

# Projet - Machine Learning

Yen Phi Do | Hugo Alpiste | Sébastien Martel | Morgane Geoffroy 30/08/2023

Projet

Présentation des objectifs, des étapes de réalisation du projet et des données de départ.

Projet

Présentation des objectifs, des étapes de réalisation du projet et des données de départ.

Analyse exploratoire

Présentation des différentes étapes de prétraitement du jeu de données initial résultantes de l'analyse exploratoire.

Projet

Présentation des objectifs, des étapes de réalisation du projet et des données de départ.

Analyse exploratoire

Présentation des différentes étapes de prétraitement du jeu de données initial résultantes de l'analyse exploratoire.

Machine Learning Présentation des différents modèles de Machine Learning évalués ainsi que des performances du modèle retenu.

Projet

Présentation des objectifs, des étapes de réalisation du projet et des données de départ.

Analyse exploratoire

Présentation des différentes étapes de prétraitement du jeu de données initial résultantes de l'analyse exploratoire.

Machine Learning Présentation des différents modèles de Machine Learning évalués ainsi que des performances du modèle retenu.

Application

Présentation des différentes étapes de conception de l'application.

Projet

Présentation des objectifs, des étapes de réalisation du projet et des données de départ.

Analyse exploratoire

Présentation des différentes étapes de prétraitement du jeu de données initial résultantes de l'analyse exploratoire.

Machine Learning Présentation des différents modèles de Machine Learning évalués ainsi que des performances du modèle retenu.

Application

Présentation des différentes étapes de conception de l'application.

Démonstration

Réalisation d'une démonstration de l'utilisation de l'application finale.

Prédire la survenue probable d'un incident cardiaque sur la base de réponses renseignées par le patient dans un questionnaire

### Etapes de réalisation du projet

#### 1 - Analyse exploratoire

Exploration des données afin de pouvoir en évaluer la pertinence et résumer leurs principales caractéristiques.

Prédire la survenue probable d'un incident cardiaque sur la base de réponses renseignées par le patient dans un questionnaire

### Etapes de réalisation du projet

#### 2 - Pré-traitement

Formatage du jeu de données initial, résultant de l'analyse exploratoire, dans le but de l'adapter à une utilisation dans des algorithmes de Machine Learning

Prédire la survenue probable d'un incident cardiaque sur la base de réponses renseignées par le patient dans un questionnaire

### Etapes de réalisation du projet

3 - Entraînement, optimisation et évaluation des performances de plusieurs modèles

Comparaison de trois modèles adaptés à la classification dont les hyperparamètres auront été optimisés et dont les performances auront été évaluées.

Prédire la survenue probable d'un incident cardiaque sur la base de réponses renseignées par le patient dans un questionnaire

### Etapes de réalisation du projet

#### 4 - Choix d'un modèle

Choix du modèle qui permettra de prédire la possibilité d'une atteinte cardiaque sur la base d'un certain nombre de paramètres renseignés en interface.

Prédire la survenue probable d'un incident cardiaque sur la base de réponses renseignées par le patient dans un questionnaire

### Etapes de réalisation du projet

#### 5 - Application finale

Mise en place d'une interface web fonctionnelle et facile d'utilisation afin de fournir une prédiction à partir des données d'entrée.

#### Présentation des données

Variables numériques	BMI	PhysicalHealth	MentalHealth	SleepTime
count	319 795	319 795	319 795	319 795
mean	28.33	3.37	3.90	7.10
std	6.36	7.95	7.96	1.44
min	12.02	0.00	0.00	1.00
25%	24.03	0.00	0.00	6.00
50%	27.34	0.00	0.00	7.00
75%	31.42	2.00	3.00	8.00
max	94.85	30.00	30.00	24.00

Variables catégorielles	HeartDisease	Smoking	AlcoholDrinking	Stroke	DiffWalking	Sex	AgeCategory
count	319 795	319 795	319 795	319 795	319 795	319 795	319 795
unique	2	2	2	2	2	2	13
top	No	No	No	No	No	Female	65-69
freq	29 422	187 887	298 018	307 726	275 385	167 805	34 151
Variables catégorielles	Race	Diabetic	PhysicalActivity	GenHealth	Asthma	KidneyDisease	SkinCancer
count	319 795	319 795	319 795	319 795	319 795	319 795	319 795
unique	6	4	2	5	2	2	2

Yes

247 957

No

269 653

White

245 212

top

freq

Very good

113 858

No

289 976

No

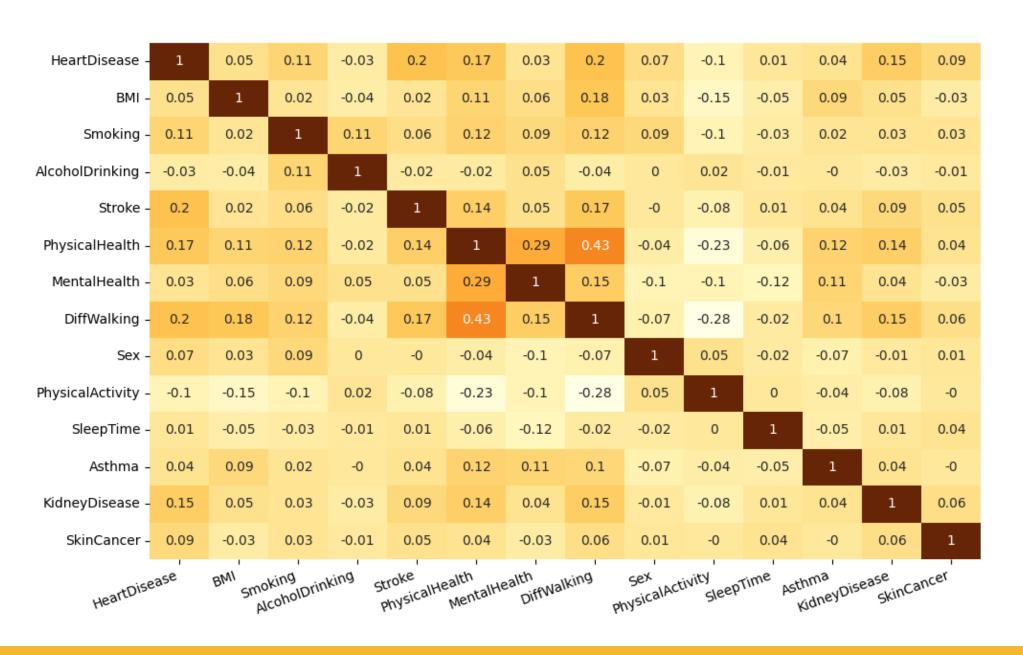
308 016

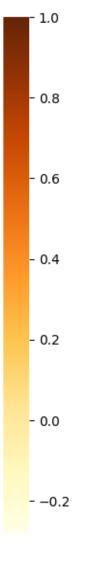
No

276 923

#### Matrice de corrélations

Des corrélations relativement faibles nous indiquent l'importance de chacune des variables pour la mesure de différentes caractéristiques





Corrélation positive entre

DiffWalking et PhysicalHealth

Lorsque le patient a des

difficultés à marcher il va avoir

tendance à se considérer en

moins bonne santé physique.

De même, lorsque celui-ci

considère que sa santé mentale

n'est pas bonne.

Existe-t-il, pour chaque variable, une différence significative entre le groupe de patients sains et celui de patients atteints d'une maladie cardiaque ?

#### Analyses univariées

Variables catégorielles

Test du Chi2

Au moins 5 individus dans chaque groupe

Variables numériques

Test de Student

Indépendance des deux groupes Normalité Homoscédasticité (égalité des variances)

		Yes	No	p-value
BMI (mean)		29.40	28.20	< 0.001
PhysicalHealth (mean)		7.80	3.00	< 0.001
MentalHealth (mean)		4.60	3.80	< 0.001
SleepTime (mean)		7.10	7.10	< 0.001
Diabetic (%)	No	64.00	86.20	< 0.001
	No, borderline diabetes	2.90	2.00	
	Yes	32.70	10.90	
	Yes (during pregnancy)	0.40	0.80	
KidneyDisease (%)	Yes	12.60	2.80	< 0.001
SkinCancer (%)	Yes	18.20	8.50	< 0.001

		Yes	No	p-value	
Smoking (%)	Yes	58.60	39.60	< 0.001	
AlcoholDrinking (%)	Yes	4.20	7.10	< 0.001	
Stroke (%)	Yes	16.00	2.60	< 0.001	
DiffWalking (%)	Yes	36.60	11.80	< 0.001	
Sex (%)	Male	59.00	46.50	< 0.001	
	Excellent	5.50	22.30		
	Fair	25.90	9.40		
GenHealth (%)	Good	34.90	28.60	< 0.001	
	Poor	14.10	2.50		
	Very Good	19.70	37.10		

		Yes	No	p-value
	18-24	0.50	7.20	
	25-29	0.50	5.80	
	30-34	0.80	6.30	
	35-39	1.10	6.90	
	40-44	1.80	7.00	< 0.001
AgeCategory (%)	45-49	2.70	7.20	
	50-54	5.10	8.20	< 0.001
	55-59	8.00	9.40	
	60-64	12.20	10.40	
	65-69	15.00	10.30	
	70-74	17.70	9.00	
	75-79	14.80	6.00	

		Yes	No	p-value
AgeCategory (%)	80 or older	19.90	6.40	< 0.001
Race (%)	American Indian/Alaskan Native	2.00	1.60	< 0.001
	Asian	1.00	2.70	
	Black	6.30	7.30	
	Hispanic	5.30	8.90	
	Other	3.20	3.40	
	White	82.20	76.20	
PhysicalActivity (%)	Yes	63.90	78.80	< 0.001
Asthma (%)	Yes	18.00	13.00	< 0.001

### Variables catégorielles

Observations

- Condition d'application respectée : n > 5
- Très (trop ?) petits effectifs dans certaines catégories de AgeCategory
- Formatage des variables non optimisé

Décisions

- Regroupement des classes d'âge deux à deux afin d'en étoffer les effectifs.
- Recodage des variables dichotomiques en binaire
- One-hot encodeage des variables à plus de deux catégories

#### Variables numériques

Indépendance des échantillons

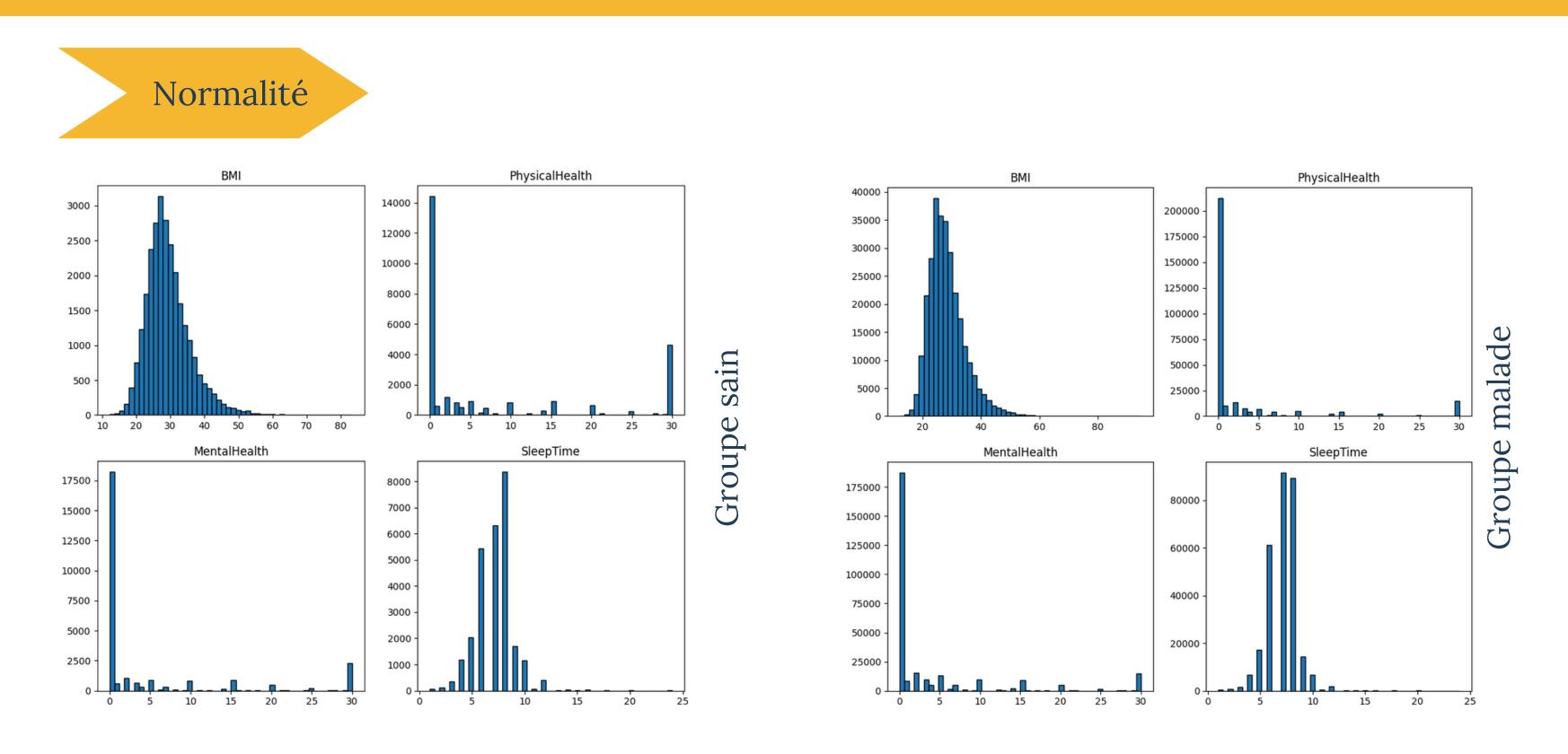
Les valeurs observées dans les différents groupes sont indépendantes les unes des autres.

Normalité

Vérification visuelle car supposée (TCL) pout de grands effectifs.

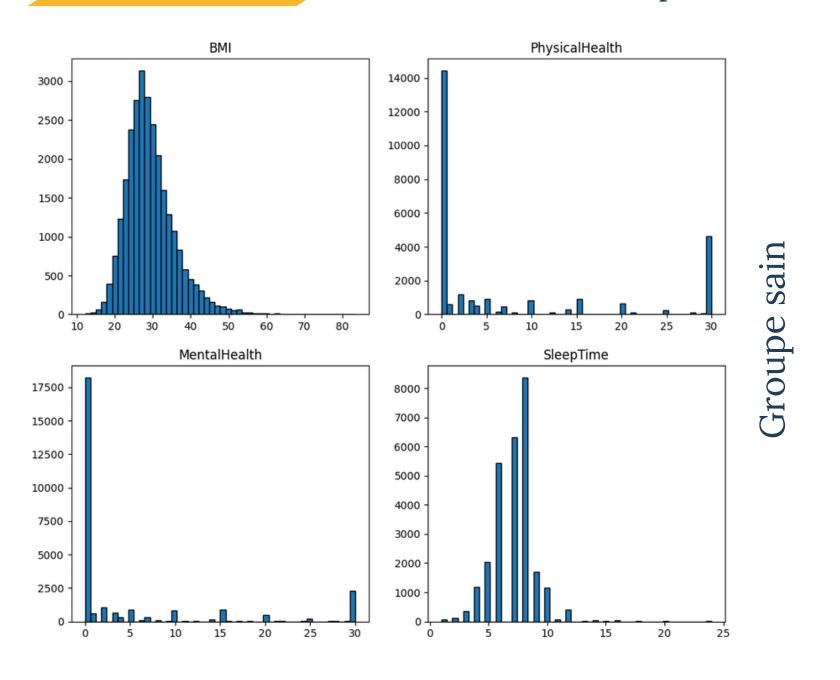
Homoscédasticité

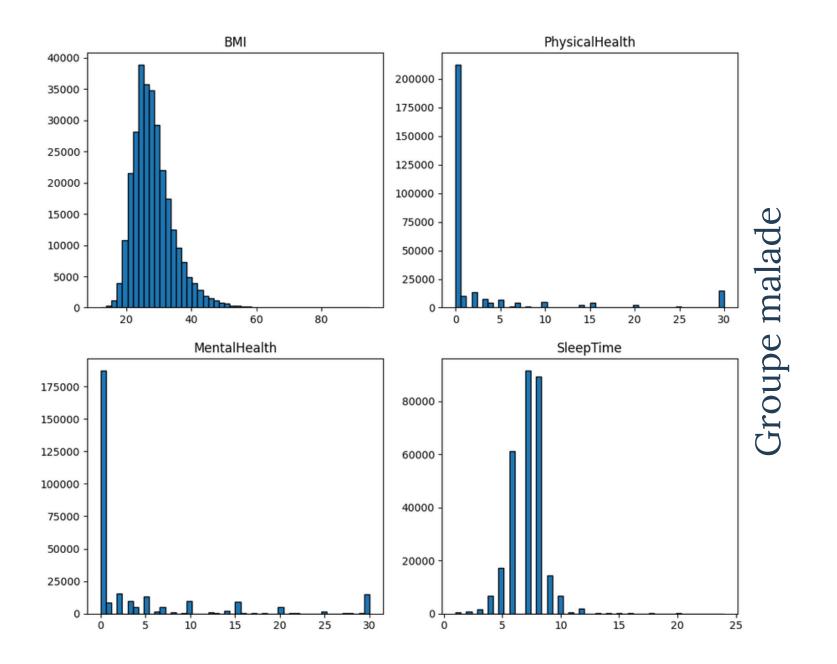
Vérification de l'égalité des variances au sein des deux groupes (sains et malades) pour les variables BMI et SleepTime à l'aide du test de Bartlett. Sans surprise, elle n'est pas vérifiée, on décide donc de s'en affranchir.





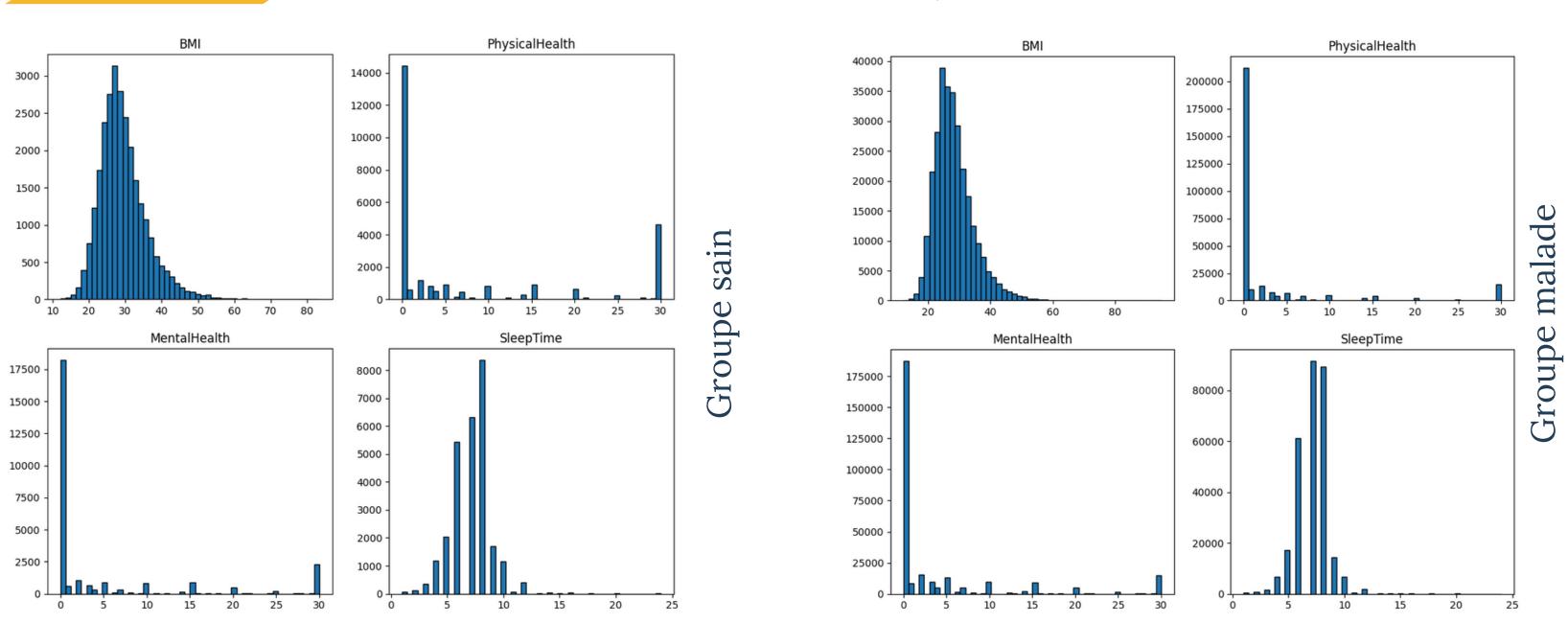
- Vérifiée pour les variables BMI et SleepTime.
- Non vérifiée pour les variables PhysicalHealth et MentalHealth.







- Vérifiée pour les variables BMI et SleepTime.
- Non vérifiée pour les variables PhysicalHealth et MentalHealth.



On décide de passer les variables PhysicalHealth et MentalHealth en variables catégorielles.

#### Quel algorithme utiliser?

K-Nearest Neighbors Modèle qui repose sur le principe que des points similaires peuvent être trouvés à proximité les uns des autres.

Logistic Regression Modèle statistique de régression qui permet de prédire la probabilité qu'un événement arrive ou non.

Random Forest Effectue un apprentissage sur de multiples arbres de décision entraînés sur des sous-ensembles de données légèrement différents.

Quels sont les différentes étapes d'implémentation ? (librairie scikit\_learn)

#### 1 - Séparation des données

train\_test\_split()

Génération d'un jeu d'entraînement et d'un jeu test.

"random\_state" : assure la reproductibilité des résultats

"stratify" : assure le respect de la repartition de la cible

dans les nouveaux jeux de données.

Quels sont les différentes étapes d'implémentation ? (librairie scikit\_learn)

#### 2 - Optimisation des paramètres

GridSearchCV()

Création d'un dictionnaire de paramètres à tester que l'on passe à la fonction GridSearchCV() qui teste les différentes combinaisons de ces paramètres.

Quels sont les différentes étapes d'implémentation ? (librairie scikit\_learn)

#### 3 - Récupération des informations du modèle

gscv.best\_estimator\_ et gscv.best\_score\_

Enregistrement du modèle dans une variable afin de pouvoir le réutiliser et récupération du meilleur score (accuracy) d'apprentissage afin de pouvoir évaluer la performance du modèle.

Quels sont les différentes étapes d'implémentation ? (librairie scikit\_learn)

# 4 - Prédictions sur le jeu test predict()

On teste le modèle sur le jeu de données afin de récupérer les prédictions associées à chacun des individus testés.

Quels sont les différentes étapes d'implémentation ? (librairie scikit\_learn)

5 - Mesure de l'adaquation des prédictions

accuracy\_score()

Vérification de l'adéquation des prédictions aux étiquettes connues.

K-Nearest Neighbors

Logistic Regression

Random Forest

Paramètres optimisés

n\_neighbors

Résultats de l'optimisation

45

Meilleur score

91.6 %

Accuracy

91.6 %

K-Nearest Neighbors

Logistic Regression

Random Forest

Paramètres optimisés

n\_neighbors

Paramètres optimisés

max\_iter | C | penalty

Résultats de l'optimisation

45

Résultats de l'optimisation

10 000 | 5.96 | L2

Meilleur score

91.6 %

Meilleur score

91.6 %

Accuracy

91.6 %

**Accuracy** 

91.6 %

K-Nearest Neighbors

Logistic Regression

Random Forest

Paramètres optimisés

n\_neighbors

Paramètres optimisés

max\_iter | C | penalty

Paramètres optimisés

n\_estimators | max\_features

Résultats de l'optimisation

45

Résultats de l'optimisation

10 000 | 5.96 | L2

Résultats de l'optimisation 700 | 1

Meilleur score

91.6 %

Meilleur score

91.6 %

Meilleur score

90.5 %

**Accuracy** 

91.6 %

Accuracy

91.6 %

Accuracy

90.6 %

K-Nearest Neighbors

Logistic Regression

Random Forest

Accuracy

91.6 % (91.6)

Accuracy

91.6 % (91.6)

Accuracy

90.6 % (90.5)

K-Nearest Neighbors

Logistic Regression

Random Forest

Accuracy

91.6 % (91.6)

Accuracy

91.6 % (91.6)

Accuracy

90.6 % (90.5)

Overfitting: Non! Underfitting: Non!

Modèles cohérents et valides

K-Nearest Neighbors

Logistic Regression

Random Forest

Accuracy

91.6 % (91.6)

Accuracy

91.6 % (91.6)

Accuracy

90.6 % (90.5)

Overfitting: Non! Underfitting: Non!

Modèles cohérents et valides

Quel modèle choisir?

K-Nearest Neighbors

Logistic Regression

Random Forest

Accuracy

91.6 % (91.6)

Accuracy

91.6 % (91.6)

Accuracy

90.6 % (90.5)

Overfitting: Non! Underfitting: Non!

Modèles cohérents et valides

Quel modèle choisir?

#### K-Nearest Neighbors

### Application



- 1 Prise en main de l'outil
- 2 Test de la fonctionnalité pandas-profiling
- 3 Mise en place d'un formulaire adapté
- 4 Utilisation de la fonction dataPreprocessing
- 5 Utilisation du modèle pour prédire la donnée nouvellement entrée.

### Démonstration





# Merci pour votre attention!

Yen Phi Do | Hugo Alpiste | Sébastien Martel | Morgane Geoffroy