IHDCM037 - Machine Learning Travaux pratiques

Séance 2 : Arbres de décision

Remarque: Pour réaliser les travaux pratiques de ce cours, nous travaillerons avec le langage Python sur des Jupyter Notebook. Ceux-ci peuvent être utilisés en ouvrant la plateforme Anaconda Navigator et en lançant Jupyter Notebook.

Première partie

La première partie de cette séance est dédiée à la découverte d'un deuxième modèle de Machine Learning : les arbres de décision. Le jeu de données utilisé pour cette séance est très connu pour effectuer une classification binaire. Il contient des informations sur des tumeurs et prédit si celles-ci sont bénignes ou malignes. Voici les différentes étapes à suivre :

	tuer une classification binaire. Il contient des informations sur des tumeurs et prédit si celles-ci bénignes ou malignes. Voici les différentes étapes à suivre :
1.	Importez le <i>dataset</i> breast_cancer de la librairie sklearn. Pour cela, vous devez d'abord importer le module datasets de sklearn.
	• Combien de tumeurs sont reprises dans ce dataset?
	• Combien de features sont considérées pour les classifier comme bégnines ou malignes ?
	Citez également les 3 premières features :
2.	Sauvegardez la partie $data$ du $dataset$ dans un premier tableau et la partie $target$ dans un deuxième.
3.	Formez un ensemble d'entraînement et un ensemble de test grâce à la fonction train_test_split du module metrics de la librairie sklearn. Pour avoir les mêmes résultats, formez un ensemble d'entraînement qui contient 67% des données initiales et utilisez le paramètre random_state = 42.
4.	Entraînez un modèle de classification binaire sur l'ensemble d'entraînement grâce à la fonction DecisionTreeClassifier du module tree de la librairie sklearn. Utilisez le paramètre max_leaf_nodes = 2.
	• Qu'induit le paramètre max_leaf_nodes = 2?
5.	Affichez l'arbre de décision généré grâce à la fonction plot_tree du module tree de la librairie sklearn.
	• Que fait l'arbre de décision? Sur quel critère se base-t-il pour classifier les données?

6.	Calculez une mesure de performance du modèle appelée <i>l'accuracy</i> pour l'ensemble d'entraînement et pour l'ensemble de test. Pour ce faire, utilisez la fonction accuracy_score du module metrics de la librairie sklearn.
	• Que calcule <i>l'accuracy</i> ? Quelle est la formule de cette métrique?
	• Grâce aux <i>accuracy</i> et à l'affichage de l'arbre, que pensez-vous de ce premier arbre de décision? Quel concept de Machine Learning reconnaissez-vous?

Deuxième partie

Pour la deuxième partie de cette séance, générez un deuxième arbre de décision avec, cette fois, le paramètre max_leaf_nodes = 30. Comme pour la première partie, affichez l'arbre de décision et calcule l'accuracy pour l'ensemble d'entraînement et pour l'ensemble de test.
• Quel est l'impact du changement de la valeur du paramètre max_leaf_nodes?
• Grâce aux <i>accuracy</i> et à l'affichage de l'arbre, que pensez-vous de ce deuxième arbre de décision Quel concept de Machine Learning reconnaissez-vous?
Troisième partie
Le but de la troisième partie de cette séance est de faire un choix concernant la valeur du paramètre max_leaf_nodes. En effet, dans la première et deuxième partie, vous avez observé que la valeur de paramètres ont un impact significatif sur la performance d'un modèle. Il est donc crucial de trouve les meilleures valeurs possibles pour les paramètres d'un modèle afin que celui-ci produise des résultat compétitifs.
Générez des arbres de décision avec le paramètres max_leaf_nodes prenant des valeurs entre 2 et 30 (29 arbres de décisions seront donc générés et entraînés). Pour chaque arbre, calculez l'accuracy su l'ensemble d'entraînement et de test, puis affichez ces valeurs sur un même graphique. Ce graphique doit représenter les accuracy en fonction de la valeur du paramètre max_leaf_nodes.
• Est-ce que ce graphe correspond à la théorie ? Pourquoi ?
\bullet Pouvez-vous repérer les cas d 'underfitting et d 'overfitting dans le graphique?
• Quelle valeur choisissez-vous pour le paramètre max_leaf_nodes? Pourquoi?