## Université de Mons Faculté des sciences Département d'Informatique

# Rapport de projet - Machine Learning I

Professeur:
Ben Taieb Souhaib
Assistants:
Victor Dheur
Tanguy Bosser

Auteurs:
Godwill LOUHOU
Nathan AMORISSON
Maxime NABLI





Année académique 2022-2023

## Table des matières

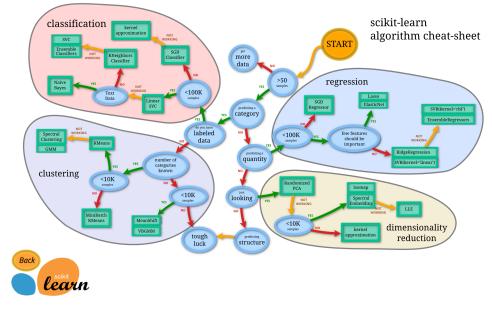
| 1        | Inti | roduction                    |  |
|----------|------|------------------------------|--|
| <b>2</b> | Mé   | thodologie                   |  |
|          | 2.1  | Raisonnement initial         |  |
|          | 2.2  | Linear SVC                   |  |
|          | 2.3  | Logistic Regression          |  |
|          | 2.4  | KNN - KNeighborsClassifier   |  |
|          | 2.5  | Random Forest Classifier     |  |
|          | 2.6  | Gradient Boosting Classifier |  |
|          | 2.7  | Bagging Classifier           |  |
|          | 2.8  | Extra Trees Classifier       |  |

## 1 Introduction

## 2 Méthodologie

#### 2.1 Raisonnement initial

Dans notre code, nous sommes partis du code du benchmark qui était mis à disposition, et l'avons adapté à nos besoins. Nous avons donc utilisé le **pipeline** pour pré-process nos données. Ce pre-processing inclus toutes les modifications sur les données, avec notamment la gestion des valeurs nulles remplacées selon les stratégies que nous avons choisi. Dans notre cas, il a été décidé d'utiliser la stratégie mean pour les features numériques, et most frequent pour les features catégoricielles. La stratégie mean permet de remplacer les valeurs manquantes par la valeur moyenne de la colonne dans laquelle elles sont manquantes. La stratégie most frequent permet de remplacer les valeurs manquantes par les catégories les plus présentes dans la colonne. Ensuite, nous avons fait varier les modèles utilisés dans notre pipeline. Lors de nos recherches pour déterminer quels méthodes et modèles nous allions utiliser, nous sommes tombés sur une image de la documentation de scikit-learn présentant les algorithmes de recherches à privilégier en fonction des données dont nous disposons. Nous avons donc suivi ce graphique pour déterminer quels seraient les algorithmes intéressants à étudier.



#### 2.2 Linear SVC

En suivant le schéma de la documentation, nous avons donc dans un premier temps cherché à utiliser l'algorithme **LinearSVC**. Cet algorithme est un

algorithme qui tente de trouver un hyperplan pour maximiser la distance entre les échantillons classifiés (Définition : documentation scikit-learn). En essayant d'appliquer cet algorithme à nos données, nous nous sommes aperçu que les résultats n'étaient pas ceux escomptés. L'algorithme fonctionne, mais les résultats en sont pas assez intéressants dans notre cas.

### 2.3 Logistic Regression

Après avoir essayé l'algorithme **LinearSVC**, nous avons essayé l'algorithme **LogisticRegression**. C'est un algorithme linéaire de classification qui

#### 2.4 KNN - KNeighborsClassifier

Le KNN est un algorithme de classification. Celui ci utilise les données d'entrainement pour déterminer la classe d'un nouvel échantillon. Pour cela, il va regarder les K plus proches voisins de l'échantillon et déterminer la classe de l'échantillon en fonction de la classe majoritaire des K plus proches voisins.

#### 2.5 Random Forest Classifier

L'algorithme RandomForestClassifier est un algorithme de classification qui utilise un ensemble d'arbres de décisions. L'utilisation de celui ci nous a permis d'augmenter notre score de façon conséquente.

#### 2.6 Gradient Boosting Classifier

### 2.7 Bagging Classifier

#### 2.8 Extra Trees Classifier

Après avoir essayé les algorithmes précédents, nous avons essayé l'algorithme **ExtraTreesClassifier**. Cet algorithme nous a permis d'avoir le meilleur score parmi tous les autres. Son fonctionnement est ...