Classification avec le jeu de données TITANIC

L'objectif est de poursuivre le TP précédente où de nombreux prétraitements ont été effecutés en ingénierie des données pour pouvoir faire un modèle de prédiction des survivants ou non.

Executer les importations suivantes :

```
In [1]:
               import pandas as pd
          2
               import numpy as np
          3
               import sklearn
               from sklearn.naive bayes import GaussianNB
          5
               from sklearn.metrics import accuracy score
          6
               from sklearn.model selection import train test split
          7
               from sklearn.model selection import KFold
          8
               from sklearn.model selection import cross val score
          9
               from sklearn.metrics import confusion matrix
         10
               from sklearn.metrics import classification report
         11
               import seaborn as sns
               import matplotlib.pyplot as plt
        12
         13
               from sklearn.metrics import precision recall fscore support as s
               from sklearn.linear model import LogisticRegression
         14
         15
               from sklearn.tree import DecisionTreeClassifier
         16
               from sklearn.neighbors import KNeighborsClassifier
        17
               from sklearn.naive bayes import GaussianNB
         18
               from sklearn.svm import SVC
         19
               from sklearn.model selection import GridSearchCV
         20
               from sklearn.ensemble import RandomForestClassifier
         21
         22
               #Sickit learn met réqulièrement à jour des versions et indique d
         23
               #ces deux lignes permettent de ne pas les afficher.
         24
               import warnings
         25
               warnings.filterwarnings("ignore", category=FutureWarning)
```

Si vous n'avez pas terminé le TP précédent vous pouvez récupérer le fichier titanic2.csv qui contient les différentes transformations. Le mettre dans le répertoire Dataset.

Out[2]:

	Survived	Pclass	Sex	Age	SibSp	Parch	Fare	Embarked
0	0	3	1	4	1	0	0	2
1	1	1	0	0	1	0	3	0
2	1	3	0	6	0	0	0	2
3	1	1	0	6	1	0	3	2
4	0	3	1	6	0	0	1	2

Il faut maintenant définir les variables d'apprentissage et la variable à prédire. Ici Suvived est la variable à prédire. Attention elle est positionné à la première colonne.

Découper le jeu de données en jeu de test et jeu d'apprentissage. Prenez 30% du jeu de données pour le test.

Essai d'un classifieur

Avec le classifieur GaussianNB effectuer une première prédiction en donnant la valeur de l'accuracy.

```
In [5]: 1 2 3 4 5 6 7
```

accuracy: 0.7155963302752294

Afficher la matrice de confusion et le classification report.

```
In [6]: 1 2 3 4 5
```

```
matrice de confusion
[[57 17]
[14 21]]
```

		precision	recall	f1-score	support
	0	0.80	0.77	0.79	74
	1	0.55	0.60	0.58	35
micro	avg	0.72	0.72	0.72	109
macro	avg	0.68	0.69	0.68	109
weighted	avg	0.72	0.72	0.72	109

Effectuer une cross validation avec 10 splits (Kfold)

Appliquer le classifieur GaussianNB et donner les différentes accuracy pour les 10 évaluations.

```
In [8]: 1 2 3 4 5 6 7 8
```

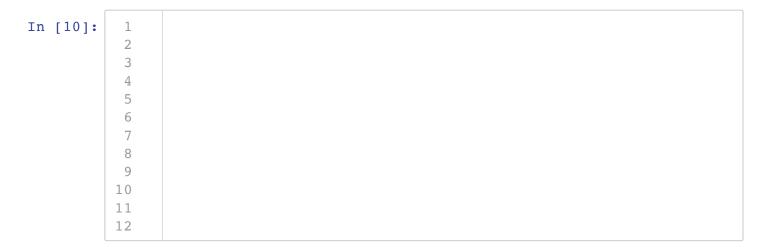
```
Les différentes accuracy pour les 10 évaluations sont : [0.8125     0.8125     0.75     0.75     0.875     0.86666667     0.73333333     0.8     0.733333333     0.8
```

Essai de plusieurs classifieurs

Utiliser à présent différents classifieurs : KNeighborsClassifier, DecisionTreeClassifier, GaussianNB, SVC et RandomForestClassifier.

```
In [9]: 1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 11 12 13 13
```

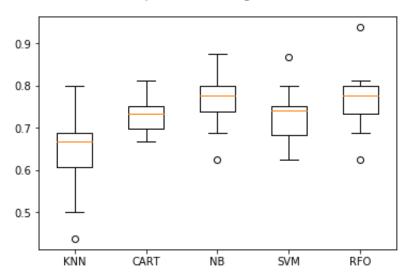
Quels sont les résultats des classifications ? Quel est le classifieur le plus efficace ?



KNN: 0.647083 (0.109117) CART: 0.735417 (0.044576) NB: 0.768750 (0.072821) SVM: 0.730000 (0.071317) RFO: 0.767917 (0.079649)

A l'aide de boxplot afficher les résultats des différents classifieurs.

Comparaison des algorithmes



Le classifieur RandomForestClassifier donne de meilleurs résultats. A l'aide de GridSearch, évaluer les différents paramètres :

```
grid_param = {'n_estimators': [4, 6, 9],
'max_features': ['log2', 'sqrt', 'auto'],
'criterion': ['entropy', 'gini'],
'max_depth': [2, 3, 5, 10],
'min_samples_split': [2, 3, 5],
'min_samples_leaf': [1,5,8]
}
```

```
In [12]:
                grid param = {'n estimators': [4, 6, 9],
                                'max_features': ['log2', 'sqrt','auto'],
           2
           3
                                'criterion': ['entropy', 'gini'],
                                'max depth': [2, 3, 5, 10],
           4
           5
                                'min samples split': [2, 3, 5],
                                'min samples leaf': [1,5,8]
           6
           7
           8
           9
          10
          11
          12
          13
          14
```

Quelle est la meilleure accuracy et pour quels paramètres ?

meilleur score 0.7608695652173914

GaussianNB obtient un assez bon score mais il n'a pas d'hyperparamètres à rechercher. Il est suivi par DecisisionTreeClassifier et SVC.

Appliquer GridSearchCV pour ces deux classifieurs.

```
In [14]:
           2
           3
                 grid_param = {
           4
                      'max_depth': [1,2,3,4,5,6,7,8,9,10],
           5
                      'criterion': ['gini', 'entropy'],
           6
                      'min samples leaf': [1,2,3,4,5,6,7,8,9,10]
           7
                 }
           8
           9
          10
          11
          12
          13
          14
          15
```

```
In [15]:
                 grid param = {
           2
                      'C': [0.001, 0.01, 0.1, 1, 10],
           3
                      'gamma': [0.001, 0.01, 0.1, 1],
           4
                      'kernel': ['linear','rbf']}
           5
           6
           7
           8
           9
          10
          11
          12
          13
          14
          15
```

```
meilleur score 0.7391304347826086

meilleurs paramètres {'C': 1, 'gamma': 0.001, 'kernel': 'linear'}

meilleur estimateur SVC(C=1, cache_size=200, class_weight=None, coef 0=0.0,
    decision_function_shape='ovr', degree=3, gamma=0.001, kernel='line ar',
    max_iter=-1, probability=False, random_state=None, shrinking=True, tol=0.001, verbose=False)
```

Vous constatez que RandomForestClassifier et DecisionTreeClassifier peuvent avoir la même accuracy.

Faire un gridsearch avec les deux classifieurs en prenant les paramètres précédents.

```
In [16]:
                classifiers = {
           2
                     'RandomForestClassifier': RandomForestClassifier(),
           3
                     'DecisionTreeClassifier': DecisionTreeClassifier()
           4
                }
           5
           6
                params = {'RandomForestClassifier' : [{'n_estimators': [4, 6, 9]
           7
                               {'max_features': ['log2', 'sqrt', 'auto']},
                               {'criterion': ['entropy', 'gini']},
           8
                               {'max depth': [2, 3, 5, 10]},
           9
          10
                               {'min_samples_split': [2, 3, 5]},
          11
                               {'min samples leaf': [1,5,8]}],
          12
                            'DecisionTreeClassifier': [{'max depth': [1,2,3,4,5,6
          13
                    {'criterion': ['gini', 'entropy']},
                    {'min samples leaf': [1,2,3,4,5,6,7,8,9,10]}]}
          14
          15
          16
```

```
In [17]: 1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 11 12 13 14
```

```
Le meilleur resultat :
Classifier: DecisionTreeClassifier score 0.7826 avec DecisionTr
eeClassifier(class weight=None, criterion='gini', max depth=1,
           max features=None, max leaf nodes=None,
           min impurity decrease=0.0, min impurity split=None,
           min samples leaf=1, min samples split=2,
           min weight fraction leaf=0.0, presort=False, random stat
e=None,
           splitter='best')
Tous les résultats :
Classifier: DecisionTreeClassifier score 0.7826 avec DecisionTr
eeClassifier(class weight=None, criterion='gini', max depth=1,
           max features=None, max leaf nodes=None,
           min impurity decrease=0.0, min impurity split=None,
           min samples leaf=1, min samples split=2,
           min weight fraction leaf=0.0, presort=False, random stat
e=None,
           splitter='best')
Classifier: RandomForestClassifier score 0.6957 avec RandomFore
stClassifier(bootstrap=True, class weight=None, criterion='gini',
           max depth=None, max features='auto', max leaf nodes=None
           min impurity decrease=0.0, min impurity split=None,
           min samples leaf=1, min samples split=2,
           min weight fraction leaf=0.0, n estimators=10, n jobs=No
ne,
           oob score=False, random state=None, verbose=0,
           warm_start=False)
```

Conclusion: il faut toujours faire attention aux paramètres passés dans un classifieur. Ils peuvent tout changer!

Sauvegarde du modèle

Sauvegarder le meilleur modèle appris et recharger le pour le tester avec y_test.

```
In [18]:
           1
                clf=gd_sr.best_estimator_
           2
                import pickle
           3
                filename = 'pkl Titanicbestmodel.sav'
                pickle.dump(clf, open(filename, 'wb'))
In [19]:
           2
           3
           4
           5
           6
           7
           8
           9
          10
         Modèle chargé DecisionTreeClassifier(class_weight=None, criterion='g
         ini', max depth=1,
                      max features=None, max leaf nodes=None,
                      min impurity decrease=0.0, min impurity split=None,
                      min samples leaf=1, min samples split=2,
                      min weight fraction leaf=0.0, presort=False, random stat
         e=None,
                      splitter='best')
          accuracy:
         0.8165137614678899
          matrice de confusion
          [[62 12]
          [ 8 27]]
                         precision
                                       recall
                                               f1-score
                                                           support
                             0.89
                                        0.84
                                                   0.86
                     0
                                                               74
                             0.69
                                        0.77
                                                   0.73
                     1
                                                               35
            micro avg
                             0.82
                                        0.82
                                                   0.82
                                                              109
                             0.79
                                        0.80
                                                   0.80
                                                              109
            macro avg
```

0.82

0.82

0.82

109

weighted avg