

Rapport TP3

Techniques avancées en Intelligence Artificielle

IFT-7025

Présenté par:

David Poisson (905 302 625)

Julien Lafrance (111 268 508)

Équipe #31

Définitions

Cette section décrit les termes qui seront utilisés fréquemment lors de ce travail. Il est donc vital qu'une définition claire soit établie afin d'éviter toute confusion.

Exactitude (Accuracy): Le pourcentage des exemples bien classifiés par rapport au nombre total des exemples présentés à l'algorithme.

La précision (Precision): Le pourcentage des exemples bien classifiés dans une classe quelconque par rapport au nombre total des individus classifiés dans cette même classe par l'algorithme.

Rappel (Recall): Le pourcentage des exemples bien classifiés dans une classe quelconque par rapport au nombre total des individus qui appartiennent réellement à cette même classe.

F1-score: Le F1-score est une mesure qui met en relation la précision et le rappel pour permettre d'avoir une évaluation bien équilibrée. Le F1-score pondère de façon égale la précision et le rappel. Ces deux mesures ont donc la même importance sur la valeur du F1-Score

Matrice de confusion (Confusion matrix): La matrice de confusion est une classification de la performance d'un classificateur sur des données d'essais après avoir entraîné sur des données d'entraînement pour une classe donnée. 2 éléments (actuel et prédit) ont chacun 2 valeurs possibles: Donnant une matrice 2x2. Les 4 cases qui forment cette matrice s'appellent:

- TruePositive: Prédit correctement la classe réelle
- FalsePositive: Prédit incorrectement la classe réelle
- TrueNegative: Prédit la présence de la classe réelle alors qu'elle n'est pas présente
- FalseNegative: Prédit l'absence de la classe réelle alors qu'elle est présente

Il est possible de calculer l'ensemble des métriques mentionnés ci-dessus avec les formules suivantes pour chacune des classes possibles:

Exactitude = $\frac{\text{TruePositive} + \text{TrueNegative}}{\text{Nombre Total d'éléments}}$

Précision = $\frac{\text{TruePositive}}{(\text{TruePositive} + \text{FalsePositive})}$

Rappel = $\frac{\text{TruePositive}}{(\text{TruePositive} + \text{FalseNegative})}$

F1-score = $2 * \left(\frac{\text{précision} * \text{rappel}}{(\text{précision} + \text{rappel})} \right)$

K plus proches voisins (K-nearest neighbors)

Mesure de distance

Méthode choisie: Distance euclidienne (Minkowski)

Cette mesure de distance a été choisie, car elle permet d'augmenter la dissimilarité entre les observations ayant de grandes différences dans les valeurs d'une même caractéristique.

L'augmentation du temps de calcul en ajoutant la mise au carré des différences intra-caractéristique a un impact minime sur le temps de prédiction.

Pseudo-code de l'algorithme

Entraînement

Stockage des points.

Prédiction

On itère sur chaque exemple d'entraînement

Calcule la distance avec le point à prédire

On stocke la distance calculée ainsi que la classe dans une liste de tuple

On trouve les k distances les plus courtes avec le nouveau point.

Parmi les k distances les plus courtes, on calcule la classe ayant le plus d'observations. Cette classe est la classe prédite pour le nouveau point.

Évaluation

Évaluations de la méthode: Voir annexe KNN. Les métriques ainsi que la matrice de confusion sera affichée lors de l'exécution.

On voit (voir annexe) que l'algorithme des K plus proches voisins fonctionne bien avec un nombre faible de caractéristiques. Lorsque le jeu de données augmente en nombre de dimensions, moins la prédiction est exacte. Cette perte de précision semble être causé par l'augmentation du nombre de dimension ce qui augmente la possibilité d'obtenir une grande distance entre les points.

On ne voit pas de déséquilibre entre les prédictions pour les différentes classes. Toutes les classes sont choisies relativement également.

Cross-validation (IFT-7025)

Nous avons implémenté la cross-validation en utilisant la meilleure moyenne des scores F1 afin de choisir la meilleure valeur de K.

Les meilleures valeurs de k trouvées sont:

Iris: 5, Wine: 5, Abalone: 5

[Comparatif avec scikit-learn](#)

Comparaison entre les méthodes codées et scikit-learn : Voir annexe KNN

Les métriques d'évaluation sont identiques.

Cependant, le temps de prédiction du modèle est à 2 ordres de grandeur pour des jeux de données de taille réduite. Comme première implémentation, cette différence marquée est normale. Plusieurs optimisations comme le retrait du triage pour trouver les points les plus proches et l'utilisation d'une heuristique pour réduire le nombre de points dont on calcule la distance réduiraient drastiquement le temps de prédiction.

Classification Naïf Bayésien

Pseudo-code de l'algorithme d'entraînement

Initialise les étiquettes d'entraînement

On itère sur chaque classe possible et calcule:

- La probabilité de la classe
- La moyenne ainsi que la variance pour chaque caractéristique

Pour chaque classe, on identifie les cas d'entraînement appartenant à cette classe

Pour chaque caractéristique, on extrait les valeurs appartenant à la classe et on calcule et sauvegarde:

- La moyenne
- La variance

Pseudo-code de l'algorithme de prédiction

Itère pour chaque classe possible

Pour chaque classe, on obtient la probabilité de cette classe

Pour chaque caractéristique, on calcule la probabilité conditionnelle en utilisant une distribution gaussienne avec la moyenne et la variance de celle-ci

Si la probabilité totale calculée pour la classe actuelle est supérieure à la probabilité maximale, on met à jour la probabilité maximale ainsi que la meilleure classe prédite

Une fois l'itération terminée, on retourne la meilleure classe prédite

Évaluation

Comparaison entre les méthodes codées et scikit-learn : Voir annexe Bayes Naïf. Les métriques ainsi que la matrice de confusion sera affichée lors de l'exécution.

On peut constater que les métriques sont presque d'identique. Cependant, le classificateur implémenté par scikit-learn est clairement plus rapide.

Discussion des résultats

Lorsque les données possédaient plus de 2 classes, nous avons eu de la difficulté lors du calcul des métriques. Notamment au niveau de la matrice de confusion, car nous devions tenir compte de chaque classe.

Certaines données ont aussi dû être modifiées telle que la classe prédite du dataset Iris par exemple. Nous avons effectué une substitution de chaîne de caractères pour un entier afin de faciliter le traitement. De plus, la donnée du Sexe a dû être modifié afin de permettre un traitement par les classificateurs.

Nous avons remarqué que la taille du jeu de données influence grandement sur la performance. De plus, la différence en termes de temps d'exécution est marquée entre Knn et BayesNaïf. Le classificateur Bayes s'exécute très rapidement, même pour les datasets plus volumineux, alors que Knn prend beaucoup de temps à s'exécuter. Et ce, même pour un dataset de taille raisonnable, tel que le dataset Wine.

Accuracy

Accuracy (moyenne) sur data de test

	Bayes Naïf	Knn
Iris	1.000	0.967
Wine	0.813	0.787
Abalone	0.581	0.840

La différence la plus grande se situe au niveau du dataset **Abalone**. On voit que notre classificateur Knn performe nettement mieux bien que le classificateur Bayes Naïf (un accuracy 50% plus élevé). Sinon, pour les dataset **Iris** et **Wine**, l'accuracy est très similaire entre les deux classificateurs.

Precision

Précision sur data de test (pour chaque classe)

	Bayes Naïf			Knn		
Iris	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	0.910
Wine	0.889	0.719		0.828	0.721	
Abalone	0.426	0.871	0.212	0.646	0.876	0.575

Pour les datasets **Iris** et **Wine**, les métriques sont très similaires entre le classificateur Bayes Naïf et Knn, peu importe la classe. Pour le dataset **Abalone**, on constate que Knn est meilleur pour l'ensemble des classes. Pour la classe #2, on pourrait conclure que la différence de 0.005 est négligeable, mais pour les autres classes, la différence est beaucoup plus marquée.

Recall

Recall sur data de test (pour chaque classe)

	Bayes Naïf			Knn		
Iris	1.000	1.000	1.000	1.000	0.889	1.000
Wine	0.786	0.841		0.826	0.725	
Abalone	0.954	0.543	0.505	0.593	0.933	0.299

Pour le dataset **Iris**, les résultats sont très similaires. On note une petite baisse du rappel entre le Knn par rapport au Bayes Naïf. Pour ce qui est du dataset **Wine**, il y a une différence par rapport à chacune des deux classes. Finalement, pour **Abalone**, on constate que Bayes Naïf est supérieur pour 2 classes sur 3 comparativement à Knn.

F1 score

F1 score sur data de test (pour chaque classe)

	Bayes Naïf			Knn		
Iris	1.000	1.000	1.000	1.000	0.941	0.952
Wine	0.840	0.775		0.827	0.723	
Abalone	0.589	0.669	0.305	0.618	0.904	0.393

Le score du classificateur Bayes Naïf pour le dataset **Iris** est superbe, alors que le Knn un peu moins bon. Pour ce qui est du dataset **Wine**, les résultats sont très semblables sans claire vainqueur. Finalement, pour **Abalone**, le Knn a constamment de meilleur résultat.

Apprentissage suite au développement de notre solution

Lorsque nous avons comparé nos implémentations avec scikit-learn, nous avons constaté des différences avec le découpage des fonctions dans le code de scikit-learn. La principale différence est la combinaison de la méthode de prédiction et d'évaluation. L'architecture développée a été formée autour des attentes du cours. Celle-ci est donc peu extensible et rigide.

Il aurait été souhaitable d'éventuellement apporter les modifications suivantes dans notre code:

- Retourner un objet ConfusionMatrix lors de l'appel à la fonction `evaluate()` des classificateurs ou simplement d'être capable de créer un tel objet avec l'ensemble des prédictions ainsi que l'ensemble des résultats réels.
- Le fait d'utiliser la méthode `predictArray()`, appelée via la méthode d'évaluation porte à confusion, rendre la méthode `predict()` agnostique au format d'appel serait avantageux.
- On constate la différence de performance entre nos implémentations et celles de scikit-learn. Il serait intéressant de refaire une vérification dans le code afin d'améliorer les temps d'exécutions. Cependant, dans une situation de prototypage, les temps d'exécutions actuels sont suffisants.
- Le code du chargement des datasets pourrait être plus générique au lieu d'être dupliquer pour chaque dataset.

Conclusion

Lorsqu'il y a uniquement 2 classes ou que le jeu de données est limité en nombre, les deux classificateurs performant de manière similaire. Cependant, lorsqu'il y a un volume important de données ou qu'il y a plus de 2 classes, Knn donne de meilleurs résultats. Ceci vient cependant au détriment du temps d'exécution.

Annexes

Évaluations Modèles sur données de tests

Gauche: Notre implémentation et l'implémentation scikit-learn à droite.

KNN

Iris

Evaluating KNN classifieur on test iris

Elapsed time: 0.014998912811279297

Evaluation metrics for class: 0

Accuracy: 1.0
Precision: 1.0
Recall: 1.0
F1-score: 1.0

Confusion matrix

Predicted		
Positive	Negative	
11	0	Positive
0	19	Negative

Evaluation metrics for class: 1

Accuracy: 0.9666666666666667
Precision: 1.0
Recall: 0.8888888888888888
F1-score: 0.9411764705882353

Confusion matrix

Predicted		
Positive	Negative	
8	1	Positive
0	21	Negative

Evaluation metrics for class: 2

Accuracy: 0.9666666666666667
Precision: 0.9090909090909091
Recall: 1.0
F1-score: 0.9523809523809523

Confusion matrix

Predicted		
Positive	Negative	
10	0	Positive
1	19	Negative

mean accuracy: 0.9666666666666667
elapsed_time: 0.014998912811279297

Evaluating Sci-kit KNN classifieur on test iris

elapsed_time: 0.003001689910888672

Evaluation metrics for class: 0

Accuracy: 1.0
Precision: 1.0
Recall: 1.0
F1-score: 1.0

Confusion matrix

Predicted			
Positive	Negative		
11	0	Positive	Actual
0	19	Negative	

Evaluation metrics for class: 1

Accuracy: 0.9666666666666667
Precision: 1.0
Recall: 0.8888888888888888
F1-score: 0.9411764705882353

Confusion matrix

Predicted			
Positive	Negative		
8	1	Positive	Actual
0	21	Negative	

Evaluation metrics for class: 2

Accuracy: 0.9666666666666667
Precision: 0.9090909090909091
Recall: 1.0
F1-score: 0.9523809523809523

Confusion matrix

Predicted			
Positive	Negative		
10	0	Positive	Actual
1	19	Negative	

mean accuracy: 0.9666666666666667

Abalone

Evaluating KNN classifier on test abalone

Elapsed time prediction: 10.242213249206543

Evaluation metrics for class: 0

Accuracy: 0.9246411483253588

Precision: 0.6455696202531646

Recall: 0.5930232558139535

F1-score: 0.6181818181818183

Confusion matrix

Predicted		
Positive	Negative	
51	35	Positive
28	722	Negative

Evaluation metrics for class: 1

Accuracy: 0.8397129186602871

Precision: 0.8758716875871687

Recall: 0.9331352154531947

F1-score: 0.9035971223021582

Confusion matrix

Predicted		
Positive	Negative	
628	45	Positive
89	74	Negative

Evaluation metrics for class: 2

Accuracy: 0.9150717703349283

Precision: 0.575

Recall: 0.2987012987012987

F1-score: 0.39316239316239315

Confusion matrix

Predicted		
Positive	Negative	
23	54	Positive
17	742	Negative

mean accuracy: 0.8397129186602871

Evaluating Sci-kit KNN classifier on test abalone

elapsed_time: 0.04100227355957031

Evaluation metrics for class: 0

Accuracy: 0.9246411483253588

Precision: 0.6455696202531646

Recall: 0.5930232558139535

F1-score: 0.6181818181818183

Confusion matrix

Predicted			
Positive	Negative		
51	35	Positive	Actual
28	722	Negative	

Evaluation metrics for class: 1

Accuracy: 0.8397129186602871

Precision: 0.8758716875871687

Recall: 0.9331352154531947

F1-score: 0.9035971223021582

Confusion matrix

Predicted			
Positive	Negative		
628	45	Positive	Actual
89	74	Negative	

Evaluation metrics for class: 2

Accuracy: 0.9150717703349283

Precision: 0.575

Recall: 0.2987012987012987

F1-score: 0.39316239316239315

Confusion matrix

Predicted			
Positive	Negative		
23	54	Positive	Actual
17	742	Negative	

mean accuracy: 0.8397129186602871

Wine

Evaluating KNN classifier on test wine

Elapsed time: 4.134838342666626

Evaluation metrics for class: 0

Accuracy: 0.7870370370370371

Precision: 0.8283132530120482

Recall: 0.8258258258258259

F1-score: 0.8270676691729323

Confusion matrix

Predicted		
Positive	Negative	
275	58	Positive
57	150	Negative

Evaluation metrics for class: 1

Accuracy: 0.7870370370370371

Precision: 0.7211538461538461

Recall: 0.7246376811594203

F1-score: 0.7228915662650603

Confusion matrix

Predicted		
Positive	Negative	
150	57	Positive
58	275	Negative

mean accuracy: 0.7870370370370371

Evaluating Sci-kit KNN classifier on test wine

elapsed_time: 0.017000913619995117

Evaluation metrics for class: 0

Accuracy: 0.7870370370370371

Precision: 0.8283132530120482

Recall: 0.8258258258258259

F1-score: 0.8270676691729323

Confusion matrix

Predicted			
Positive	Negative		
275	58	Positive	Actual
57	150	Negative	

Evaluation metrics for class: 1

Accuracy: 0.7870370370370371

Precision: 0.7211538461538461

Recall: 0.7246376811594203

F1-score: 0.7228915662650603

Confusion matrix

Predicted			
Positive	Negative		
150	57	Positive	Actual
58	275	Negative	

mean accuracy: 0.7870370370370371

Bayes Naif

Iris

Training NaifBayes classifier on train iris
Elapsed time: 0.0012352466583251953
Evaluating BayesNaif classifier on test iris
Elapsed time prediction: 0.0019998550415039062

Evaluation metrics for class: 0
Accuracy: 1.0
Precision: 1.0
Recall: 1.0
F1-score: 1.0

Confusion matrix	
Predicted	
Positive	Negative
11	0
0	19

Evaluation metrics for class: 1
Accuracy: 1.0
Precision: 1.0
Recall: 1.0
F1-score: 1.0

Confusion matrix	
Predicted	
Positive	Negative
9	0
0	21

Evaluation metrics for class: 2
Accuracy: 1.0
Precision: 1.0
Recall: 1.0
F1-score: 1.0

Confusion matrix	
Predicted	
Positive	Negative
10	0
0	20

mean accuracy: 1.0

Training scikit GaussianNB classifier on train iris
Elapsed time training: 0.002010345458984375
Evaluating Sci-kit GaussianNB classifier on test iris
Elapsed Time predicting: 0.001001119613647461

Evaluation metrics for class: 0
Accuracy: 1.0
Precision: 1.0
Recall: 1.0
F1-score: 1.0

Confusion matrix	
Predicted	
Positive	Negative
11	0
0	19

Evaluation metrics for class: 1
Accuracy: 1.0
Precision: 1.0
Recall: 1.0
F1-score: 1.0

Confusion matrix	
Predicted	
Positive	Negative
9	0
0	21

Evaluation metrics for class: 2
Accuracy: 1.0
Precision: 1.0
Recall: 1.0
F1-score: 1.0

Confusion matrix	
Predicted	
Positive	Negative
10	0
0	20

mean accuracy: 1.0

Abalone

<p>Training NaïfBayes classifier on train abalone</p> <p>Elapsed time training: 0.03901815414428711</p> <p>Evaluating BayesNaïf classifier on test abalone</p> <p>Elapsed time prediction: 0.059020042419433594</p> <p>Evaluation metrics for class: 0</p> <p>Accuracy: 0.861244019138756</p> <p>Precision: 0.4256410256410256</p> <p>Recall: 0.9540229885057471</p> <p>F1-score: 0.5886524822695035</p> <p>Confusion matrix</p> <table border="1"> <thead> <tr> <th colspan="2">Predicted</th> <th rowspan="2"></th> </tr> <tr> <th>Positive</th> <th>Negative</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>83</td> <td>4</td> <td>Positive</td> </tr> <tr> <td>112</td> <td>637</td> <td>Negative</td> </tr> </tbody> </table> <p>Evaluation metrics for class: 1</p> <p>Accuracy: 0.5849282296650717</p> <p>Precision: 0.8709677419354839</p> <p>Recall: 0.5433436532507739</p> <p>F1-score: 0.669208770257388</p> <p>Confusion matrix</p> <table border="1"> <thead> <tr> <th colspan="2">Predicted</th> <th rowspan="2"></th> </tr> <tr> <th>Positive</th> <th>Negative</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>351</td> <td>295</td> <td>Positive</td> </tr> <tr> <td>52</td> <td>138</td> <td>Negative</td> </tr> </tbody> </table> <p>Evaluation metrics for class: 2</p> <p>Accuracy: 0.7165071770334929</p> <p>Precision: 0.2184873949579832</p> <p>Recall: 0.5048543689320388</p> <p>F1-score: 0.30498533724340177</p> <p>Confusion matrix</p> <table border="1"> <thead> <tr> <th colspan="2">Predicted</th> <th rowspan="2"></th> </tr> <tr> <th>Positive</th> <th>Negative</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>52</td> <td>51</td> <td>Positive</td> </tr> <tr> <td>186</td> <td>547</td> <td>Negative</td> </tr> </tbody> </table> <p>mean accuracy: 0.5813397129186603</p>	Predicted			Positive	Negative	83	4	Positive	112	637	Negative	Predicted			Positive	Negative	351	295	Positive	52	138	Negative	Predicted			Positive	Negative	52	51	Positive	186	547	Negative	<p>Training scikit GaussianNB classifier on train abalone</p> <p>Elapsed time training: 0.03522491455078125</p> <p>Evaluating Sci-kit GaussianNB classifier on test abalone</p> <p>Elapsed Time predicting: 0.008008718490600586</p> <p>Evaluation metrics for class: 0</p> <p>Accuracy: 0.861244019138756</p> <p>Precision: 0.4256410256410256</p> <p>Recall: 0.9540229885057471</p> <p>F1-score: 0.5886524822695035</p> <p>Confusion matrix</p> <table border="1"> <thead> <tr> <th colspan="2">Predicted</th> <th rowspan="2"></th> </tr> <tr> <th>Positive</th> <th>Negative</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>83</td> <td>4</td> <td>Positive</td> </tr> <tr> <td>112</td> <td>637</td> <td>Negative</td> </tr> </tbody> </table> <p>Evaluation metrics for class: 1</p> <p>Accuracy: 0.5873205741626795</p> <p>Precision: 0.8753117206982544</p> <p>Recall: 0.5433436532507739</p> <p>F1-score: 0.6704871060171919</p> <p>Confusion matrix</p> <table border="1"> <thead> <tr> <th colspan="2">Predicted</th> <th rowspan="2"></th> </tr> <tr> <th>Positive</th> <th>Negative</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>351</td> <td>295</td> <td>Positive</td> </tr> <tr> <td>50</td> <td>140</td> <td>Negative</td> </tr> </tbody> </table> <p>Evaluation metrics for class: 2</p> <p>Accuracy: 0.7188995215311005</p> <p>Precision: 0.225</p> <p>Recall: 0.5242718446601942</p> <p>F1-score: 0.31486880466472306</p> <p>Confusion matrix</p> <table border="1"> <thead> <tr> <th colspan="2">Predicted</th> <th rowspan="2"></th> </tr> <tr> <th>Positive</th> <th>Negative</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>54</td> <td>49</td> <td>Positive</td> </tr> <tr> <td>186</td> <td>547</td> <td>Negative</td> </tr> </tbody> </table> <p>mean accuracy: 0.583732057416268</p>	Predicted			Positive	Negative	83	4	Positive	112	637	Negative	Predicted			Positive	Negative	351	295	Positive	50	140	Negative	Predicted			Positive	Negative	54	49	Positive	186	547	Negative
Predicted																																																																			
Positive	Negative																																																																		
83	4	Positive																																																																	
112	637	Negative																																																																	
Predicted																																																																			
Positive	Negative																																																																		
351	295	Positive																																																																	
52	138	Negative																																																																	
Predicted																																																																			
Positive	Negative																																																																		
52	51	Positive																																																																	
186	547	Negative																																																																	
Predicted																																																																			
Positive	Negative																																																																		
83	4	Positive																																																																	
112	637	Negative																																																																	
Predicted																																																																			
Positive	Negative																																																																		
351	295	Positive																																																																	
50	140	Negative																																																																	
Predicted																																																																			
Positive	Negative																																																																		
54	49	Positive																																																																	
186	547	Negative																																																																	

Wine

Training NaïfBayes classifier on train wine

Elapsed time: 0.03199172019958496

Evaluating BayesNaïf classifier on test wine

Elapsed time prediction: 0.03400015830993652

Evaluation metrics for class: 0

Accuracy: 0.812962962962963

Precision: 0.889261744966443

Recall: 0.7957957957957958

F1-score: 0.8399366085578447

Confusion matrix

Predicted		
Positive	Negative	
265	68	Positive
33	174	Negative

Evaluation metrics for class: 1

Accuracy: 0.812962962962963

Precision: 0.71900826446281

Recall: 0.8405797101449275

F1-score: 0.7750556792873051

Confusion matrix

Predicted		
Positive	Negative	
174	33	Positive
68	265	Negative

mean accuracy: 0.812962962962963

Training scikit GaussianNB classifier on train wine

Elapsed time training: 0.02925562858581543

Evaluating Sci-kit GaussianNB classifier on test wine

Elapsed Time predicting: 0.007992744445800781

Evaluation metrics for class: 0

Accuracy: 0.8185185185185185

Precision: 0.8956228956228957

Recall: 0.7987987987987988

F1-score: 0.8444444444444443

Confusion matrix

Predicted			
Positive	Negative		
266	67	Positive	Actual
31	176	Negative	

Evaluation metrics for class: 1

Accuracy: 0.8185185185185185

Precision: 0.7242798353909465

Recall: 0.8502415458937198

F1-score: 0.7822222222222223

Confusion matrix

Predicted			
Positive	Negative		
176	31	Positive	Actual
67	266	Negative	

mean accuracy: 0.8185185185185185