

et notre valeur du test statistique est donnée par :

lorque nous comparons ces 2 valeurs nous remarquons que notre valeur de chi2 est superieur à notre valeur critique et tombe dans la region de rejet de notre hypothèse nulle et ainsi celle est rejetée et ainsi nou 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 predire la faculté choisie.

Mais cette relation est à prendre avec reserve car les données sont inegalement repartie entre les provinces!

Nous pouvons remarquer les résultat des nos analyser dans cette figure.

FACULTE DIPLOMEOPTION

nous allons refaire la meme analyse que pour le point precedant!!

```
Out[147]: OPTION_RIGHT  agrecole  agronomie  batiment  bio-chimie  \
          FAC
          FD                   1          0         0          28
          FM                   1          1         0         111
          FPSE                 0          0         0           4
          FSDC                 1          0         0         117
          FSEG                 1          0         1         156
          FSTA                 5          2         2         244
          FT                   0          1         0           6

          OPTION_RIGHT  commerciale informatique  commmerciale et adm  construction  \
          FAC
          FD                                  12                   62             0
          FM                                   4                    5             0
          FPSE                                 0                    2             0
          FSDC                                 1                   31             0
          FSEG                                63                  724             3
          FSTA                                11                   59            48
          FT                                   0                   10             2

          OPTION_RIGHT  coupe couture  diet  economie     ...       machine outil  \
          FAC                                           ...
          FD                       3     0         1     ...                   0
          FM                       0     0         0     ...                   0
          FPSE                     2     0         0     ...                   0
          FSDC                    10     2         0     ...                   0
```

```
FSEG                     4     0         1     ...                   0
FSTA                     0     0         0     ...                   7
FT                       0     0         0     ...                   0

OPTION_RIGHT  math-physique  mec gene  mecanique machines outils  nutr  \
FAC
FD                       10         3                         0     1
FM                       13         0                         0    14
FPSE                      2         0                         0     0
FSDC                     11         0                         0    47
FSEG                     42         2                         0     6
FSTA                    149        64                        11     1
FT                        4         0                         0     3

OPTION_RIGHT  pedagogie  relations publiques  secretariat  sociale  \
FAC
FD                  327                    0            0      169
FM                   48                    0            1       27
FPSE                189                    0            0       16
FSDC                290                    0            0      187
FSEG                270                    1            5      184
FSTA                114                    0            2       51
FT                   90                    0            0       13

OPTION_RIGHT  vétérinaire
FAC
FD                     0
FM                     4
FPSE                   0
FSDC                   5
FSEG                   1
FSTA                   0
FT                     1

[7 rows x 30 columns]
```

Out[148]:
```
OPTION_RIGHT  agrecole  agronomie  batiment  bio-chimie  \
FAC
FD            1.710286   0.760127  0.570095  126.561188
FM            0.461930   0.205302  0.153977   34.182821
FPSE          0.433298   0.192577  0.144433   32.064051
FSDC          1.446872   0.643054  0.482291  107.068505
FSEG          2.956734   1.314104  0.985578  218.798303
FSTA          1.723648   0.766066  0.574549  127.549947
FT            0.267232   0.118770  0.089077   19.775186

OPTION_RIGHT  commerciale informatique  commmerciale et adm  construction  \
FAC
```

```
FD                          17.292895          169.698409     10.071686
FM                           4.670626           45.833722      2.720255
FPSE                         4.381124           42.992789      2.551644
FSDC                        14.629480          143.561824      8.520467
FSEG                        29.895864          293.373701     17.411877
FSTA                        17.427996          171.024178     10.150371
FT                           2.702015           26.515376      1.573701

OPTION_RIGHT  coupe couture      diet  economie     ...       machine outil  \
FAC                                                ...
FD                 3.610604  0.380064  0.380064     ...            1.330223
FM                 0.975186  0.102651  0.102651     ...            0.359279
FPSE               0.914740  0.096288  0.096288     ...            0.337010
FSDC               3.054507  0.321527  0.321527     ...            1.125345
FSEG               6.241994  0.657052  0.657052     ...            2.299682
FSTA               3.638812  0.383033  0.383033     ...            1.340615
FT                 0.564157  0.059385  0.059385     ...            0.207847

OPTION_RIGHT  math-physique   mec gene  mecanique machines outils       nutr  \
FAC
FD                43.897349  13.112195                  2.090350  13.682291
FM                11.856204   3.541463                  0.564581   3.695440
FPSE              11.121315   3.321951                  0.529586   3.466384
FSDC              37.136373  11.092683                  1.768399  11.574973
FSEG              75.889502  22.668293                  3.613786  23.653871
FSTA              44.240297  13.214634                  2.106681  13.789183
FT                 6.858961   2.048780                  0.326617   2.137858

OPTION_RIGHT   pedagogie  relations publiques  secretariat     sociale  \
FAC
FD            252.362248             0.190032     1.520255  122.950583
FM             68.160339             0.051326     0.410604   33.207635
FPSE           63.935525             0.048144     0.385154   31.149311
FSDC          213.493955             0.160764     1.286108  104.013998
FSEG          436.282503             0.328526     2.628208  212.556310
FSTA          254.333828             0.191516     1.532131  123.911135
FT             39.431601             0.029692     0.237540   19.211029

OPTION_RIGHT  vétérinaire
FAC
FD               2.090350
FM               0.564581
FPSE             0.529586
FSDC             1.768399
FSEG             3.613786
FSTA             2.106681
FT               0.326617
```

```
          [7 rows x 30 columns]

Out[151]: 4155.0246292496686

Out[152]: ' It indicates that both categorical variable are dependent'

Out[153]: 205.77862677980613
```

sur base de ce fait on fait la meme conclusion que pour la province : il ya une relation de dependance entre la section du diplome et la faculté ce qui est loqique car les étudiant en genral se base sur leur option pour chosir leur option

FACULTE SCHOOLSTATUS

nous allons refaire la meme analyse que pour le point precedant!!

```
Out[223]: 304.71578214658456

Out[224]: ('It indicates that the relationship between the variables is significant at confidenc
           0.99)

Out[225]: 66.206236283993221
```

sur base de ce fait on fait la meme conclusion que pour la province : il ya une relation de dependance entre la section du diplome et la faculté ce qui est loqique car les étudiant en genral se base sur leur option pour chosir leur option

FACULTE SCHOOL

```
Out[202]: FAC
          FD      29
          FM       2
          FPSE     0
          FSDC     2
          FSEG    42
          FSTA     3
          FT       0
          Name: zanner, dtype: int64

Out[203]: FAC
          FD      14.822481
          FM       4.003393
          FPSE     3.755249
          FSDC    12.539555
          FSEG    25.625027
          FSTA    14.938282
          FT       2.316013
          Name: zanner, dtype: float64

Out[197]: 6389.4044131161027

Out[198]: ('It indicates that the relationship between the variables is significant at confidenc
           0.95)
```

```
Out[199]: 3697.8815995010605
```

reste à verifier ....
FACULTE SEXE

```
Out[327]:           M          F
          GENDER    F    H   FAC
          FD      356  540   896
          FM      109  133   242
          FPSE    119  108   227
          FSDC    469  289   758
          FSEG    726  823  1549
          FSTA    140  763   903
          FT       25  115   140
```

```
Out[264]: 896
```

```
Out[257]: 4715.0
```

```
Out[171]: 445.85875262024177
```

```
Out[175]: ('It indicates that the relationship between the variables is significant at confidenc
           0.95)
```

```
Out[173]: 12.591587243743977
```

sur base de ce fait on fait la meme conclusion que pour la province : il ya une relation de dependance entre le sexe et la faculté ce qui est loqique car par example en faculté de technologie et teologie on trouve moin des hommes que des femmes

FACULTE - DIPLOME AGE et FACULTE DIPLOME POURCENTAGE

comme ces une des colones dispose des variables continues nous allons utiliser le test ANOVA

ce test nous permmetra de savoir si la noyennne de l'age des étudiants est la meme pour chaque faculté: cela consituera notre hypothèse nulle ,on va cherche la probabilité p est on decidera sur base de cette valeur ! si elle es inferieur à 0.05 on rejetera l'hypothèse nulle

```
Out[314]:               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
```

comme la valeur de PR est inferieur à 0.05 on peut conclure qua la moyenne de l'age n'est pas la meme au sein de chaque faculté

```
Out[320]:       IDENTIFICATION  DIPLOMPERCENTAGE        AGE
          FAC
          FD       8837.433036         56.151372  24.771205
          FM      10887.719008         59.434420  21.487603
          FPSE     8417.453744         56.202099  28.224670
          FSDC     8195.007916         55.329211  25.974934
          FSEG     8410.416398         56.832564  24.323434
          FSTA     9166.437431         58.941594  23.307863
          FT       8125.250000         53.814286  31.428571
```

Pour prouver le rejet de notre hypothèse nulle on peut remarquer que les facultées de Medecine et celui de technologie on une moyenne d'age de 21 et 23 respectivement et les facultées de psycologie et celui de theologie on une mooyenne d'age respective de 28 et 31 ans

Diplome pourcentage voici comment se presente le test:

Out[325]:

	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

Egalement ici on rejete aussi notre hypothèse nulle qui stipulait que la moyenne du pourcentage du diplome est la meme au seind de chaque faculté . Pour prouver le rejet de notre hypothèse nulle on peut remarquer que les facultés de Medecine et celui de technologie on une moyenne de pourcentage de 59% chacun et celui de theologie à une moyenne de 53%

Out[324]: 3.3032675567110044

```
  File "<ipython-input-1-b7f99248bc48>", line 1
ipython nbconvert --to pdf --template hidecode DataExplorationDraft1.ipynb
                  ^
SyntaxError: invalid syntax
```