

Plankton classification - Proposal

Team PLANKTON

Alexandre BESTANDJI

Carlo Elia DONCECCHI

Katia FETTAT

Ugo NZONGANI

Ramdane MOULOUA

Romain MUSSARD

<https://github.com/adblackx/PLANKTON>

<https://codalab.lri.fr/competitions/623>

Semestre 4, 2020

Introduction

Dans le cadre de l'unité d'enseignement *mini-projet*, nous avons choisi de travailler sur le projet **GaiaSavers**. Ce projet a pour objet l'applications de diverses techniques de classification au problème de la reconnaissance d'images, des photos de plusieurs espèces marines. Pour ce faire, nous utilisons la base de données *Bering Sea dataset*. Ces données sont à répartir en 7 classes :

- *chaetognatha*
- *copepoda*
- *euphausiids*
- *fish larvae*
- *limacina*
- *medusae*
- *others*

Nous travaillons en langage *python* à l'aide des modules *pandas*, *seaborn* et *sklearn*. Nous détaillerons le travail effectué en 3 parties :


Preprocessing : Le preprocessing consiste en la préparation des données à l'entraînement.

Cette étape est essentielle au bon déroulement de l'apprentissage, car le format de certaines données pourraient fausser l'apprentissage. Il s'agit aussi de réduire la quantité de données à traiter par les modèles, afin d'économiser du temps de calcul, mais aussi afin d'avoir un ensemble de données le plus représentatif possible afin d'augmenter le score du modèle choisi.

Modèle : L'étape de choix du modèle est cruciale dans l'obtention des meilleurs performances de classification. Elle consiste en une comparaison méthodique de plusieurs modèles existants de classification afin de déterminer lequel est le plus performant à traiter les données.

Visualisation : Il est nécessaire, une fois l'algorithme entraîné, d'avoir un moyen d'évaluer humainement le résultat de la classification, ainsi que d'interpréter ses erreurs afin d'en améliorer l'implémentation.

Metric : Pour tester la performance des différents modèles, nous avons à notre disposition plusieurs outils, dont notamment la metric qui va déterminer notre façon de faire les scores. En effet la metric sert à calculer le score en calculant la "distance" entre le modèle et les données. La metric choisie est la "balanced accuracy metric" qui a l'avantage de ne pas donner trop d'importance aux différentes classes en leur donnant un poids équivalent. En effet selon l'énoncé



nous avons toutes les classes qui sont parfaitement équilibrées, cela équivaut donc à simplement calculer la précision du score, mais si le test est modifié et n'est plus équilibré, la "balanced accuracy score" ne fonctionne toujours correctement tandis que le score de précisions ne le sera pas.

Analyse

Preprocessing

Alexandre BESTANDJI & Romain MUSSARD

Features selection

Dans cette section, nous détaillons les techniques que nous avons employées afin de préparer les données à l'entraînement de l'algorithme de classification.

Le *Bering Sea dataset* nous fournit une banque de 10752 données issues d'images formatées à 100x100 pixels et passées en noir et blanc. Chaque donnée est définie sur 203 features représentant chacune une moyenne de clarté des pixels sur un axe de l'image. Il y a aussi une feature pour la moyenne globale de clarté des pixels, sa variance et la longueur du contours.

Dans un premier temps, et dans l'optique de réduire le temps de calcul des modèles et de maximiser la qualité de nos données, nous procédons à une sélection des features en les évaluant selon le coefficient de corrélation pour ne garder que les features les plus inter-dépendantes, car les features fortement corrélés auront généralement le même effet sur nos données. Il est donc peut intéressant de les conserver.

Afin d'optimiser le nombre de features à utiliser, on trace en suite dans la figure le score en fonction du nombre de features utilisées.

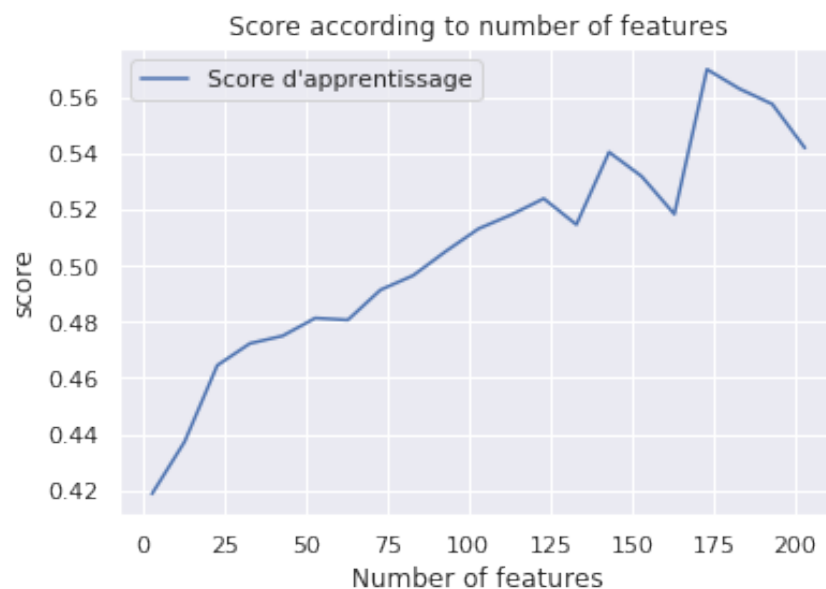


FIGURE 1 – Score en fonction du nombre de features, pour la technique de sélection de features

On remarque un pic d'efficacité autour d'une quantité de 175 features. Cependant, au vu des fluctuations du score pour un nombre de features alentour, il n'est pas impossible que ce pic s'explique par un simple effet de variance.

Nous nous occupons dans un second temps de préparer les données à l'aide d'une technique de préprocessing qu'est la réduction de dimensionnalité par Analyse des Composantes Principales (PCA).

En bref, il s'agit d'extraire les vecteurs propres de la matrice de covariance dans le but d'identifier les features qui influence le moins la variance des données, et ultimement de supprimer ces features en projetant les données sur les features conservées. En d'autres termes la PCA tente de trouver des corrélations entre features et de les exprimer par une formule mathématique afin d'avoir non plus plusieurs centaines de features mais seulement quelques unes.

Après application de la méthode PCA fournie par la bibliothèque *sklearn.decomposition*, on visualise ses effets sur la figure :

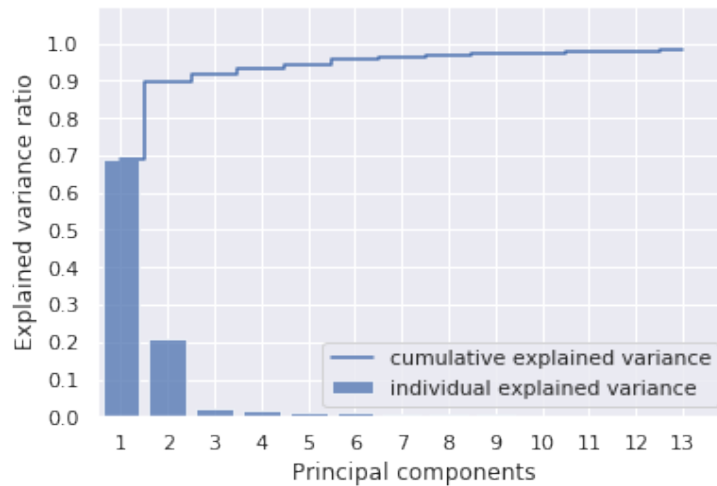


FIGURE 2 – Composantes principales de la variance

On voit ici que 90% de la variance est expliquée par deux composantes principales. Au delà d'une dizaine de composantes principales, on peut déjà expliquer la quasi-totalité de la variance. Voyons donc si le score, calculé de la même façon que précédemment, est augmenté par l'ajout de cette technique, et pour quel nombre de features. On applique ici la méthode PCA et on visualise l'évolution du score sur la figure :

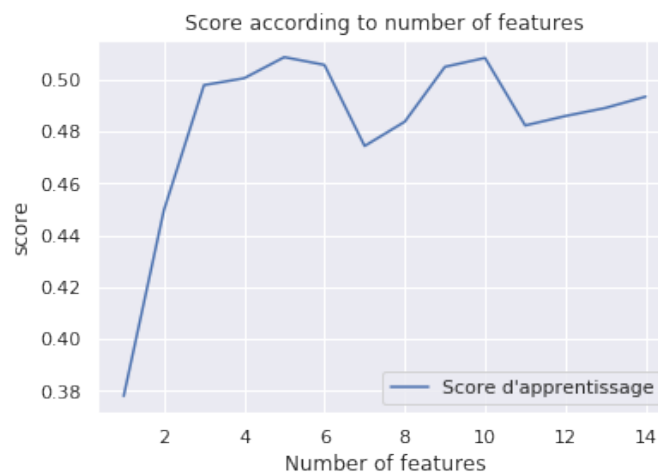


FIGURE 3 – Score en fonction du nombre de composantes principales

On remarque ici que, au delà de 3 composantes principales, le score devient assez difficile à interpréter. On remarque tout de même des pics d'efficacité pour 5 et 10 features, mais les différences de scores avec d'autres nombre de features sont assez peu significatives. Une fois de plus, il pourrait être utile d'étudier la variance de tels résultats afin d'y voir plus clair.

Dans la continuité de ce projet, nous nous proposons de tester d'autres techniques de sélections de features, comme la méthode `selectKBest` de `scikit learn` en utilisant le test statistique du χ^2 . Il sera ensuite important de sélectionner quelle combinaison de toutes ces techniques maximise le score final, et surtout dans quel ordre d'application.

Outliers detection

Nous nous occupons en suite de trier les valeurs aberrantes (Outliers) des données. Cette opération est importante car certaines données mal labélisées ou ambiguës pourraient fausser l'apprentissage. On utilise la méthode d'écart interquartile (IQR) qui mesure la dispersion des données. Pour une visualisation correcte, on représente les données et leurs valeurs aberrantes selon 2 composantes principales, donc après PCA, comme visible dans la figure suivante .



FIGURE 4 – Mise en évidence des outliers grâce à l'IQR

Cette méthode n'arrive cependant pas à améliorer le score. Celui-ci passe de 0.436 avant à 0.388 après le traitement. On essaie donc une autre technique de suppression des valeurs aberrantes, appelée `LocalOutlierFactor` de la bibliothèque `sklearn.neighbors`. On peut visualiser le type de sélection appliquée sur la figure .

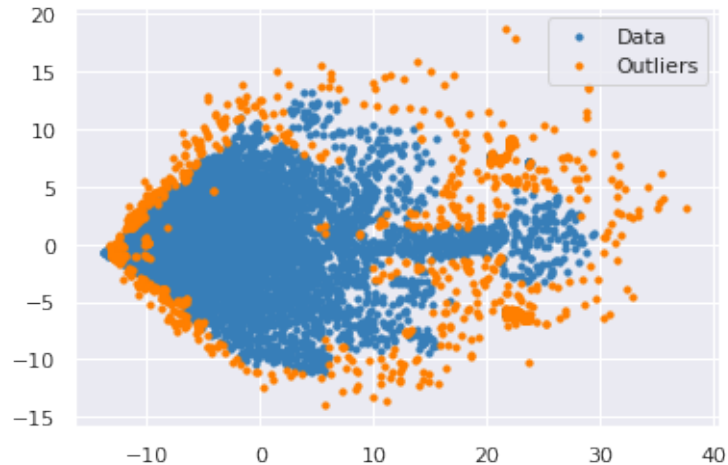


FIGURE 5 – Mise en évidence des outliers par LocalOutlierFactor

On remarque que les valeurs sont triées de façon à ce que les outliers soient les données "limites" de l'espace des features. On peut alors tracer un graphe du score en fonction du nombre de voisins des données.

On remarque que la technique fait augmenter sensiblement le score, et on en conclut qu'elle est préférable à la précédente pour notre jeu de données.

Dans la suite de ce projet, nous entreprendrons de trouver les meilleurs méta-paramètre pour la gestion des outliers via LocalOutlierFactor. Il subsiste aussi une technique de sélection de valeurs aberrantes que nous n'avons pas exploitée, il s'agit de la cote Z (Z-score). Nous pourrions donc essayer de l'appliquer à nos données et comparer le résultats avec LocalOutlierFactor.

De plus, et dans l'objectif de se donner une vision plus globale du preprocessing dans ce projet, nous proposons dans la suite de tester les compatibilités de ces techniques entre elles, leurs combinaisons et leurs ordres d'applications, en évaluant le score pour divers arrangements de techniques appliquées.

Bonus :

Dataset	Num. Examples	Num. Variables/ features	Sparsity	Has categorical variables ?	Has missing data ?	Num. examples in each class
Training	9676	8	0	0	0	1248 to 1474
Valid(action)	3584	8	0	0	0	512
Test	3584	8	0	0	0	512

FIGURE 6 – Statistics of the data

Model

Katia FETTAT & Ramdane MOULOUA

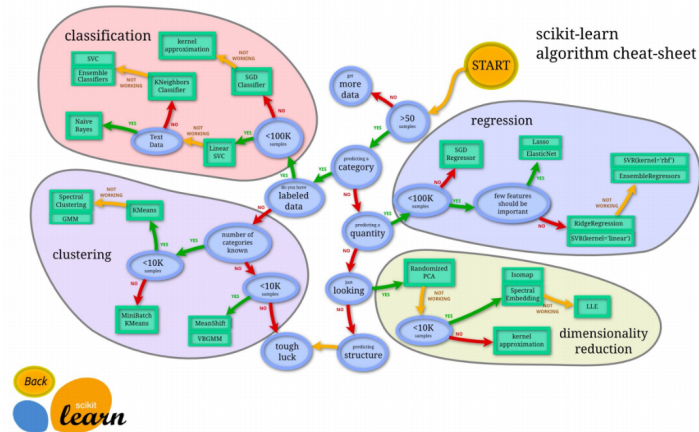


FIGURE 7 – Les modèles [14]

Dans cette section nous nous intéressons au choix du meilleur modèle. Nous nous sommes intéressés aux modèles de classification donc les "labeled data", nous avons testé les modèles en suivant le schéma mais aussi ceux de la documentation. Nous avons travaillé sur les données qui ont déjà été pré-traitées (mais seulement sur celles-ci) pour déterminer le meilleur modèle. En local nous avons les ensembles de train, et en ligne nous avons l'ensemble de Valid.

		Classe réelle	
		-	+
Classe prédite	-	True Negatives (vrais négatifs)	False Negatives (faux négatifs)
	+	False Positives (faux positifs)	True Positives (vrais positifs)

FIGURE 8 – Les matrices de confusion

Remarquons que nous pouvons aussi utiliser une matrice de confusion dans la page jupyter pour regarder la précision du modèle, le but étant que la matrice ait une diagonale qui devrait le plus possible se rapprocher de 1 (si on a une matrice d'identité on over-fit, si les valeurs des diagonales sont petites, alors on a un under-fitting). La matrice de confusion aide beaucoup à voir la précision d'un modèle, notamment à voir si une classe pose problème par exemple.

Par la suite, nous avons fait le score avec la "balanced metric" sur le train et le valid data. Nous nous sommes rendu compte que le score était correcte se rapprochant de 1, pouvant donner un score (pour le meilleur modèle qui est RandomForestClassifier avec les meilleurs paramètres selon la fonction RandomizedSearchCV) de 0.95 de metric avec la balanced accuracy score pour le train (ce qui très performant). La cross-validation est aussi bonne avec 0.78, et la validation et 0.73 en ligne ce qui est correcte.

La cross-validation est le fait que l'on divise nos données de train en plusieurs parties d'entraînement et test, ce qui permet d'évaluer le modèle et voir s'il est bon, s'il over-fit ou s'il

	Model	Cross-Validation	train
0	Nearest Neighbors	0.708810	0.999814
1	Decision Tree	0.614288	0.726656
2	Random Forest	0.779545	0.999814
3	Neural Net	0.510780	0.611979
4	AdaBoost	0.404023	0.426990
5	Naive Bayes	0.431674	0.437500
6	QDA	0.460282	0.606585
7	ExtraTreesClassifier	0.779715	0.999814

FIGURE 9 – Résultats pour les Différents modèles testés avec la *Balanced_accuracy_metric*

under-fit. Il y a plusieurs typer de cross-validation. Nous avons utilisé le K-fold dans le projet, mais un autre type existe qui est le hold out. Le hold-out divise l'ensemble en deux, le premier sert à entrainer le modèle et le second sert à le valider à l'aide d'une metric. Pour ma k-folder strategy on commence par prendre un élément de l'ensemble, on entraine le modèle sur tout l'ensemble restant et on regarde la performance du modèle sur le premier élément, et on le fait pour chaque donnée du modèle et il nous reste plus qu'à faire la moyenne.

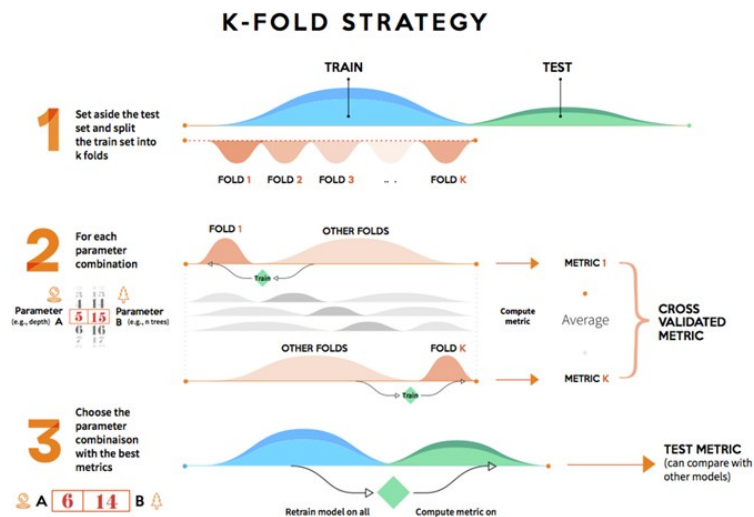


FIGURE 10 – K-Fold Strategy [15]

D'après les résultats, nous avons deux bons candidats pour le modèle, dont ExtratreesClassifier et Random Forest. De plus nous sommes sans pre-processing, il semble pas y avoir d'overfitting pour le train on a 0.77 et d'après les résultats en ligne on a 0.73 pour RandomForest, il n'y a donc pas d'overfitting. Il reste à améliorer le tout en testant le stacking par exemple et en intégrant le pre-processing(ou en testant les meilleurs hyper-paramètres en fonction du pre-processing).

RandomForest a des points forts qui sont détaillés dans notre notebook comme par exemple

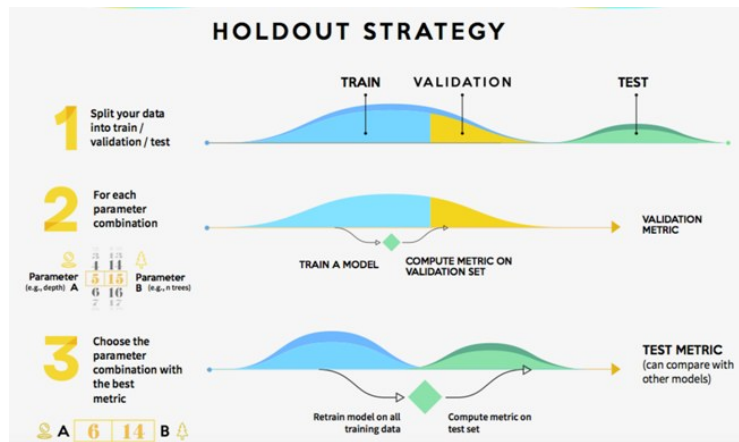


FIGURE 11 – Hold-out Strategy
[15]

que l'algorithme n'est pas biaisé parce qu'il examine l'intégralité des données et il est stable car il n'est pas affecté lorsque de nouvelles données sont introduites, en particulier lorsque les nouvelles données affectent un arbre, l'algorithme fonctionne bien avec des données qui ne sont pas mises normalisées. L'algorithme a une complexité qui peut le rendre lent pour de très grandes données (supérieurs à 100k)

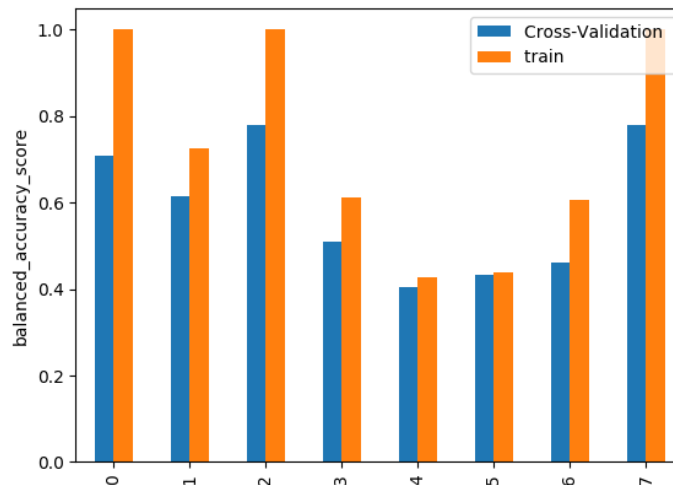


FIGURE 12 – Comparaison par Diagramme en Barre des Différents modèles testés avec la *Balanced_accuracy_metric*

La principale différence entre le stacking et le voting c'est que le stacking examine la probabilité la plus élevée pour une donnée calculée par tous les modèles. Alors que le voting examine le plus grand nombre d'allocations de données de tous les modèles, par exemple, si trois modèles sur 4 choisissent la fonctionnalité 1, ce sera la fonctionnalité 1.

Nous avons travaillé sur le stacking. En effet, nous avons choisi les trois meilleurs modèles ainsi que les meilleurs paramètres pour chacun de ces modèles là. Nous avons également essayé de corriger le sur-ajustement des données mais rien n'y fait, nous avons toujours de l'overfitting, cependant, nous avons de meilleurs score par rapport au RandomForestClassifier qui est tout seul. Cependant il semble être déconseillé de l'utiliser pour la suite du projet, ou bien parce qu'on attend de nous que l'on crée ce modèle.

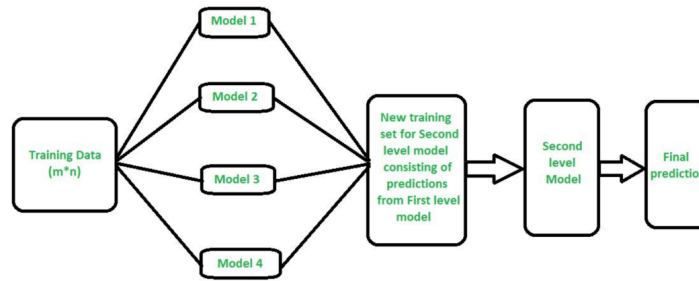


FIGURE 13 – Schéma du Stacking *Balanced_accuracy_metric* [13]

Liste des modèles testés :

- *Nearest Neighbors*
- *Decision Tree*
- *Random Forest*
- *Neural Net*
- *AdaBoost*
- *Native Bayes*
- *QDA*
- *Extra Trees Classifier*

Dans le fichier `plkClassifier.py`, la classe `plkClassifier` sera la classe qui va être utilisée pour trouver le meilleur modèle (sous forme d'un stacking par exemple) à l'aide de `plkAssitClassifier` et `Classifier`. Où `plkAssitClassifier` est la classe qui recherche les meilleurs modèles et qui renvoie un modèle de stacking, et `Classifier` sert simplement à fit les modèles, faire la metric et la cross validation. Dans `plkAssitClassifier`, les meilleurs modèles sont choisis à l'aide d'un seuil dans `compareModel` au niveau de la metric et du CV-score, ce qui sera changé à l'avenir, c'est une piste de recherche.

Visualisation

Carlo Elia DONCECCHI & Ugo NZONGANI

Dans cette section nous détaillons les différentes méthodes que nous avons utilisées pour effectuer la visualisation des données.

Tout d'abord nous avons voulu visualiser les données selon les trois critères suivants : la variance, la moyenne des pixels et la longueur des contours. Voici ce que nous avons obtenu.

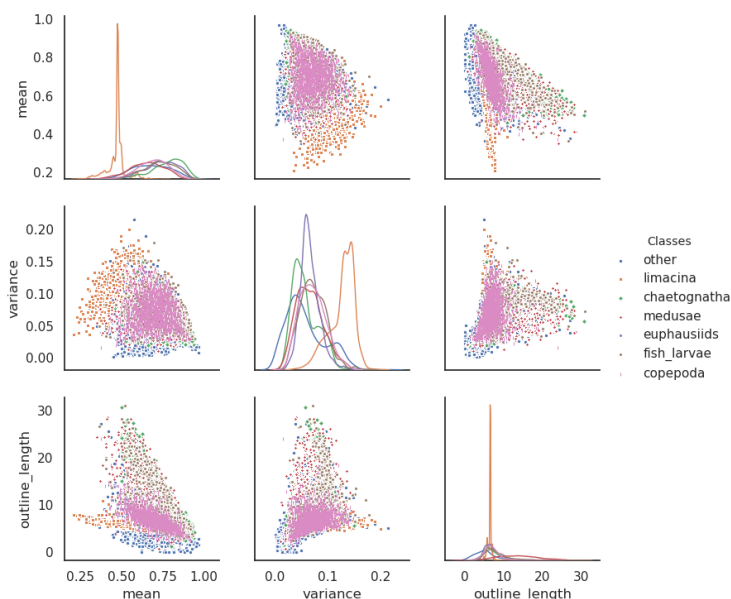


FIGURE 14 – Comparaisons des 7 classes de plancton en fonction des critères : mean, variance et outline length

On observe que la classe *limacina* se distingue fortement des autres par la longueur de ses contours et la moyenne de ses pixels. Ces deux critères seront donc sûrement suffisants pour déterminer le label des images de cette classe. Les autres classes sont quant à elles très similaires au niveau de leur variance, moyenne et longueur des contours.

Puis nous avons cherché à visualiser les clusters dans les données, c'est-à-dire voir de quelle façon les différentes classes du jeu de données sont réparties les unes par rapport aux autres. Pour cela nous avons choisi d'utiliser l'algorithme des *k-moyennes* vu en cours. Nos données sont regroupées en 7 différentes classes correspondant aux différents types de plancton comme précisé précédemment. Nous présentons ci-dessous la figure obtenue.

K-means clustering on the digits dataset (PCA-reduced data)
Centroid are marked with white circles

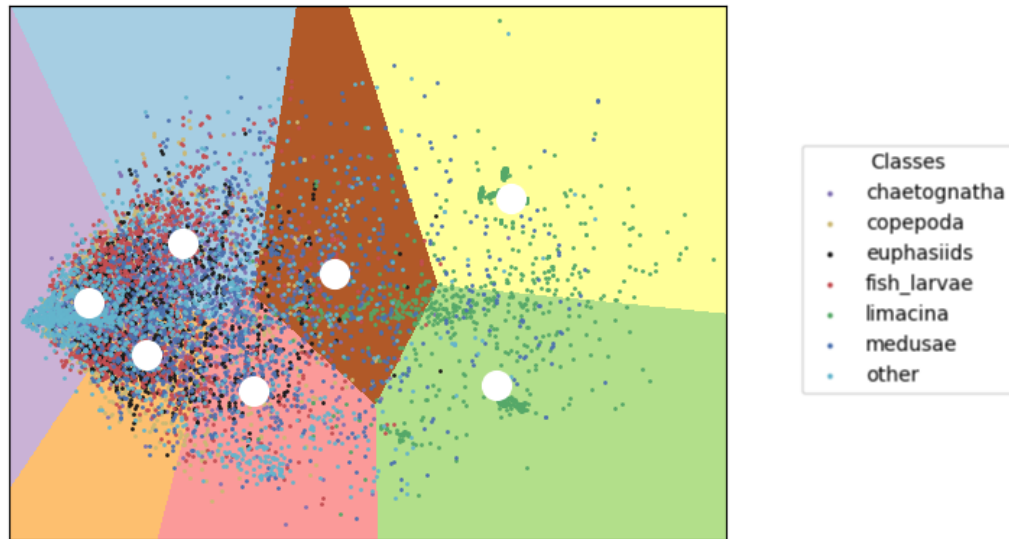


FIGURE 15 – Répartition des 7 classes de plancton

Chaque couleur correspond à une des 7 classes. On remarque tout d'abord que la répartition des classes les unes par rapport aux autres est inégale, effectivement certains centres sont très proches les uns des autres alors que d'autres sont bien plus isolés. C'est le cas des deux situés les plus à droite sur la figure. Concrètement, cela signifie que certaines classes sont plus difficiles à discerner que d'autres. On observe que les 3 classes les plus à gauche sur la figure sont très proches, elles se "ressemblent" donc plus. On observe également que dans la partie gauche de la figure, c'est-à-dire la zone contenant les fonds bleu, violet et orange principalement, les points sont collés les uns sur les autres indépendamment de leur couleur. Leur répartition n'est donc pas bonne, cependant on voit que les points de la classe *limacina* représentés en vert sont plutôt bien répartis et assez éloignés de tous les autres. Cette observation va dans le sens de ce que nous avons observé avec la figure précédente, cette classe semble être la plus simple des 7 à discerner.

Nous avons également visualisé la surface de décision des classifieurs suivants : *DecisionTree*, *RandomForest*, *MLP*, *KNeighbors*, *AdaBoost*, *GaussianNB*, *QuadraticDiscriminantAnalysis* et *ExtraTree* sur nos données. Voici les différents graphiques que nous avons obtenus.

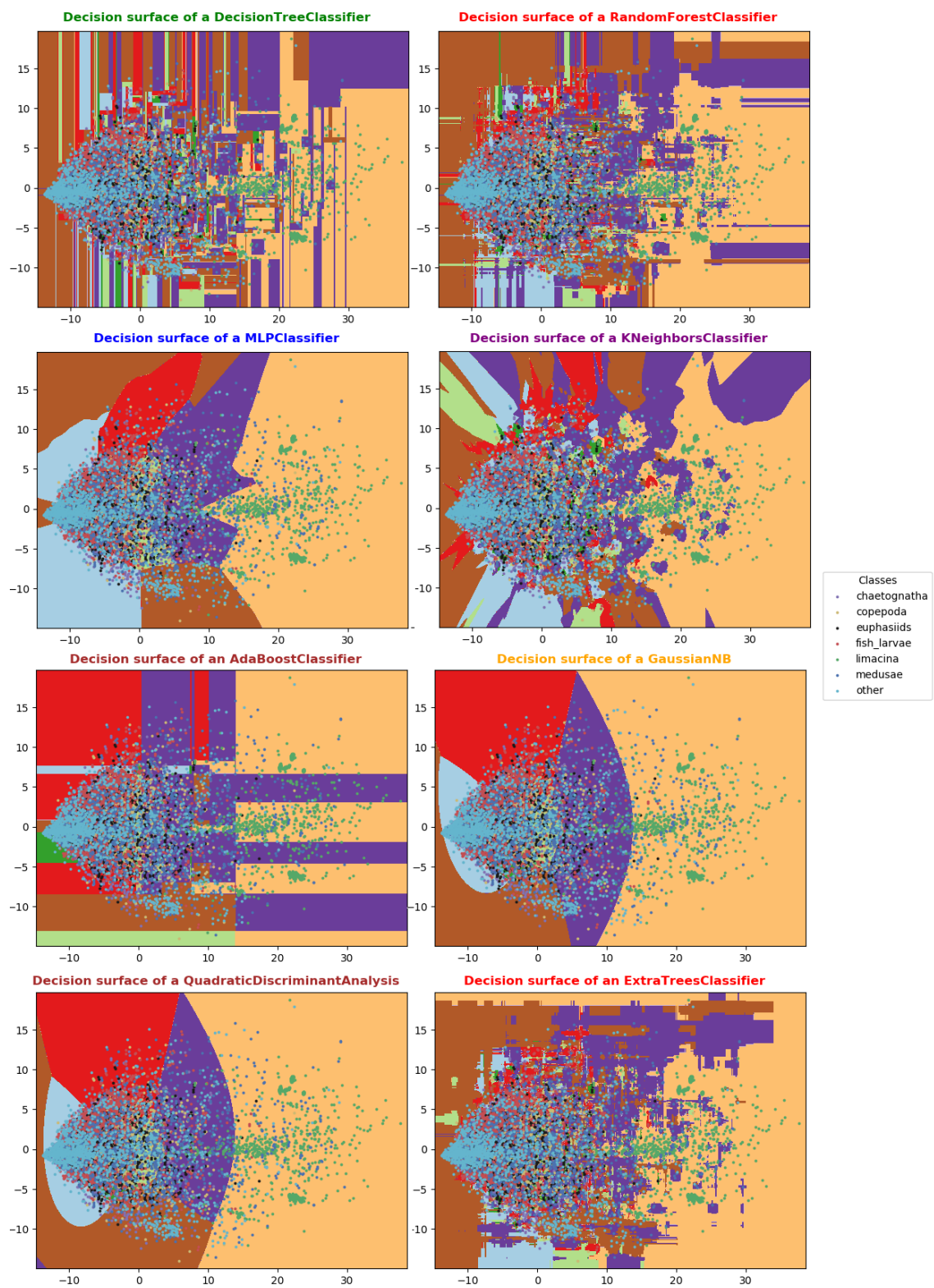


FIGURE 16 – Surface de décision des différents classifieurs

Les différentes couleurs de fond indiquent la décision prise par le classifieur. On voit par exemple que pour le *DecisionTreeClassifier* le résultat obtenu n'est pas bon, les couleurs du fond varient tout le temps et n'importe comment. On remarque que la meilleure décision a été prise pour la classe *limacina* mais on observe quand même des barres violettes dans cette zone. Ces barres sont le signe d'un over-fitting. Passons maintenant, au *RandomForestClassifier*, le résultat semble légèrement mieux mais laisse toujours à désirer. Le graphique du *MLPClassifier* quant à lui est beaucoup plus clair et il n'y a pas de variation de couleur de fond incessante. Cependant, on remarque que certains label ne semblent jamais avoir été choisis. Pour la surface de décision du *KNeighborsClassifier*, on voit que les variations de couleurs de fond sont moins fréquentes que pour les deux premiers graphiques mais est toujours présente. On remarque que les surfaces de décision de l'*AdaBoostClassifier* sont des rectangles contrairement à tout les résultats obtenus jusqu'à présent, cependant certains choix sont sous-représentés et leur répartition n'est toujours pas bonne. Les résultats des *GaussianNB* et *QuadraticDiscriminantAnalysis* sont très similaires et on note que les décisions prises concernant la classe *limacina* sont presque toutes bonnes. Cependant, encore une fois les classifieurs ne semblent pas reconnaître certaines classes. Enfin, le dernier graphique illustre la surface de décision de l'*ExtraTreeClassifier*. Le résultat obtenu semble assez proche du *RandomForestClassifier* mais en légèrement mieux. On remarque que pour certains points de la classe *limacina* au lieu de prendre la bonne décision, le classifieur fait une erreur qui semble sans raison, ceci traduit encore une fois de l'over-fitting.

Enfin nous avons représenté les performances du modèle. Voici les résultats obtenus avec le modèle initial proposé au début du projet.

Machine learning model's performance according to the size of the training set

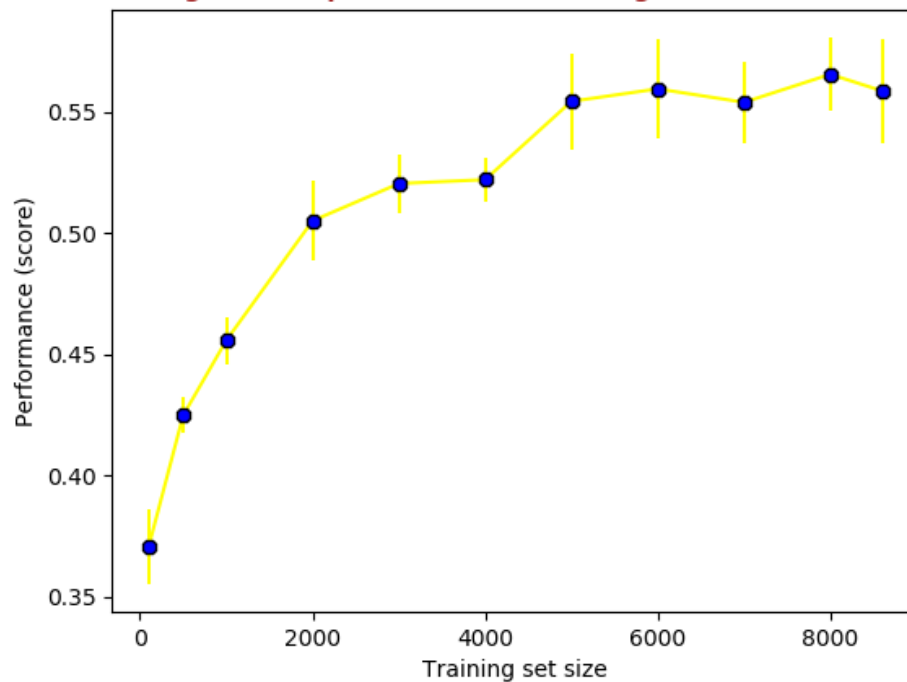


FIGURE 17 – Performance du modèle initial avec les barres d'erreurs

Voici maintenant les résultats obtenus avec le modèle final sélectionné par le groupe *Model*.

Machine learning model's performance according to the size of the training set

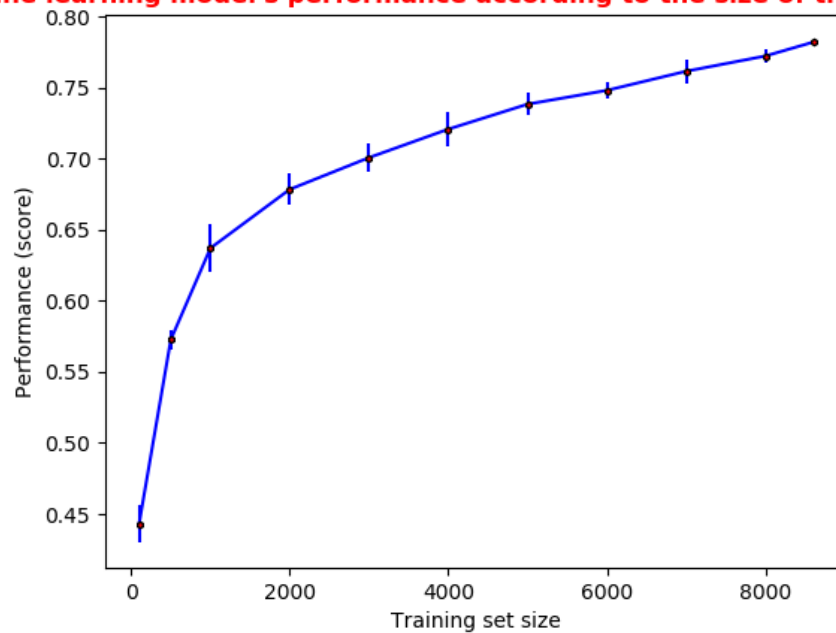


FIGURE 18 – Performance du modèle final avec les barres d'erreurs

On observe tout d'abord que pour le modèle initial le score obtenu était de 0.55 alors que pour le modèle final nous avons un score d'environ 0.78. On remarque que sur les deux figures que plus la taille de l'ensemble d'apprentissage augmente, plus le score obtenu par le modèle est élevé. Lorsqu'on atteint la taille maximale de 8601, on obtient un score d'environ 0,78 pour le modèle final. On voit également que les barres d'erreurs sont relativement petites, l'incertitude sur le score est donc assez faible. De plus, leur taille est décroissante pour le modèle final, ce qui indique que plus le modèle est entraîné par un ensemble d'apprentissage important, moins il fait d'erreur.

Pseudo code pour le preprocessing (1):

```
01 |     def __init__(self, n_components = 8, nb_feat = 193, nbNeighbors = 3):
02 |         self.skb = SelectKBest(chi2, k= nb_feat)
03 |         self.pca = PCA(n_components)
04 |         self.lof = LocalOutlierFactor(n_neighbors=nbNeighbors)
05 |
06 |     def fit(self, X, Y):
07 |         '''
08 |             Run score function on (X, Y) and get the appropriate features.
09 |
10 |             Paramaters
11 |             -----
12 |             X : array-like of shape (n_samples, n_features) representing The
training input samples.
13 |             Y : array-like of shape (n_samples,) representing The target values
14 |
15 |             Returns
16 |             -----
17 |             self : object
18 |
19 |         '''
20 |         self.skb = self.skb.fit(X,Y)
21 |         X_temp = self.skb.transform(X)
22 |         self.pca = self.pca.fit(X_temp)
23 |         return self
24 |
25 |     def fit_transform(self, X, Y):
26 |         '''
27 |             Fit to data, then transform it.
28 |             Fits transformer to X and Y with optional parameters fit_params
29 |             and returns a transformed version of X.
30 |
31 |             Paramaters
32 |             -----
33 |             X : array-like of shape (n_samples, n_features) representing the
training input samples.
34 |             Y : array-like of shape (n_samples,) representing The target values
35 |
36 |             Returns
37 |             -----
38 |
39 |             X_new : numpy array of shape [n_samples, n_features_new] representing
the transformed array.
40 |         '''
41 |         return self.fit(X, Y).transform(X)
42 |
43 |     def transform(self, X):
44 |         '''
45 |             Transform the data and returns a transformed version of X.
46 |
47 |             Paramaters
48 |             -----
49 |             X : array-like of shape (n_samples, n_features) representing the
training input samples.
50 |
51 |             Returns
52 |             -----
53 |
54 |             X_new : numpy array of shape [n_samples, n_features_new] representing
the transformed array.
55 |         '''
56 |         X_res = self.skb.transform(X)
57 |         X_res = self.pca.transform(X_res)
58 |         return X_res
59 |
60 |     def outliersDeletion(self, X, Y):
61 |         '''
```



```

62 |         Detect the outliers and return the training input samples (X)
63 |         and the target values (Y) without the outliers
64 |
65 |         Paramaters
66 |         -----
67 |         X : array-like of shape (n_samples, n_features) representing the
training input samples.
68 |         Y : array-like of shape (n_samples,) representing The target values
69 |
70 |         Returns
71 |         -----
72 |
73 |         X_new : numpy array of shape [n_samples, n_features_new] representing
the samples without outliers.
74 |         Y_new : numpy array of shape [n_samples] representing the labels
without outliers.
75 |
76 |         '''
77 |         decision = self.lof.fit_predict(X)
78 |         return X[(decision==1)],Y[(decision==1)]

```

Pseudo code pour le preprocessing (2) :

Nous avons inclus des tests unitaires

```

01 | if __name__=="__main__":
02 |     data_dir = 'public_data'
03 |     data_name = 'plankton'
04 |
05 |     Prepro = Preprocessor()
06 |
07 |     '''Show the original data before treatment'''
08 |     D = DataManager(data_name, data_dir) # Load data
09 |     print("*** Original data ***")
10 |     print(D)
11 |
12 |     '''Preproessing the data and show them after treatment'''
13 |     D.data['X_train'] = Prepro.fit_transform(D.data['X_train'], D.data['Y_train']
])
14 |     D.data['X_valid'] = Prepro.transform(D.data['X_valid'])
15 |     D.data['X_test'] = Prepro.transform(D.data['X_test'])
16 |     D.feat_name = np.array(['PC1', 'PC2'])
17 |     D.feat_type = np.array(['Numeric', 'Numeric'])
18 |     print("*** Transformed data ***")
19 |     print(D)
20 |
21 |     '''Show data after Outliers deletion'''
22 |     D.data['X_train'], D.data['Y_train'] = Prepro.outliersDeletion(D.data['
X_train'],D.data['Y_train'])
23 |     print("***Outliers Deletion***")
24 |     print(D)

```

Extraits de plkClassifier.py : https://github.com/adblackx/PLANKTON/blob/master/starting_kit/plkClassifier.py
Pseudo code pour le model (1):

```
79 |         """
80 |             Runs different models with random parameters.
81 |             This function is supposed to find best models and their best
parameters, and to return if we want a stacked model
82 |             it is supposed to be used for plkClassifier
83 |             Parameters
84 |             -----
85 |             model_namePLK: model's liste
86 |             model_listPLK: list of random values for models
87 |             x : data
88 |             y : labels
89 |         """
90 |
91 |         def __init__(self, model_namePLK, model_listPLK, x, y):
92 |             self.model_namePLK = model_namePLK
93 |             self.model_listPLK = model_listPLK
94 |             self.x = x
95 |             self.y = y
96 |             self.best_model_namePLK = [] # to register a list of best model
we have selected
97 |             self.best_model_listPLK = [] # to register a list of best model's
parameters we have selected
98 |             self.model_final = None # the final model that will be returned
99 |
100 |         def finBest(self):
101 |             """
102 |             Runs different models with random parameters.
103 |             For each model we calculate the cross-validation and training
104 |             performance
105 |
106 |             Parameters
107 |             -----
108 |             model_name: model's liste
109 |             model_list: list of random values for models
110 |
111 |
112 |             Returns
113 |             -----
114 |             C1: model name
115 |             C2: cross-validation score
116 |             C3: training performance
117 |
118 |             """
119 |
120 |             model_name = self.model_namePLK
121 |             model_list = self.model_listPLK
122 |
123 |
124 |             c1=[]
125 |             c2=[]
126 |             c3=[]
127 |
128 |             for i in np.arange(len(model_list)) : # we loop on the model's list
129 |                 print("finBest: models runned: " + model_list[i])
130 |                 M = Classifier(self.x,self.y) # it's my class, you can go to see
the documentation in plkClassifier.py
131 |                 M.process(x=self.x,y=self.y, model_process = model_list[i] ) # it
simply fitting the data
132 |                 scores = M.cross_validation_Classifier() # we score the temporary
model that we have selected during the loop
133 |                 c1.append(model_name[i]) # we save the model's name before the
loop's end
134 |                 c2.append(scores.mean()) # we save the CV score
```

```

135 |         c3.append(M.training_score_Classifier()) # we save the metric
136 |         score
137 |         return c1,c2,c3
138 |
139 |
140 |     def compareModel(self):
141 |
142 |         """
143 |         This function runs models with default paremeters to see the
performances on the data
144 |
145 |         Parameters
146 |         -----
147 |         model_nameF: model's name
148 |         model_listF: model's parametersd
149 |
150 |
151 |         Returns
152 |         -----
153 |         search: the best best models and the the parameters
154 |
155 |         """
156 |
157 |
158 |         model_nameF = self.model_namePLK
159 |         model_listF = self.model_listPLK
160 |
161 |         res1, res2, res3 = self.finBest()
162 |         # we use panda to print the results but it is
163 |         # also practice to compare or to select best model...
164 |
165 |         frame = pd.DataFrame(
166 |         {
167 |             "Model " : res1,
168 |             "Cross-Validation ": res2,
169 |             "train ": res3,
170 |         }
171 |         )
172 |
173 |         print(frame)
174 |         # we select best model here, but it is still a test we look for a
good CV and training metric
175 |         for i in range(len(res1)):
176 |             if res2[i] > 0.7 and res3[i]>0.7:
177 |                 self.best_model_namePLK.append(model_nameF[i])
178 |                 self.best_model_namePLK.append(model_listF[i])
179 |
180 |         print("compareModel: best models returned ", self.
best_model_namePLK )
181 |
182 |         frame[['Cross-Validation ', 'train ']].plot.bar()
183 |         #plt.ylim(0.5, 1)
184 |         plt.ylabel(sklearn_metric.__name__)
185 |
186 |         type(plt)
187 |         plt.show()

```

Pseudo code pour le model (2):

Nous avons inclus des tests unitaires

```

01 | if __name__=="__main__":
02 |     import matplotlib
03 |     matplotlib.rcParams['backend'] = 'Qt5Agg'
04 |     matplotlib.get_backend()
05 |     D = DataManager(data_name, data_dir) # We reload the data with the AutoML
DataManager class because this is more convenient

```

```

06 |
07 |     # there is a short list of model as example
08 |     model_name = ["Nearest Neighbors", "Random Forest"]
09 |     model_list = [KNeighborsClassifier(1), RandomForestClassifier(
n_estimators=196, max_depth=None, min_samples_split=2, random_state=19,
min_samples_leaf= 7)]

10 |
11 |
12 |     #-----We use preprocessing here-----#
13 |     Prepro = prep.Preprocessor()
14 |
15 |     X_train = D.data['X_train']
16 |     Y_train = D.data['Y_train'].ravel()
17 |
18 |     X_train, Y_train = Prepro.outliersDeletion(D.data['X_train'],D.data['
Y_train'])
19 |     X_train = Prepro.fit_transform(X_train, Y_train)
20 |
21 |     metric_name, scoring_function = get_metric() # we use
balanced_accuracy_score

22 |
23 |
24 |     # there is the test gere, we call the super classe
25 |     testAssist= plkAssitClassifier(model_name, model_list , X_train, Y_train)
26 |
27 |     # we get here the best model thanks to testAssist methods
28 |     # it prints figures and results like cv score
29 |     best_model_name, best_model_list = testAssist.compareModel()
30 |
31 |     # it is an example way that the list can be used for stacking for
32 |     res = []
33 |     for i in np.arange(len(best_model_list)):
34 |         st = rf + str(i)
35 |         res.append( (st, best_model_list[i] ))
36 |
37 |     testAssist.stacking(res)

```

Pseudo code pour la visualisation :

```
01 | """
02 | Fonction pour les k-moyennes:
03 | X: ensemble d'apprentissage
04 | Y: labels
05 | param = paramètre des marker = [marker, size, color]
06 | color: couleur des points de chaque classe
07 | """
08 | def kmeans(X, Y, param, color, title, title_color, title_size, title_weight):
09 |     np.random.seed(42)
10 |     data = scale(X)
11 |     plot_colors = color
12 |     n_samples, n_features = data.shape
13 |     #Récupération du nombre de label
14 |     n_digits = len(np.unique(Y))
15 |
16 |     #Réduction en 2 dimensions des données en utilisant le PCA
17 |     reduced_data = PCA(n_components=2).fit_transform(data)
18 |     #Initialisation des k-moyennes
19 |     kmeans = KMeans(init='k-means++', n_clusters=n_digits, n_init=7)
20 |     #Entraînement des k-moyennes
21 |     kmeans.fit(reduced_data)
22 |
23 |     # Step size of the mesh. Decrease to increase the quality of the VQ.
24 |     h = .02      # point in the mesh [x_min, x_max]x[y_min, y_max].
25 |
26 |     # Plot the decision boundary. For that, we will assign a color to each
27 |     x_min, x_max = reduced_data[:, 0].min() - 1, reduced_data[:, 0].max() + 1
28 |     y_min, y_max = reduced_data[:, 1].min() - 1, reduced_data[:, 1].max() + 1
29 |     xx, yy = np.meshgrid(np.arange(x_min, x_max, h), np.arange(y_min, y_max, h))
30 |
31 |     #Récupère le label de chaque donnée
32 |     Z = kmeans.predict(np.c_[xx.ravel(), yy.ravel()])
33 |
34 |     # Put the result into a color plot
35 |     Z = Z.reshape(xx.shape)
36 |     plt.figure(1)
37 |     plt.clf()
38 |     plt.imshow(Z, interpolation='nearest',
39 |                extent=(xx.min(), xx.max(), yy.min(), yy.max()),
40 |                cmap=plt.cm.Paired,
41 |                aspect='auto', origin='lower')
42 |     #Affichage des points
43 |     for i, color in zip(range(n_digits), plot_colors):
44 |         idx = np.where(y == i)
45 |         plt.plot(reduced_data[idx, 0], reduced_data[idx, 1], 'k.', markersize=2,
46 |                  color=color)
47 |     #Affichage des centres
48 |     centroids = kmeans.cluster_centers_
49 |     plt.scatter(centroids[:, 0], centroids[:, 1], marker=param[0], s=param[1],
50 |                linewidths=3, color=param[2], zorder=10)
51 |     #Affichage du titre
52 |     plt.title(title, color=title_color, fontsize = title_size, fontweight=
53 |              title_weight)
54 |     plt.xlim(x_min, x_max)
55 |     plt.ylim(y_min, y_max)
56 |     plt.xticks(())
57 |     plt.yticks(())
58 |     plt.show()
59 |
60 | """
61 | Fonction pour la surface de décision:
62 | X: ensemble d'apprentissage
63 | Y: labels
64 | nb_classes: nombre de classe
65 | classes_names: tableau contenant les noms des différentes classes
66 | Classifieur: classifieur utilisé
```

```

64 | """
65 | def decision_surface(X, Y, nb_classes, colors, classes_names, Classif, title,
66 |                    title_color, title_size, title_weight):
67 |     #Nombre de classe
68 |     n_classes = 7
69 |
70 |     plot_colors = colors
71 |     plot_step = 0.02
72 |     data = scale(X)
73 |     #Récupération du nombre de label
74 |     n_digits = len(np.unique(Y))
75 |
76 |     #Réduction des données à 2 dimensions avec le PCA
77 |     X = PCA(n_components=2).fit_transform(data)
78 |
79 |     #Entraînement du classifieur
80 |     clf = Classif().fit(X, y)
81 |
82 |     #Affichage de la surface de décision
83 |     plt.subplot()
84 |
85 |     x_min, x_max = X[:, 0].min() - 1, X[:, 0].max() + 1
86 |     y_min, y_max = X[:, 1].min() - 1, X[:, 1].max() + 1
87 |     xx, yy = np.meshgrid(np.arange(x_min, x_max, plot_step),
88 |                          np.arange(y_min, y_max, plot_step))
89 |
90 |     #Récupération des décisions prises par le classifieur
91 |     Z = clf.predict(np.c_[xx.ravel(), yy.ravel()])
92 |     Z = Z.reshape(xx.shape)
93 |     cs = plt.contourf(xx, yy, Z, cmap=plt.cm.Paired)
94 |     plt.axis("tight")
95 |
96 |     #Affichage des points
97 |     for i, color in zip(range(n_classes), plot_colors):
98 |         idx = np.where(y == i)
99 |         plt.scatter(X[idx, 0], X[idx, 1], c=color, label=classes_names[i], s=3,
100 |                    cmap=plt.cm.Paired)
101 |
102 |     #Affichage du titre
103 |     plt.axis("tight")
104 |     plt.suptitle(title, color=title_color, fontsize=title_size, fontweight=
105 |                  title_weight)
106 |     plt.legend(title='Classes', bbox_to_anchor=(1.2, 0.5, 0.25, 0.), loc=5)
107 |     plt.show()
108 |
109 | """
110 |
111 | Fonction pour afficher le graphe des performances du modèle en fonction de la
112 |     taille de l'ensemble d'apprentissage avec des barres d'erreurs:
113 | t: tableau contenant les valeurs des abscisses
114 | res: valeur des ordonnées, correspondant au résultat de la fonction
115 |     model_performance
116 | p = paramètres = [curve_color, marker_type, marker_size, marker_color]
117 | """
118 |
119 | def plot_performance(t, res, p, title, title_color, title_size, title_weight):
120 |     #Affichage du graphe
121 |     plt.errorbar(t, res[0], res[1], color=p[0], marker=p[1], markersize=p[2],
122 |                  MarkerFaceColor=p[3], MarkerEdgeColor="Black")
123 |
124 |     #Titre de l'axe des abscisses
125 |     plt.xlabel("Training set size")
126 |
127 |     #Titre de l'axe des ordonnées
128 |     plt.ylabel("Performance (score)")
129 |
130 |     #Affichage du titre
131 |     plt.title(title, color=title_color, fontsize=title_size, fontweight=
132 |               title_weight)

```

Références

- [1] The 5 Feature Selection Algorithms every Data Scientist should know,
<https://towardsdatascience.com/the-5-feature-selection-algorithms-every-data-scientist-need-to-know-3a6b566efd2>
- [2] Principal Component Analysis & Clustering with Airport Delay Data,
<https://gmacleenn.github.io/articles/airport-pca-analysis/>
- [3] Machine Learning : La mise à l'échelle (Feature Scaling),
<https://www.datacorner.fr/feature-scaling/>
- [4] Scikit-learn : PCA
<https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.decomposition.PCA.html>
- [5] Scikit-learn : SelectKBest
https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.feature_selection.SelectKBest.html
- [6] Scikit-learn : LocalOutlierFactor
<https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.neighbors.LocalOutlierFactor.html>
- [7] Cours de L2 "Introduction à l'apprentissage automatique". Aurélien Decelle, 2019.
<https://www.lri.fr/~adecelle/site/pages/enseignements.html>
- [8] Cours de L2 "Mini-projet". Isabelle Guyon, 2020.
<https://sites.google.com/a/chalearn.org/saclay/home/info232-syllabus-2019-2020>
- [9] TP Mini-projet
<https://github.com/zhengying-liu/info232>
- [10] README.ipynb fourni avec le starting kit.
https://github.com/adblackx/PLANKTON/blob/master/starting_kit/README.ipynb
- [11] Scikit-learn : k-means
https://scikit-learn.org/stable/auto_examples/cluster/plot_kmeans_digits.html#sphx-glr-auto-examples-cluster-plot-kmeans-digits-py
- [12] Scikit-learn : decision surface
https://scikit-learn.org/0.15/auto_examples/tree/plot_iris.html
- [13] Stacking : utilisation du model
<http://saclay.chalearn.org/home/info232-syllabus-2019-2020>
- [14] Scikit-learn Model : Schéma des différents modèles et de leurs utilisations selon les cas
https://scikit-learn.org/stable/tutorial/machine_learning_map/index.html
- [15] Strategies pour la cross-validation
<https://www.kdnuggets.com/2017/08/dataiku-predictive-model-holdout-cross-validation.html>