

Année universitaire	2024-2025		
Département	Mathématique	Année	M2 DS
Matière	Machine Learning		
Enseignant	Haytham Elghazel & Khalid Benabdeslem		
Intitulé TD/TP :	Atelier 2 : Apprentissage supervisé avec Python		
Contenu	<ul style="list-style-type: none"> • Data Preprocessing (données hétérogènes, données manquantes, etc.) • Feature engineering • Feature selection • Classification • Evaluation de la qualité d'un classifieur 		

Dans cet atelier pratique, vous allez expérimenter des algorithmes de traitement de données pour répondre à différents problèmes liés à l'apprentissage supervisé avec le langage **Python**.

Créer un nouveau notebook Python et taper le code suivant dans une nouvelle cellule :

```
import numpy as np
np.set_printoptions(threshold=10000,suppress=True)
import pandas as pd
import warnings
import matplotlib.pyplot as plt
warnings.filterwarnings('ignore')
```

I. Apprentissage supervisé : Feature engineering et Classification

L'objectif dans cette partie est de construire un bon classifieur sur un jeu de données de *credit scoring* du fichier **"credit_scoring.csv"**.

1. **Chargement des données et préparation** : Dans un premier temps nous allons importer le jeu de données et analyser ses caractéristiques.
 - Importer ce jeu de données avec la librairie **pandas** (c.f. **read_csv**)
 - Transformer votre jeu de données issue de **pandas** qui sera de type **Data Frame** en **numpy Array** (c.f. **values**) et séparer ensuite les variables caractéristiques de la variable à prédire (**status**) en deux tableaux différents.
 - Analyser les propriétés de vos données : taille de l'échantillon (c.f. **shape**), pourcentage d'exemples positifs et négatifs.
 - Pour éviter d'avoir un résultat biaisé du classifieur que nous allons construire, séparer les données en deux parties (de taille 50% chacune) une dite d'apprentissage qui servira à l'apprentissage du classifieur et l'autre dite de test qui servira à son évaluation (c.f. **train_test_split** avec un **random_state=1**).
2. **Apprentissage et évaluation de modèles** : Utiliser ensuite sur votre jeu de données les algorithmes d'apprentissage supervisé suivants :
 - Un arbre CART (**random_state=1**)
 - k-plus-proches-voisins avec k=5
 - MultilayerPerceptron à deux couches de tailles respectives 40 et 20 et **random_state=1**

L'objectif est à présent de comparer les résultats obtenus à l'aide de ces trois simples algorithmes sur ce jeu de données. Cette comparaison s'appuiera sur l'estimation de l'**accuracy** et le **meilleur critère entre le Rappel et la Précision** dont vous pensez qu'il est le plus adéquat pour ce cas d'application. Vous pouvez utiliser la moyenne de l'accuracy et ce meilleur critère choisi.

3. **Normalisation des variables continues** : Certains algorithmes d'apprentissage supervisé fonctionneront mieux si les données sont normalisées (centrées autour de 0) pour que toutes les variables caractéristiques aient le même poids dans la phase d'apprentissage. Utiliser le module **StandardScaler** de Scikit-learn pour normaliser vos données (il est possible d'utiliser à la place le module **MinMaxScaler**). Exécuter à nouveau votre code sur vos données une fois normalisées. Interpréter les résultats obtenus en les comparant avec ceux de la question précédente.
4. **Création de nouvelles variables caractéristiques par combinaisons linéaires des variables initiales** : Il est parfois utile pour certains classifieurs de faire une réduction de dimensions sur les données afin de déceler et créer certaines combinaisons linéaires dans les variables descriptives et augmenter ainsi le pouvoir discriminant du classifieur. Appliquer une **ACP** (module **PCA** de Scikit-learn) sur vos données et garder les **3** premières nouvelles dimensions en les concaténant à vos données normalisées de l'étape précédente. Exécuter à nouveau votre code sur vos nouvelles données. Que se passe-t-il ?

A partir de cette étape il faut noter quel est le meilleur algorithme que vous allez garder pour la suite et quelle est la meilleure stratégie de préparation de données. Faut-il ou pas normaliser ? Faut-il ou pas faire l'ACP.

5. **Sélection de variables** : Même si vous utilisez le meilleur algorithme d'apprentissage, la présence de variables bruitées pourra avoir un impact négatif sur les résultats d'apprentissage. La sélection de variables est un processus très important en apprentissage supervisé. Il consiste à sélectionner le sous-ensemble de variables les plus pertinentes (en enlevant le bruit et la redondance) à partir de la série de variables candidates permettant de mieux expliquer et prédire votre target. Dans la suite, vous allez utiliser la méthode **Random Forest** de Scikit-learn pour déterminer quelles sont les meilleures variables pour prédire si une personne va payer son crédit ou pas. Attention :

Ainsi, il faut afficher un histogramme des importances des variables.

Attention, dans la suite de cette partie, pour Xtrain et Xtest il faut prendre les données en fonction de votre choix avant l'étape 5

```
from sklearn.ensemble import RandomForestClassifier
clf = RandomForestClassifier(n_estimators=100)
clf.fit(Xtrain, Ytrain)
importances=clf.feature_importances_
std = np.std([tree.feature_importances_ for tree in clf.estimators_],axis=0)

sorted_idx = np.argsort(importances)[::-1]

features =nom_cols
print(features[sorted_idx])

padding = np.arange(Xtrain.size/len(Xtrain)) + 0.5
plt.barh(padding, importances[sorted_idx],xerr=std[sorted_idx], align='center')
plt.yticks(padding, features[sorted_idx])
plt.xlabel("Relative Importance")
plt.title("Variable Importance")
plt.show()
```

Déterminer ensuite le nombre de variables à garder en exécutant le code suivant

```
KNN=KNeighborsClassifier(n_neighbors=5) // Ici c'est votre Meilleur algorithme
scores=np.zeros(Xtrain.shape[1]+1)
for f in np.arange(0, Xtrain.shape[1]+1):
    X1_f = Xtrain[:,sorted_idx[:f+1]]
    X2_f = Xtest[:,sorted_idx[:f+1]]
    KNN.fit(X1_f,Ytrain)
```

```

YKNN=KNN.predict(X2_f)
scores[f]=np.round(accuracy_score(Ytest,YKNN),3)

plt.plot(scores)
plt.xlabel("Nombre de Variables")
plt.ylabel("Accuracy")
plt.title("Evolution de l'accuracy en fonction des variables")
plt.show()

```

Paramétrage des classifieurs : Dans cette partie, vous allez utiliser la fonction **GridSearchCV** de scikit-learn afin de tuner les paramètres de votre meilleur algorithme. Vous allez choisir les meilleurs paramètres qui optimisent au mieux la **moyenne de l'accuracy et le meilleur critère choisi entre le Rappel et la précision**. **N'oubliez pas de déterminer le nombre de variables à garder pour votre algorithme avec les meilleurs paramètres.**

- Création d'un pipeline** : Dans cette partie vous allez automatiser l'enchaînement des traitements effectués précédemment (Normalisation ou non, ACP ou non et Construction du classifieur) dans un pipeline (module **pipeline.Pipeline** de Scikit-learn). Sauvegarder ensuite votre pipeline dans un **pickle** afin de pouvoir l'utiliser dans une phase de scoring (**Donner le code permettant son utilisation**).

Jusqu'à là, vous avez comparé que 3 algorithmes de classification afin de mettre le meilleur d'entre eux en production. Cette comparaison a été faite sur une seule base de test. Ce qui n'est malheureusement pas suffisant. Dans la suite, vous allez voir comment comparer automatiquement et pertinemment plusieurs classifieurs.

- Comparaison de plusieurs algorithmes d'apprentissage** : Utiliser ensuite sur votre jeu de données les algorithmes d'apprentissage supervisé suivants :
 - NaiveBayesSimple
 - Un arbre CART
 - Un arbre ID3
 - Un Decision Stump
 - MultilayerPerceptron à deux couches de tailles respectives 20 et 10 par exemple
 - k-plus-proches-voisins avec k=5 par exemple
 - Bagging avec 200 classifieurs par exemple
 - AdaBoost avec 200 classifieurs par exemple
 - Random Forest avec 200 classifieurs par exemple
 - Un XGboost avec 200 classifieurs par exemple
 - Etc.

Si vous ne connaissez pas le fonctionnement précis de l'un de ces algorithmes, n'hésitez pas à consulter la documentation de Scikit-learn. Attention, la plupart de ces algorithmes ont des paramètres qu'il vous faudra prendre en compte lors de vos expérimentations. Vous en choisirez quelques-uns que vous ferez varier afin d'observer l'effet pratique de ces paramètres sur les résultats obtenues (par exemple **k** pour les **k-plus-proches-voisins** ou le nombre d'arbres dans un Random Forest).

L'objectif est à présent de comparer les résultats obtenus à l'aide des différents algorithmes donnés ci-dessus sur votre jeu de données. Ces comparaisons s'appuieront sur :

- l'**AUC** (Aire sous la courbe ROC) par 10 fold cross-validation (c.f. **cross_val_score**). Il faut afficher la moyenne et l'écart type.
- l'estimation aussi par 10 fold cross-validation **de la moyenne de l'accuracy et le meilleur critère choisi entre le Rappel et la précision**. Il faut afficher aussi la moyenne et l'écart type.
- le temps d'exécution de l'algorithme d'apprentissage (c.f. **time.time()**)

Note :

Afin de mieux comparer plusieurs algorithmes sur une même validation croisée, il est préférable de passer par un dictionnaire dans lequel vous mettez la liste des algorithmes à comparer et d'utiliser le code suivant :

```

clfs = {
    'RF': RandomForestClassifier(n_estimators=200, random_state=1),
    'KNN': KNeighborsClassifier(n_neighbors=10),
    liste à compléter
}
kf = KFold(n_splits=10, shuffle=True, random_state=0)
for i in clfs:
    clf = clfs[i]
    cv_acc = cross_val_score(clf, X, Y, cv=kf)
    print("Accuracy for {0} is: {1:.3f} +/- {2:.3f}".format(i, np.mean(cv_acc), np.std(cv_acc)))

```

Créer une fonction Python *run_classifiers* qui permettra de lancer la comparaison des algorithmes de classification supervisée et qui prendra en paramètre un dictionnaire **clfs**, le tableau de données caractéristiques **X** et la target **Y**. (c.f. *def*).

Exécuter cette fonction et interpréter les résultats obtenus. En deuxième temps, vous devez exécuter la fonction sur les données **X normalisées**.

Logiquement à cette étape, vous devez refaire l'étape 5, 6 et 7 avec votre meilleur algorithme afin de le mettre en production.

II. Apprentissage supervisé : Données hétérogènes

L'objectif dans cette partie est de faire une étude comparative entre plusieurs algorithmes d'apprentissage supervisé sur un nouveau jeu de données de *credit scoring*. Pour plus d'informations sur ce jeu de données, vous pouvez visiter le lien suivant (<https://archive.ics.uci.edu/ml/datasets/Credit+Approval>).

Le fichier "**credit.data**" comporte 688 instances décrites par 15 variables caractéristiques (6 numériques, 9 catégorielles) et la variable à prédire "classe" (la dernière colonne du fichier) de nature nominale possédant un nombre fini de valeurs (ici deux valeurs "+" et "-"). Il ne s'agit pas d'une tâche de régression, mais de classification. Les exemples de ce jeu de données représentent des personnes (positifs et négatifs) pour lesquels un crédit a été accordé ou non.

1. Dans un premier temps nous allons considérer que les caractéristiques continues (numériques) de ce jeu de données sans les données manquantes.

- **Chargement des données et préparation :**
 - Importer ce jeu de données avec la librairie **pandas** (c.f. *read_csv*)
 - Transformer votre jeu de données issue de **pandas** qui sera de type **Data Frame** en **numpy Array** (c.f. *values*) et séparer ensuite les variables caractéristiques de la variable à prédire (target) en deux tableaux différents.
 - Créer un sous-ensemble de vos données en gardant que les variables numériques et en remplaçant les valeurs manquantes (?) par des **nan**. N'oublier de typer votre tableau en type **float** (c.f. *astype*).
 - Supprimer les individus dans vos données contenant des **nan** sur au moins une variable.
 - Analyser les propriétés de vos données : taille de l'échantillon (c.f. *shape*), nombre d'exemples positifs et négatifs (c.f. *hist*).
 - Binariser votre target (+ en 1 et - en 0).

L'objectif est à présent de comparer les résultats obtenus à l'aide des différents algorithmes. Exécuter votre fonction *run_classifiers* en rajoutant l'**AUC** (Aire sous la courbe ROC) comme critère d'évaluation et interpréter les résultats obtenus.

- **Normalisation des variables continues :** Certains algorithmes d'apprentissage supervisé fonctionneront mieux si les données sont normalisées (centrées autour de 0) pour que toutes les variables caractéristiques aient le même poids dans la phase d'apprentissage. Utiliser le module **StandardScaler** de Scikit-learn pour normaliser vos données. Vous pouvez également tester le

module **MinMaxScaler**. Exécuter votre fonction **run_classifiers** sur vos données une fois normalisées. Interpréter les résultats obtenus en les comparant avec ceux de la question précédente.

2. Nous allons maintenant considérer la totalité de la base originale comportant les 15 variables continues et catégorielles mais aussi les données manquantes.

- **Traitement de données manquantes** : La non utilisation des données manquantes peut impacter la phase d'apprentissage suite à la perte d'information susceptible d'être pertinente et/ou informative, surtout quand la proportion des données manquantes dans l'échantillon est forte. Pour traiter les données manquantes deux méthodologies sont possibles : Soit (1) d'utiliser une technique d'imputation de valeurs manquantes, ou (2) non en intégrant des indicateurs de données manquantes dans l'échantillon par l'ajout par exemple d'une modalité à votre variable catégorielle incomplètement remplie (remplacer par exemple le '?' dans une variable sexe avec deux modalités 'Femme' et 'Homme' par 'Inconnu'). Dans la suite, vous allez utiliser la première méthodologie. Pour imputer des données manquantes, différentes stratégies sont possibles, certaines sont supervisées (utilisant la variable target pour remplir les valeurs manquantes dans les autres variables) et d'autres non supervisées. Pour plus de détails considérant ces approches, les liens suivants pourront vous intéresser <http://www.math.univ-toulouse.fr/~besse/Wikistat/pdf/st-m-app-idm.pdf> et http://cybertim.timone.univ-mrs.fr/Members/rgiorgi/DossierPublic/Enseignement/TraitementNA-PDF-RG/docpeda_fichier. Imputer les valeurs manquantes dans votre jeu de données en utilisant les stratégies non supervisées suivantes du module **Imputer** de Scikit-learn (voir code ci-dessous) :
 - **mean** pour les variables continues
 - **most_frequent** pour les variables catégorielles

Attention : Imputer ne considère que des données sous format de **float**. Il faut d'abord transformer les colonnes catégorielles en valeurs numériques (par exemple ['a', 'b', 'a'] en [1,2,1]). Il faut utiliser pour cela le code suivant sur votre tableau de données avec les données catégorielles (ici c'est X_cat) :

Pour les variables catégorielles

```
X_cat = np.copy(X[:, col_cat])
for col_id in range(len(col_cat)):
    unique_val, val_idx = np.unique(X_cat[:, col_id], return_inverse=True)
    X_cat[:, col_id] = val_idx
```

```
imp_cat = Imputer(missing_values=0, strategy='most_frequent')
X_cat[:, range(5)] = imp_cat.fit_transform(X_cat[:, range(5)])
```

Pour les variables numériques

```
X_num = np.copy(X[:, col_num])
X_num[X_num == '?'] = np.nan
X_num = X_num.astype(float)
```

```
imp_num = Imputer(missing_values=np.nan, strategy='mean')
X_num = imp_num.fit_transform(X_num)
```

- **Traitement de variables catégorielles** : Pour pouvoir utiliser les variables catégorielles dans les algorithmes d'apprentissage supervisé de votre fonction **run_classifiers**, une solution consiste à transformer chaque variable catégorielle avec **m** modalités en **m** variables binaires dont une seule sera active. Pour cela utiliser le module **OneHotEncoder** de Scikit-learn pour encoder les 9 variables catégorielles de votre jeu de données.

```
X_cat_bin = OneHotEncoder().fit_transform(X_cat).toarray()
```

- **Construction de votre jeu de données** : Construire votre jeu de données en concaténant à la fois les données catégorielles transformées et les données continues normalisées. L'objectif étant de bien

préparer les données originales afin d'obtenir le meilleur jeu de données sur lequel vos classifieurs seront appris. Exécuter maintenant votre fonction ***run_classifiers*** sur vos nouvelles données.