Ingénierie des données

Dans ce notebook nous présentons l'une des étapes essentielle de la classification : l'ingénierie des données. Nous abordons le traitement des données catégorielles, la mise à l'échelle et le traitement des valeurs manquantes. Il existe de très nombreuses méthodes qui ont forcément un impact sur le résultat de la classification. Il est important de bien les comprendre et de rechercher celle qui est la plus adaptée en fonction du contexte.

Traitement des données catégorielles ou qualitatives

De très nombreux jeux de données contiennent des données catégorielles comme une couleur, une adresse, etc. Même les classes peuvent être catégorielles (avis positif, avis négatif). De nombreux algorithmes ne sont pas capables de les traiter car ils considérent uniquement des valeurs numériques. Dans cette section nous présentons différentes manières de transformer les données catégorielles. Elles dépendent bien entendu du contexte.

Rappel : les attributs pour lesquels il n'existe pas d'ordre sont appelés nominaux (par exemple les couleurs). En opposition ceux pour lesquels il existe un ordre sont appelés ordinaux (taille XL, L, M).

Considérons l'exemple suivant qui contient des attributs numériques et catégoriels.

In [1]:

```
import pandas as pd

df = pd.DataFrame(
    {'Taille': ['XL','L','M','S'],
     'Couleur': ['bleu','blanc','rouge','vert'],
     'Prix': [20.76,23.5,40.99,10.0],
     'Classe': ['classe1','classe1','classe2','classe3']},
    columns=['Taille','Couleur','Prix','Classe'])

print ('Pour connaître les informations qui sont catégorielles, faire un df.i
print (df.info())
```

```
Pour connaître les informations qui sont catégorielles, faire un df.in
fo()
<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
RangeIndex: 4 entries, 0 to 3
Data columns (total 4 columns):
Taille     4 non-null object
Couleur    4 non-null object
Prix       4 non-null float64
Classe     4 non-null object
dtypes: float64(1), object(3)
memory usage: 208.0+ bytes
None
```

Dans un jeu de données pour connaître les attributs qui ne sont pas numériques, il suffit de faire, pour un dataframe de nom df, un df.info() et les attributs non numériques apparaissent avec le type object. Attention

toutefois, lorsqu'il y a la présence de valeurs manquantes il se peut que l'attribut apparaisse avec le dtype objet. Par exemple en remplaçant le dataframe précédent par :
'Prix': [20.76,'nan',40.99,10.0]
l'information sur l'attribut prix sera : Prix 4 non-null object

Il est également possible de faire un df.describe() qui affiche des statistiques (moyenne, max, min, etc) uniquement pour les attributs numériques.

In [2]:

```
print ('Pour connaître quelques statistiques, faire un df.describe()')


display(df.describe())
```

```
Pour connaître quelques statistiques, faire un df.describe()
```

	Prix
count	4.000000
mean	23.812500
std	12.848697
min	10.000000
25%	18.070000
50%	22.130000
75%	27.872500
max	40.990000

Un df.describe() sur un attribut non numérique donne d'autres informations.

In [3]:

```
display(df['Couleur'].describe())
```

```
count        4
unique       4
top       vert
freq         1
Name: Couleur, dtype: object
```

Remplacement de la valeur

La première approche la plus simple est de remplacer les valeurs. Considérons qu'il y ait un ordre pour les tailles tels que S=1, M=S+1 etc. Il est possible de transformer les valeurs à l'aide de la fonction map appliquée au dataframe

In [4]:

```
#creation de la transformation
replace_map = {'XL': 4, 'L': 3, 'M': 2, 'S': 1}
```

In [5]:

```
#creation d'une copie de df pour ne pas perdre le df initial
df_test=df.copy()

print ('Application de la fonction map \n')
print (df_test['Taille'].map(replace_map))

print ("\nAjout d'une colonne au dataframe avec application de la fonction ma
df_test["Taille renommée"]=df_test['Taille'].map(replace_map)

display(df_test)

print ("\nRemplacement direct de taille avec les nouvelles valeurs\n")

df_test.replace(replace_map, inplace=True)

display(df_test)
```

```
Application de la fonction map

0    4
1    3
2    2
3    1
Name: Taille, dtype: int64

Ajout d'une colonne au dataframe avec application de la fonction map
```

	Taille	Couleur	Prix	Classe	Taille renommée
0	XL	bleu	20.76	classe1	4
1	L	blanc	23.50	classe1	3
2	M	rouge	40.99	classe2	2
3	S	vert	10.00	classe3	1

```
Remplacement direct de taille avec les nouvelles valeurs
```

	Taille	Couleur	Prix	Classe	Taille renommée
0	4	bleu	20.76	classe1	4
1	3	blanc	23.50	classe1	3
2	2	rouge	40.99	classe2	2
3	1	vert	10.00	classe3	1

Label encoding

Une autre approche appelée label encoding consiste à transformer l'ensemble des valeurs par un nombre de 0 au nombre-1 de catégories. Il suffit pour cela d'utiliser la fonction *LabelEncoder*.

In [6]:

```
from sklearn.preprocessing import LabelEncoder

#creation d'une copie de df pour ne pas perdre le df initial
df_test=df.copy()

class_label_encoder = LabelEncoder()
print ("\n Affichage des transformations\n")
print(class_label_encoder.fit_transform(df_test['Classe'].values))

print ("\nAjout d'une colonne au dataframe")
df_test["Classe renommée"]=class_label_encoder.fit_transform(df_test["Classe"

display (df_test)

print ("\nRemplacement direct de classe avec les nouvelles valeurs\n")
df_test["Classe"] = class_label_encoder.fit_transform(df_test["Classe"])

display(df_test)

```

```
 Affichage des transformations

[0 0 1 2]

Ajout d'une colonne au dataframe
```

	Taille	Couleur	Prix	Classe	Classe renommée
0	XL	bleu	20.76	classe1	0
1	L	blanc	23.50	classe1	0
2	M	rouge	40.99	classe2	1
3	S	vert	10.00	classe3	2

```
Remplacement direct de classe avec les nouvelles valeurs
```

	Taille	Couleur	Prix	Classe	Classe renommée
0	XL	bleu	20.76	0	0
1	L	blanc	23.50	0	0
2	M	rouge	40.99	1	1
3	S	vert	10.00	2	2

One Hot Encoding

Le label encoding a l'avantage d'être direct à obtenir mais le désavantage de donner des valeurs croissantes qui peuvent être mal considérés par les classifieurs. Par exemple dans le cas des tailles il est plus logique que XL qui est le plus grand ait une grande valeur. Par contre pour les couleurs cela ne correspond pas à une

réalité. On ne peut pas dire que bleu a 4 fois plus de poids que vert par exemple.

Le principe est de convertir chaque valeur de catégorie dans une nouvelle colonne et de mettre une valeur 1 ou 0 (vrai/faux) à la colonne. Cette approche a l'avantage de ne plus mettre de poids différents pour un attribut mais à l'inconvénient de rajouter un grand nombre de colonnes si le nombre de catégories est important.

Scikit learn propose la fonction *get_dummies* pour effectuer la transformation. Cette dernière prend en paramètre le dataframe, les colonnes sur lesquelles doivent s'effectuer les transformation et un prefixe qui sera utilisé pour nommer les colonnes.
pd.get_dummies(df,columns=['colA','colB',..],prefix = ['leprefix'])

In [7]:

```
#creation d'une copie de df pour ne pas perdre le df initial
df_test=df.copy()

print ("\n Affichage des transformations\n")
print (pd.get_dummies(df_test[['Couleur']]))

print ("\nAjout des colonne au dataframe")
df_test = pd.get_dummies(df_test,columns=['Couleur'],
                         prefix = ['Coul'])

display (df_test)
```

```
 Affichage des transformations

   Couleur_blanc  Couleur_bleu  Couleur_rouge  Couleur_vert
0              0             1              0             0
1              1             0              0             0
2              0             0              1             0
3              0             0              0             1

Ajout des colonne au dataframe
```

	Taille	Prix	Classe	Coul_blanc	Coul_bleu	Coul_rouge	Coul_vert
0	XL	20.76	classe1	0	1	0	0
1	L	23.50	classe1	1	0	0	0
2	M	40.99	classe2	0	0	1	0
3	S	10.00	classe3	0	0	0	1

Transformation de données continues en données discrètes

Parfois il est nécessaire de devoir transformer des données continues en données discrètes. Par exemple si l'on a des revenues très variés il est préférable de les regrouper dans des catégories. Cette étape de groupement des données par classe s'appelle le binning ou la discretisation.

Scikitlearn propose la fonction KBinsDiscretizer qui permet de spécifier le nombre de groupe, le type d'encodage et la transformation.

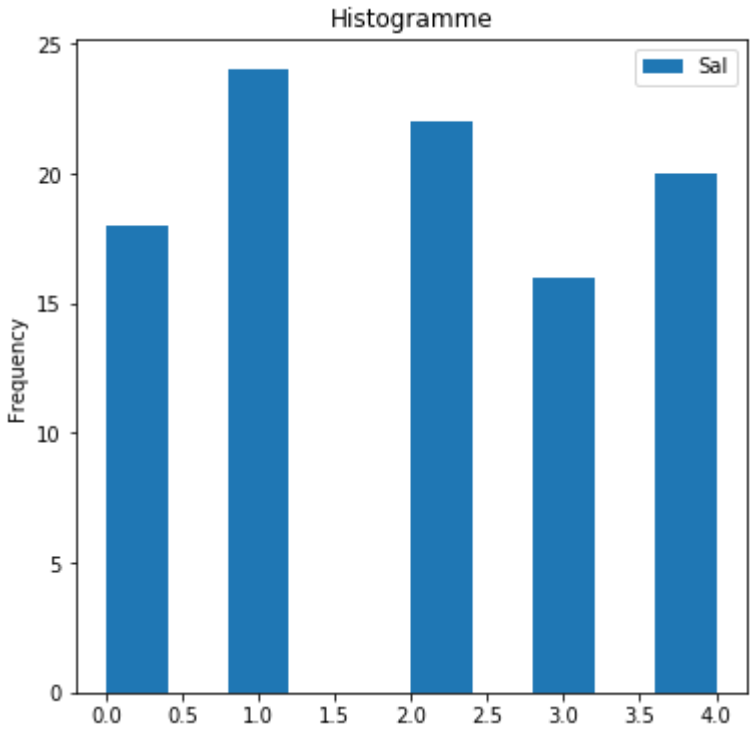
In [8]:

```
from sklearn.preprocessing import KBinsDiscretizer
import numpy as np
from random import uniform
import matplotlib.pyplot as plt
print ("Creation d'un jeu de données aléatoire de 100 lignes")
df_test = pd.DataFrame(
    {'Sal': np.random.uniform(1000,10000,size=100)},columns=['Sal'])


df_test.plot(kind='hist', figsize=(6,6),title='Histogramme')
plt.show()
```

```
Creation d'un jeu de données aléatoire de 100 lignes

<Figure size 600x600 with 1 Axes>
```

In [9]:

```

X=np.array(df_test['Sal']).reshape(-1,1)
#KBinsDiscritizer fonctionne sur un array.
#Comme il n'y a qu'une colonne il faut
#faire un reshape pour lui préciser

disc = KBinsDiscretizer(n_bins=5, encode='ordinal',
                        strategy='uniform')
df_test['Sal']=disc.fit_transform(X)

df_test.plot(kind='hist', figsize=(6,6),title='Histogramme')
plt.show()

```

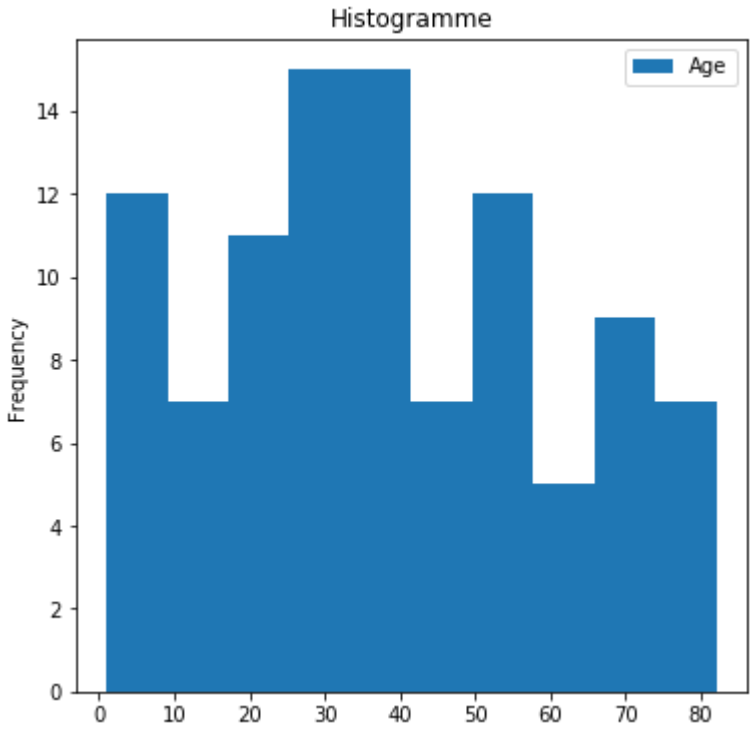


Il est également possible de spécifier des bins spécifiques à l'aide de la fonction cut sur un dataframe.

In [10]:

```
import numpy as np

print ("Creation d'un jeu de données aléatoire de 100 lignes")
df_test = pd.DataFrame(
    {'Age': np.random.randint(1, 85, size=100)},columns=['Age'])

df_test.plot(kind='hist', figsize=(6,6), title='Histogramme')
plt.show()

```

```
Creation d'un jeu de données aléatoire de 100 lignes
```



In [11]:

```
bins = (0, 25, 65,85)
#Attention le nombre de label doit être inférieur au nombre de bins
group_names = ['Jeune', 'Adulte', 'Senior']
df_test['Age']= pd.cut(df_test['Age'], bins, labels=group_names)

```

Attention pd.cut transforme les données à l'aide des labels comme le montre l'exemple ci-dessous :

In [12]:

```
print (df_test.head())
```

```
      Age
0   Jeune
1   Jeune
2  Senior
3   Jeune
4   Jeune
```

Il est donc indispensable de transformer ces données symbolique en numérique, par exemple, à l'aide de LabelEcoder ou tout autre méthode présentée précédemment.

In [13]:

```
from sklearn.preprocessing import LabelEncoder

class_label_encoder = LabelEncoder()
print ("\nRemplacement direct d'age avec les nouvelles valeurs\n")
df_test["Age"]=class_label_encoder.fit_transform(df_test["Age"])

display(df_test.head())
```

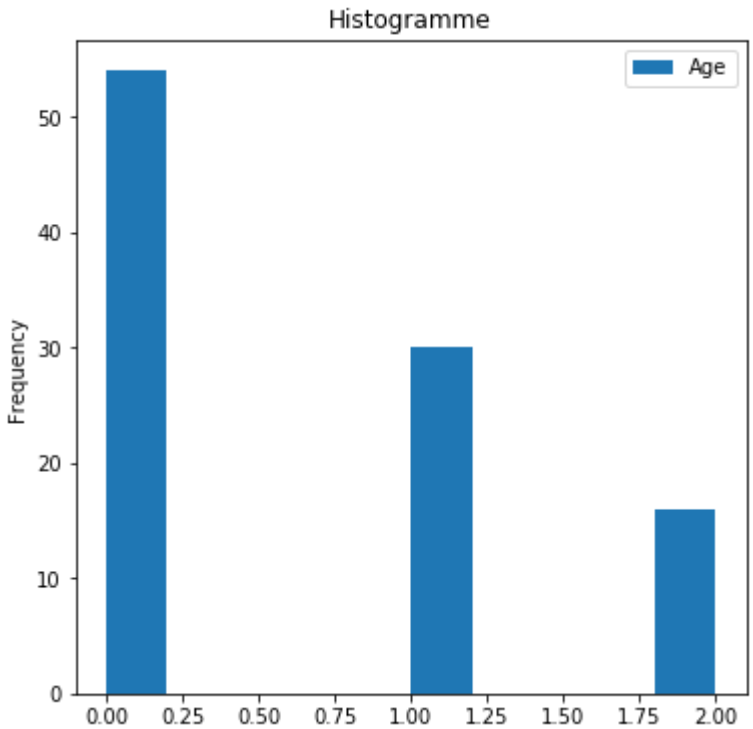
```
Remplacement direct d'age avec les nouvelles valeurs
```

	Age
0	1
1	1
2	2
3	1
4	1

Affichage du nouvel histogramme des ages après l'étape de transformation.

In [14]:

```
df_test.plot(kind='hist', figsize=(6,6), title='Histogramme')
plt.show()
```



Mise à l'échelle des valeurs attributs (Feature scaling)

Le mise à l'échelle des valeurs des attributs (Feature scaling) est une méthode qui est utilisée pour normaliser les tailles des valeurs des attributs. Elle est aussi appelée **normalisation** (ou **standardisation**) et constitue une étape très importante dans le pré-traitement des données notamment lorsque des distances sont utilisées. C'est le cas par exemple pour KNN, SVM, Regression, ... mais également pour des méthodes de réduction de dimensions comme PCA et même en apprentissage non supervisée (K-Means).

La normalisation est, bien entendu, effectuée attribut par attribut dans le cas où plusieurs attributs doivent être mis à l'échelle.

Normalisation (ou min-max scaling)

La normalisation permet de mettre toutes les valeurs dans un intervalle de [0,1]. Elle suit la formule :

$$z = \frac{x - min(x)}{max(x) - min(x)}$$

En scikit learn la normalisation se fait par la fonction *MinMaxScaler()*. Par défaut MinMaxScaler normalise entre 0 et 1. Il est possible de changer la valeur : *MinMaxScaler(feature_range=(0, 2))* normalisera les valeurs entre 0 et 2.

In [15]:

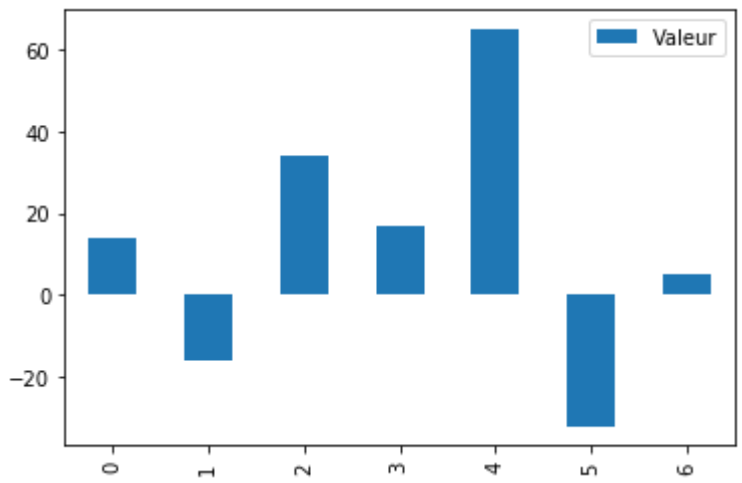
```
import pandas as pd
import numpy as np
#import numpy.random.uniform
from sklearn import preprocessing

print ("Création d'un dataframe de 7 valeurs")
data = {'Valeur': [14,-16,34,17,65,-32,5]}
df = pd.DataFrame(data,dtype='float')
#dtype = float car la normalisation considère
#que les objets sont des float
display("Max : ",df.max()," Min : ",df.min(),df)

df.plot(kind='bar')
```

```
Création d'un dataframe de 7 valeurs

'Max : '

Valeur    65.0
dtype: float64

' Min : '

Valeur   -32.0
dtype: float64
```

	Valeur
0	14.0
1	-16.0
2	34.0
3	17.0
4	65.0
5	-32.0
6	5.0

Out[15]:

```
<matplotlib.axes._subplots.AxesSubplot at 0x1150062e8>
```



In [16]:

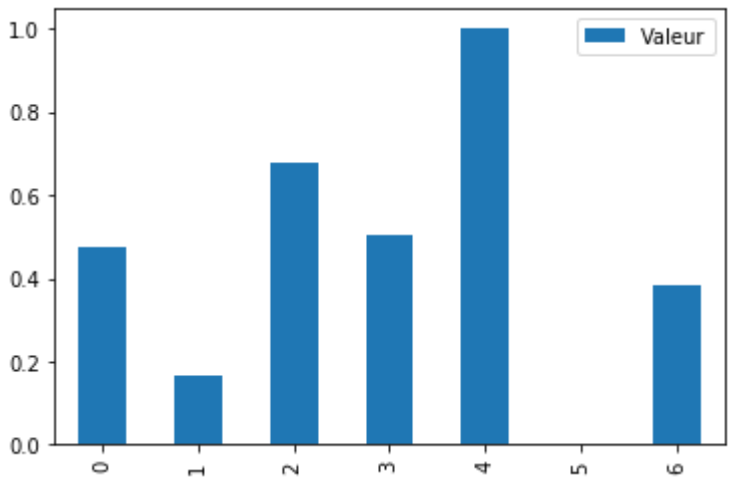
```
print ("Création d'un dataframe normalisé")
normalise = preprocessing.MinMaxScaler()
df_normalise = normalise.fit_transform(df)
df_normalise = pd.DataFrame(df_normalise, columns=['Valeur'])

display("Max : ",df_normalise.max(),
        " Min : ",df_normalise.min(),
        df_normalise)

df_normalise.plot(kind='bar')
```

```
Création d'un dataframe normalisé

'Max : '

Valeur    1.0
dtype: float64

' Min : '

Valeur    0.0
dtype: float64
```

	Valeur
0	0.474227
1	0.164948
2	0.680412
3	0.505155
4	1.000000
5	0.000000
6	0.381443

Out[16]:

```
<matplotlib.axes._subplots.AxesSubplot at 0x114b7d940>
```



In [17]:

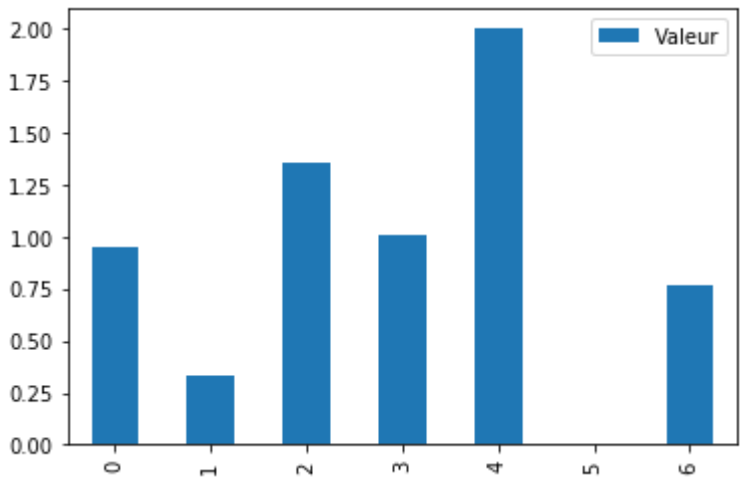
```
#scaler = MinMaxScaler(feature_range=(0, 1))
normalise = preprocessing.MinMaxScaler(feature_range=(0, 2))
df_normalise = normalise.fit_transform(df)
df_normalise = pd.DataFrame(df_normalise, columns=['Valeur'])

display("Max : ",df_normalise.max(),
        " Min : ",df_normalise.min(),
        df_normalise)
df_normalise.plot(kind='bar')
```

```
'Max : '

Valeur    2.0
dtype: float64

' Min : '

Valeur    0.0
dtype: float64
```

	Valeur
0	0.948454
1	0.329897
2	1.360825
3	1.010309
4	2.000000
5	0.000000
6	0.762887

Out[17]:

```
<matplotlib.axes._subplots.AxesSubplot at 0x1151570b8>
```



L'exemple suivant illustre l'intérêt de normaliser plusieurs attributs. Il contient trois attributs où chaque valeur est prise au hasard en fonction d'une loi de distribution différente (2 assymétriques et 1 symétrique) : une avec une loi de distribution X^2 (https://fr.wikipedia.org/wiki/Loi_du_χ²) (https://fr.wikipedia.org/wiki/Loi_du_χ²), une

avec une loi bêta (https://fr.wikipedia.org/wiki/Loi_bêta (https://fr.wikipedia.org/wiki/Loi_bêta)) et une avec une loi normale. L'asymétrie d'une distribution est positive si la queue de droite (à valeurs hautes) est plus longue ou grosse, et négative si la queue de gauche (à valeurs basses) est plus longue ou grosse (https://fr.wikipedia.org/wiki/Asymétrie_(statistiques)) (https://fr.wikipedia.org/wiki/Asymétrie_(statistiques))).

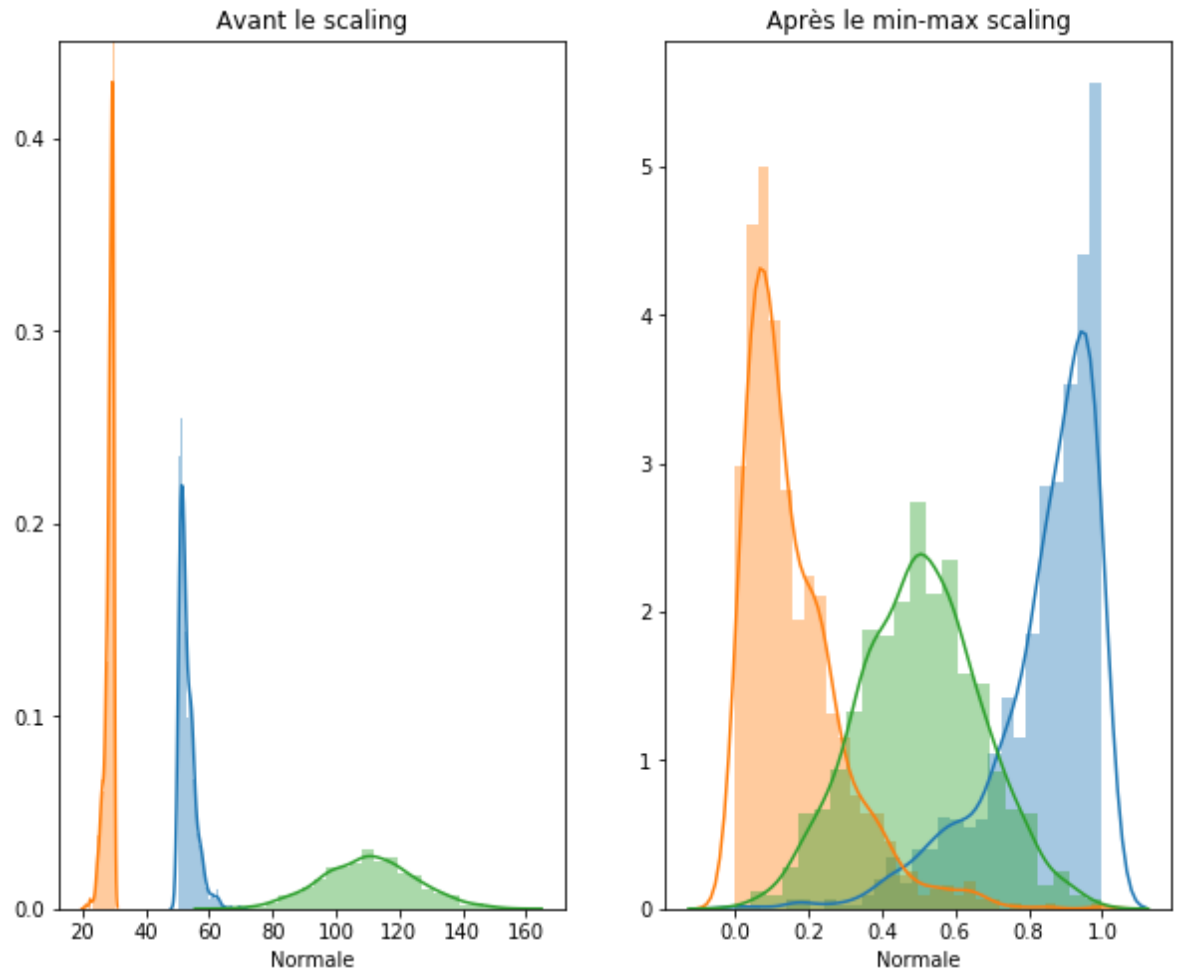
In [18]:

```
df = pd.DataFrame({
    # asymétrie positive
    'ChiSquare': np.random.chisquare(3, 1000)+50,
    # asymétrie négative
    'Beta': np.random.beta(20, 1, 1000)*30,
    # pas d'asymétrie
    'Normale': np.random.normal(110, 15, 1000)
})
```

In [19]:

```
import matplotlib.pyplot as plt
import seaborn as sns
scaler = preprocessing.MinMaxScaler()
scaled_df = scaler.fit_transform(df)
scaled_df = pd.DataFrame(scaled_df,
                         columns=['ChiSquare', 'Beta', 'Normale'])

fig, (ax1, ax2) = plt.subplots(ncols=2, figsize=(10, 8))
ax1.set_title('Avant le scaling')
sns.distplot(df['ChiSquare'], ax=ax1,kde=True)
sns.distplot(df['Beta'], ax=ax1,kde=True)
sns.distplot(df['Normale'], ax=ax1,kde=True)

ax2.set_title('Après le min-max scaling')
sns.distplot(scaled_df['ChiSquare'], ax=ax2,kde=True)
sns.distplot(scaled_df['Beta'], ax=ax2,kde=True)
sns.distplot(scaled_df['Normale'], ax=ax2,kde=True)

plt.show()
```

```
/Users/pascalponcelet/Desktop/Sicki-learn/Tools/tools/lib/python3.6/si
te-packages/matplotlib/axes/_axes.py:6521: MatplotlibDeprecationWarnin
g:
The 'normed' kwarg was deprecated in Matplotlib 2.1 and will be remove
d in 3.1. Use 'density' instead.
  alternative="'density'", removal="3.1")
```



Nous pouvons constater que les asymétries restent les mêmes mais que maintenant toutes les valeurs sont comprises entre 0 et 1.

Standardisation

La standardisation est utile lorsque les attributs suivent des lois normales mais avec des moyennes et écarts type différents. Elle permet, par exemple, de rendre les algorithmes moins sensibles aux outliers.

En scikit learn la standardisation se fait par la fonction StandardScaler() en appliquant :

$$z = \frac{x_i - \mu}{\sigma}$$

où μ représente la moyenne (*mean*) et σ l'écart type (*standard deviation*).

Rappel : (https://fr.wikipedia.org/wiki/Loi_normale (https://fr.wikipedia.org/wiki/Loi_normale))
Lorsqu'une variable aléatoire X suit la loi normale, elle est dite *gaussienne* ou *normale* et il est habituel d'utiliser la notation avec la variance σ^2 :

$$X \sim \mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$$

StandardScaler suppose donc que les données suivent une loi normale et les redimensionne pour que la distribution soit centrée autour de 0 avec un écart-type de 1. Elle vise donc à transformer les valeurs pour qu'elles répondent à la même loi normale

$$X \sim \mathcal{N}(0,\ 1)$$

.

Il est toujours intéressant d'afficher la distribution des données pour voir si ces dernières peuvent être standardisées.

In [20]:

```
import numpy as np
from pandas import DataFrame


df = pd.DataFrame(
    {'Valeur': [10,9,8,7,6,5,5,6,7,8,9,10]},
     dtype='float',
     columns=['Valeur'])

display(df.head(),"Moyenne ",
        df['Valeur'].mean(),
        " Ecart type ",
        df['Valeur'].std())

fig, ax1 = plt.subplots(ncols=1, figsize=(8, 6))
title='X ~ N(''%0.2f'%df['Valeur'].mean()+",%0.2f"%df['Valeur'].std()+'^2)'
ax1.set_title(title)

sns.kdeplot(df['Valeur'], ax=ax1);
```

	Valeur
0	10.0
1	9.0
2	8.0
3	7.0
4	6.0

```
'Moyenne '
```

```
7.5
```

```
' Ecart type '
```

```
1.7837651700316894
```

X ~ N(7.50,1.78^2)

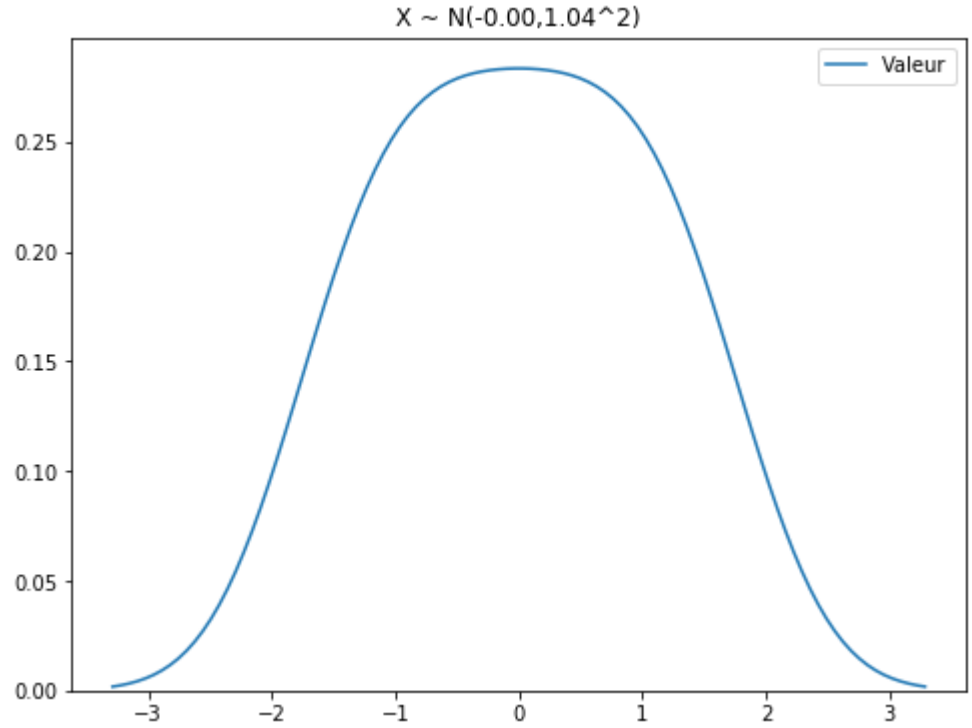
In [21]:

```
from sklearn.preprocessing import StandardScaler

print ("Création d'un dataframe avec StandardScaler")
standardscaler = preprocessing.StandardScaler()
df_standardscale = standardscaler.fit_transform(df)
df_standardscale = pd.DataFrame(df_standardscale,
                                columns=['Valeur'])

display(df_standardscale,"Moyenne ",
        df_standardscale['Valeur'].mean(),
        " Ecart type ",
        df_standardscale['Valeur'].std())

fig, ax1 = plt.subplots(ncols=1, figsize=(8, 6))
title='X ~ N(''%0.2f'%df_standardscale['Valeur'].mean()+",%0.2f"%df_standards
ax1.set_title(title)

sns.kdeplot(df_standardscale['Valeur'], ax=ax1);
```

```
Création d'un dataframe avec StandardScaler
```

	Valeur
0	1.46385
1	0.87831
2	0.29277
3	-0.29277
4	-0.87831
5	-1.46385
6	-1.46385
7	-0.87831
8	-0.29277
9	0.29277
10	0.87831
11	1.46385

```
'Moyenne '

-1.850371707708594e-17

' Ecart type '

1.044465935734187
```



Comme précédémment, le code suivant illustre la standardisation avec

$$X \sim \mathcal{N}(10, 2^2)$$
$$X \sim \mathcal{N}(40, 7^2)$$
$$X \sim \mathcal{N}(110, 15^2)$$

.

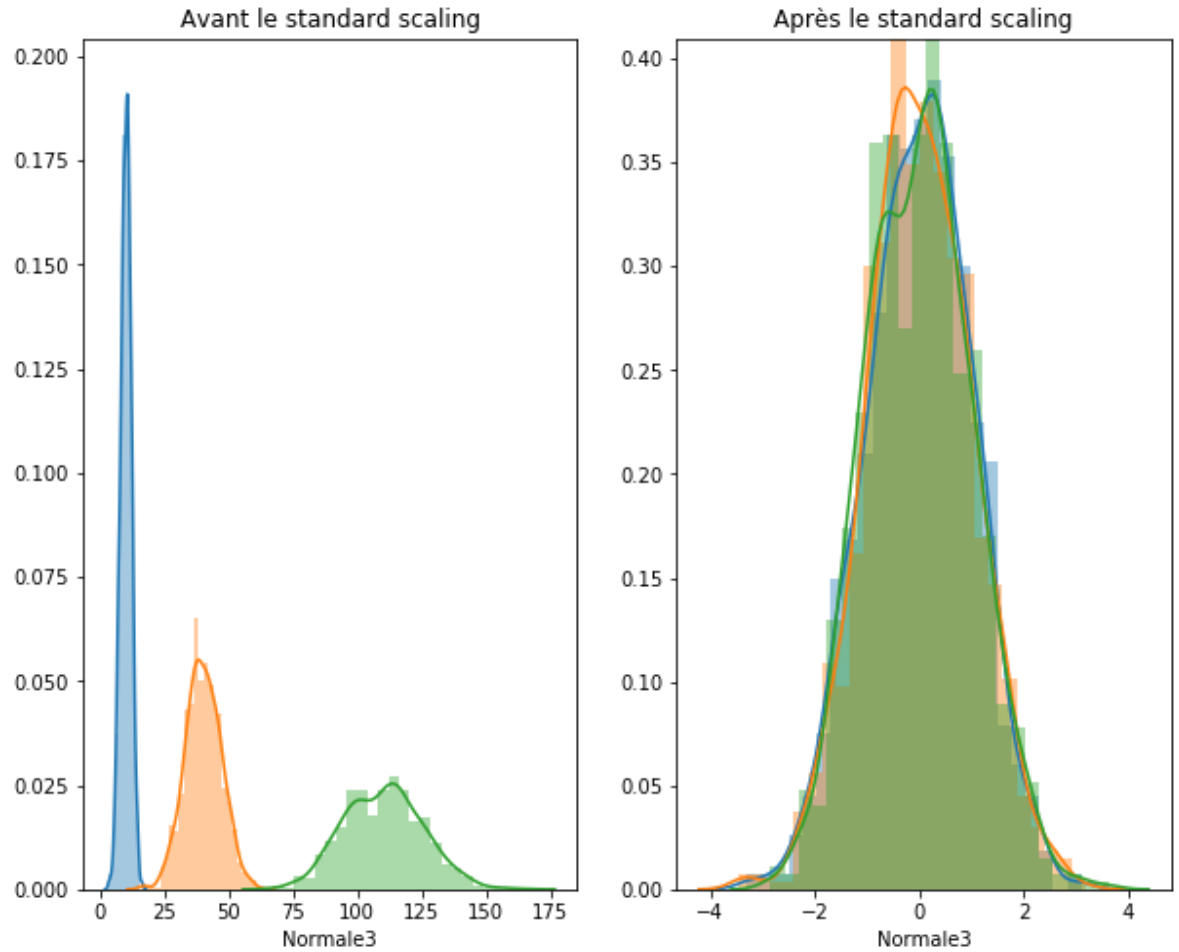
In [22]:

```
df = pd.DataFrame({
    'Normale1': np.random.normal(10, 2,1000),
    'Normale2': np.random.normal(40, 7, 1000),
    'Normale3': np.random.normal(110, 15, 1000)
})
```

In [23]:

```
standardscaler = preprocessing.StandardScaler()
df_standardscale = standardscaler.fit_transform(df)
df_standardscale=pd.DataFrame(df_standardscale,
                              columns=['Normale1',
                                       'Normale2',
                                       'Normale3'])


fig, (ax1, ax2) = plt.subplots(ncols=2, figsize=(10, 8))
ax1.set_title('Avant le standard scaling')
sns.distplot(df['Normale1'], ax=ax1)
sns.distplot(df['Normale2'], ax=ax1)
sns.distplot(df['Normale3'], ax=ax1)

ax2.set_title('Après le standard scaling')
sns.distplot(df_standardscale['Normale1'], ax=ax2)
sns.distplot(df_standardscale['Normale2'], ax=ax2)
sns.distplot(df_standardscale['Normale3'], ax=ax2)

plt.show()
```

```
/Users/pascalponcelet/Desktop/Sicki-learn/Tools/tools/lib/python3.6/si
te-packages/matplotlib/axes/_axes.py:6521: MatplotlibDeprecationWarnin
g:
The 'normed' kwarg was deprecated in Matplotlib 2.1 and will be remove
d in 3.1. Use 'density' instead.
  alternative="'density'", removal="3.1")
```



Traitement des valeurs manquantes

Dans les données réelles, de très nombreuses fois et pour différentes raisons (données corrompues, données inexistantes, extraction incomplète, etc.) des valeurs peuvent être absentes ou apparaître sous la forme d'outlier. Généralement on parle de **valeurs manquantes** et elles peuvent proser de nombreux problèmes pour certains classifiers qui y sont très sensibles (e.g. SVM).

En fonction des domaines, elles peuvent apparaître sous la forme de -1, 0, -999 ou NaN (Not a Number). Pandas, numpy et scikit learn utilisent NaN pour les valeurs manquantes et toutes valeurs avec NaN sont ignorées dans les opérations d'agrégation comme sum, count, etc. Il est donc préférable de remplacer toutes les valeurs manquantes par NaN.

Pour remplacer des données sous la forme de NaN il suffit d'utiliser la fonction *replace()* du dataframe.

In [24]:

```
import pandas as pd
import numpy as np
data = [[7, 2, 3], [4, -1, 6], [10, 5, 9]]
print('Remplacement valeur -1 en nan\n')
df = pd.DataFrame(data)
print ('Avant :')
display(df)
df=df.replace(-1,np.nan)
print ('Après :')
display(df)
```

```
Remplacement valeur -1 en nan

Avant :
```

	0	1	2
0	7	2	3
1	4	-1	6
2	10	5	9

```
Après :
```

	0	1	2
0	7	2.0	3
1	4	NaN	6
2	10	5.0	9

Il existe différentes stratégies, en fonction des données et du domaine, pour traiter les valeurs manquantes :

1. Supprimer les lignes contenant des valeurs manquantes
2. Remplacer les valeurs par *mean*, *median*, *mode*
3. Mettre une catégorie unique
4. Prédire la valeur manquante

Chaque stratégie a des avantages et des inconvénients. Au travers de l'exemple suivant nous illustrons les différentes stratégies et les fonctionnalités de sickit learn pour les traiter.

In [25]:

```
#Création de fichiers exemples
fichier = open("exemplenullvalues.csv", "w")
fichier.write("Nom;Age;Dept;Sal;Prime\n")
fichier.write("Marie;22;;48000;1\n")
fichier.write("Isabelle;;Comptable;52000;0\n")
fichier.write("Pierre;35;Informatique;;1\n")
fichier.write("Paul;43;Commercial;49000;1\n")
fichier.write("Jean;;Commercial;;0\n")
fichier.write("Michel;35;;51000;0\n")
fichier.write("Nancy;45;;66000;1\n")
fichier.close()
```

Pour connaître le nombre de valeurs manquantes :

In [26]:

```
df = pd.read_csv('exemplenullvalues.csv',sep=';')
display (df)


print ('Par rapport aux colonnes :\n')
display (df.info())
print ('\nPar rapport aux différentes lignes :\n')
display (df.isnull().sum(axis=1))

```

	Nom	Age	Dept	Sal	Prime
0	Marie	22.0	NaN	48000.0	1
1	Isabelle	NaN	Comptable	52000.0	0
2	Pierre	35.0	Informatique	NaN	1
3	Paul	43.0	Commercial	49000.0	1
4	Jean	NaN	Commercial	NaN	0
5	Michel	35.0	NaN	51000.0	0
6	Nancy	45.0	NaN	66000.0	1

```
Par rapport aux colonnes :

<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
RangeIndex: 7 entries, 0 to 6
Data columns (total 5 columns):
Nom       7 non-null object
Age       5 non-null float64
Dept      4 non-null object
Sal       5 non-null float64
Prime     7 non-null int64
dtypes: float64(2), int64(1), object(2)
memory usage: 360.0+ bytes

None


Par rapport aux différentes lignes :


0     1
1     1
2     1
3     0
4     2
5     1
6     1
dtype: int64
```

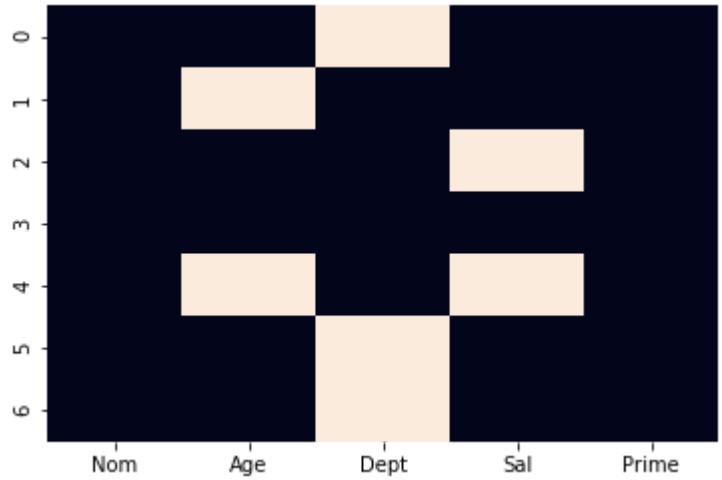
Pour visuellement afficher si le jeu de données contient des valeurs manquantes :

In [27]:

```
1  import seaborn as sns
2  sns.heatmap(df.isnull(), cbar=False)
```

Out[27]:

```
<matplotlib.axes._subplots.AxesSubplot at 0x114dfa7f0>
```



Supprimer les lignes contenant des valeurs manquantes

Pour supprimer simplement les lignes (ou les colonnes) qui contiennent des valeurs manquantes, il est possible d'utiliser la fonction dropna sur le dataframe :
DataFrame.dropna(axis=0, how='any', thresh=None, subset=None, inplace=False)

In [28]:

```
df_test = df.copy() #pour tester
print ('Suppression des lignes pour lesquelles au moins un élément est manqua
print (df_test.dropna())

print ('\nSuppression des colonnes pour lesquelles au moins un élément est ma
print (df_test.dropna(axis="columns"))

print ('\nSuppression des lignes qui ont au moins 4 valeurs non manquantes\n'
print (df_test.dropna(thresh=4))
print ("La ligne 4 n'apparait plus car elle a 2 valeurs manquantes sur les 5

print ('\nRemplacement du dataframe initial en supprimant les lignes manquant
df_test.dropna(inplace=True)
display(df_test)
```

```
Suppression des lignes pour lesquelles au moins un élément est manquan
t

    Nom   Age        Dept      Sal  Prime
3  Paul  43.0  Commercial  49000.0      1

Suppression des colonnes pour lesquelles au moins un élément est manqu
ant

        Nom  Prime
0     Marie      1
1  Isabelle      0
2    Pierre      1
3      Paul      1
4      Jean      0
5    Michel      0
6     Nancy      1

Suppression des lignes qui ont au moins 4 valeurs non manquantes

        Nom   Age          Dept      Sal  Prime
0     Marie  22.0           NaN  48000.0      1
1  Isabelle   NaN     Comptable  52000.0      0
2    Pierre  35.0  Informatique      NaN      1
3      Paul  43.0    Commercial  49000.0      1
5    Michel  35.0           NaN  51000.0      0
6     Nancy  45.0           NaN  66000.0      1
La ligne 4 n'apparait plus car elle a 2 valeurs manquantes sur les 5 c
olonnes

Remplacement du dataframe initial en supprimant les lignes manquantes
```

	Nom	Age	Dept	Sal	Prime
3	Paul	43.0	Commercial	49000.0	1

Remarques

La suppression des lignes permet de pouvoir utiliser des classifiers qui sont sensibles aux valeurs manquantes. L'utilisation de ces méthodes risquent de supprimer de nombreuses informations (C.f. le dernier exemple). Il est conseillé de ne pas les utiliser si le nombre d'objets supprimés est trop grand. Le remplacement est généralement préférable à la suppression des données.

Remplacer les valeurs par mean, median, mode

Pour les variables numériques, il est possible de remplacer les valeurs manquantes par la moyenne, la médianne, le mode, etc. Rappel : dans une série le mode correspond à une valeur dominante, i.e. la valeur la plus représentée d'une variable quelconque dans une population donnée. Le choix dépend bien entendu du contexte.

In [29]:

```
import numpy as np
print ('Rappel de la colonne Age\n', df['Age'])

print ('\nMoyenne', df['Age'].mean(),
       ' Median',df['Age'].median(),
       '\nMode', df['Age'].mode())

print ('\n Remplacement des valeurs manquantes de Age par la moyenne\n')
df_test = df.copy() #pour tester
print ('Avant : \n')
display(df_test['Age'])
df_test['Age']=df_test['Age'].replace(np.NaN,df_test['Age'].mean())
print ('\nAprès : \n')
display(df_test['Age'])

print ('\n Remplacement des valeurs manquantes de Age par la valeur la plus f
df_test = df.copy() #pour tester
print ('Valeur la plus fréquente \n',
       df_test['Age'].value_counts().idxmax(),
       ' (',df_test['Age'].value_counts().max(),')')
newval=df_test['Age'].value_counts().idxmax()
print ('Avant : \n')
display(df_test['Age'])
df_test['Age']=df_test['Age'].replace(np.NaN,newval)
print ('\nAprès : \n')
display(df_test['Age'])

print ('\n Données catégorielles. Remplacement des valeurs manquantes de Dept
df_test = df.copy() #pour tester
print ('Valeur la plus fréquente',
       df_test['Dept'].value_counts().idxmax(),
      ' (',df_test['Dept'].value_counts().max(),')')
newval=df_test['Dept'].value_counts().idxmax()
print ('Avant : \n')
display(df_test['Dept'])
df_test['Dept']=df_test['Dept'].replace(np.NaN,newval)
print ('Après : \n')
display(df_test['Dept'])

```

```
Rappel de la colonne Age
 0    22.0
1     NaN
2    35.0
3    43.0
4     NaN
5    35.0
6    45.0
Name: Age, dtype: float64

Moyenne 36.0  Median 35.0
Mode 0    35.0
dtype: float64

 Remplacement des valeurs manquantes de Age par la moyenne

Avant :
```

```
0    22.0
1     NaN
2    35.0
3    43.0
4     NaN
5    35.0
6    45.0
Name: Age, dtype: float64


Après :


0    22.0
1    36.0
2    35.0
3    43.0
4    36.0
5    35.0
6    45.0
Name: Age, dtype: float64


 Remplacement des valeurs manquantes de Age par la valeur la plus fréq
uente sans utiliser le mode

Valeur la plus fréquente
 35.0  ( 2 )
Avant :


0    22.0
1     NaN
2    35.0
3    43.0
4     NaN
5    35.0
6    45.0
Name: Age, dtype: float64


Après :


0    22.0
1    35.0
2    35.0
3    43.0
4    35.0
5    35.0
6    45.0
Name: Age, dtype: float64


 Données catégorielles. Remplacement des valeurs manquantes de Dept pa
r la valeur la plus fréquente

Valeur la plus fréquente Commercial  ( 2 )
Avant :


0             NaN
1       Comptable
```

```
2    Informatique
3      Commercial
4      Commercial
5             NaN
6             NaN
Name: Dept, dtype: object
```

```
Après :


0      Commercial
1       Comptable
2    Informatique
3      Commercial
4      Commercial
5      Commercial
6      Commercial
Name: Dept, dtype: object
```

Scikit learn propose aussi une fonction *SimpleImputer* qui permet de remplacer directement les valeurs. Elle s'applique sur un tableau et non pas un dataframe.

In [30]:

```
import numpy as np
from sklearn.impute import SimpleImputer
array = df.values
X = array[:,1:2]
print ('\n Remplacement des valeurs manquantes de Age par la moyenne\n')
print ('Avant : \n')
print (X)
imputer = SimpleImputer(missing_values=np.nan, strategy = 'mean')
imputer = imputer.fit(X)
X = imputer.transform(X)
print ('\nAprès : \n')
print (X)
```

```
 Remplacement des valeurs manquantes de Age par la moyenne

Avant :

[[22.0]
 [nan]
 [35.0]
 [43.0]
 [nan]
 [35.0]
 [45.0]]

Après :

[[22.]
 [36.]
 [35.]
 [43.]
 [36.]
 [35.]
 [45.]]
```

Remarques

Cette approche est efficace quand le jeu de données est petit et que les valeurs peuvent facilement être remplacées.
Le fait de faire des approximations ajoute des biais dans les données.

Affecter une catégorie unique

Dans le cas de variables catégorielles, lorsqu'il n'est pas possible de pouvoir connaître la valeur, il est possible d'affecter une valeur similaire aux NaN.
L'avantage est de pouvoir considérer toutes ces données comme étant de la même classe et ainsi elles seront transformées de la même manière que les autres valeurs de l'attribut lors de l'étape d'encodage de données catégorielles.
L'inconvénient est d'avoir une nouvelle classe qui ne correspond pas à grand chose et qui peut donc entraîner des problèmes lors de la classification.

In [31]:

```
print ('\n Remplacement des valeurs manquantes de Dept par une valeur commune
df_test = df.copy() #pour tester
print ('Avant: \n')
display(df_test['Dept'])
df_test['Dept']=df_test['Dept'].fillna("Inconnu")
print ('\nAprès: \n')
display(df_test['Dept'])
```

```
 Remplacement des valeurs manquantes de Dept par une valeur commune

Avant:


0             NaN
1       Comptable
2    Informatique
3      Commercial
4      Commercial
5             NaN
6             NaN
Name: Dept, dtype: object


Après:


0         Inconnu
1       Comptable
2    Informatique
3      Commercial
4      Commercial
5         Inconnu
6         Inconnu
Name: Dept, dtype: object
```

Prédire les valeurs manquantes

Le principe est d'utiliser les autres attributs pour appliquer un algorithme d'apprentissage en considérant que la valeur à prédire est la colonne qui contient des NaN.

L'exemple suivant illustre comment utiliser KNN pour prédire des valeurs.

In [32]:

```
import numpy as np

print ("Creation d'un jeu de données aléatoire de 100 lignes")
df_test = pd.DataFrame(
    {'Age': np.random.randint(30, 35, size=100),
     'Sal': np.random.randint(3, size=100)*1000,
     'Prime':np.random.randint(2, size=100),
     'Dept': np.random.randint(3,size=100)},
    columns=['Age','Sal','Prime','Dept'])

print (df_test.shape)
display(df_test.head(5))
array = df_test

print ('Sélection de 3% du jeu de données pour mettre NaN dans les Dept')
echantillon = df_test.sample(frac=0.03)
display(echantillon)

print("Remplacement par NaN pour l'échantillon")
index = echantillon.index.values
for ind in index:
    echantillon.at[ind, 'Dept']=-1
    echantillon=echantillon.replace(-1,np.nan)
    df_test.at[ind, 'Dept']=-1
    df_test=df_test.replace(-1,np.nan)
```

```
Creation d'un jeu de données aléatoire de 100 lignes
(100, 4)
```

	Age	Sal	Prime	Dept
0	31	0	0	1
1	32	1000	0	2
2	33	1000	0	2
3	34	0	0	0
4	33	0	0	1

```
Sélection de 3% du jeu de données pour mettre NaN dans les Dept
```

	Age	Sal	Prime	Dept
28	33	0	1	1
9	32	0	1	2
0	31	0	0	1

```
Remplacement par NaN pour l'échantillon
```

In [33]:

```
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.metrics import accuracy_score
from sklearn.neighbors import KNeighborsClassifier

print ('Récupération des lignes sans NAN')
sans_nan = df_test[['Sal','Prime','Age','Dept']].notnull().all(axis=1)
print ("Creation d'un dataframe sans NaN")
df_sansnan = df_test[sans_nan]

print ("Apprentissage sur le dataframe sans les nan")
array = df_sansnan.values
X = array[:,0:3]

y= array[:,3]

validation_size=0.25 #30% du jeu de données pour le test
testsize= 1-validation_size
seed=2

X_train,X_test,y_train,y_test=train_test_split(X, y,
                                               train_size=validation_size,
                                               random_state=seed,
                                               test_size=testsize)


clf=KNeighborsClassifier(n_neighbors=4)
clf.fit(X, y)

result = clf.predict(X_test)
print('\n accuracy :', accuracy_score(result, y_test),'\n')

#recuperation dans df_avecnan de toutes
#les lignes qui ont un nan (noter la negation)
print ('Remplacement des valeurs NaN par les valeurs prédites')
df_avecnan = df_test.loc[~sans_nan].copy()
df_avecnan['Dept'] = clf.predict(df_avecnan[['Sal','Prime','Age']])
display(df_avecnan)
```

```
Récupération des lignes sans NAN
Creation d'un dataframe sans NaN
Apprentissage sur le dataframe sans les nan

 accuracy : 0.547945205479452

Remplacement des valeurs NaN par les valeurs prédites
```

	Age	Sal	Prime	Dept
0	31	0	0	0.0
9	32	0	1	0.0
28	33	0	1	0.0