

UNIVERSITÉ DE SHERBROOKE
Département d'informatique

IFT 615
Intelligence artificielle

Quiz 1
Été 2023

Publié le 23 mai 2023

À remettre le 6 juin à minuit par turn-in Quiz1

PROFESSEUR

Froductal Kabanza

AUXILIAIRE D'ENSEIGNEMENT

D'Jeff Kanda Nkashama

djeff.nkashama.kanda@usherbrooke.ca

INSTRUCTIONS

Ce quiz a trois pages avec des questions numérotées de 1 à et 24 et compte pour 3 points de la note totale du cours.

Écrivez votre nom, prénom et matricule ci-dessous. Vous devez inscrire aussi votre nom et prénom en haut de chacune des autres pages à l'endroit indiqué.

NOM : _____

PRÉNOM : _____

MATRICULE : _____

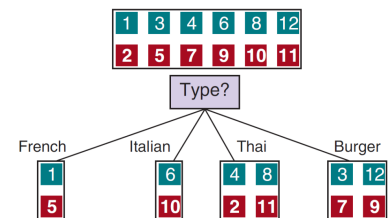
Question (3 points) – Arbre de décision et optimisation de modèles

Encerclez les affirmations correctes. Les réponses à cette question seront évaluées en faisant une somme des points obtenus sur les affirmations encadrées correctement et en soustrayant les points obtenus sur les affirmations encadrées fautivement. Une différence négative sera ramenée à 0. Une différence dépassant 3 sera ramenée à 3. Il n'est pas nécessaire de savoir combien de points affirmation correcte vaut ni le nombre d'affirmations correctes qu'il y a en tout.

1. Les arbres de décision sont faciles à interpréter, car les règles de prédiction sont représentées par une série d'instructions de branchement simples.
2. La profondeur maximale d'un arbre de décision appris par l'algorithme LEARN-DECISION-TREE vu en classe, à partir de n données à k attributs catégoriques (donc. k est la taille du vecteur d'entrée) est de $n*k$.

3. Les arbres de décision ne peuvent pas être utilisés pour générer un ensemble de règles "si-alors" qui peuvent être facilement comprises par les experts du domaine.
4. La profondeur maximale d'un arbre de décision appris à partir de n données à k variables (attributs) catégoriques (donc k est la taille du vecteur d'entrée) est de $k \cdot m$ où m est l'entropie maximale pour une variable donnée.
5. La profondeur maximale d'un arbre de décision appris par l'algorithme LEARN-DECISION-TREE vu en classe, à partir de n données à k attributs catégoriques (donc k est la taille du vecteur d'entrée) n'est pas déterminée parce qu'elle dépend du choix de l'attribut à chaque étape.
6. Un arbre de décision peut être utilisé pour la classification et la régression.
7. Un arbre de décision peut être utilisé pour seulement pour la classification, mais pas pour la régression.
8. Un arbre de décision peut classifier des données non linéairement séparables.
9. L'algorithme *random forest* est une forme d'apprentissage ensembliste (*ensemble learning*) avec plusieurs arbres de décision en utilisant une technique de *bagging*.
10. L'algorithme *random forest* est une forme d'apprentissage ensembliste (*ensemble learning*) avec plusieurs arbres de décision qui sont concaténés les uns après les autres de manière à optimiser le gain d'information.
11. L'algorithme d'apprentissage des arbres de décision vu en classe (LEARN-DECISION-TREE) produit toujours un arbre contenant autant de nœuds intérieurs que le nombre d'attributs dans les exemples d'entraînement.
12. L'algorithme d'apprentissage des arbres de décision vu en classe (LEARN-DECISION-TREE) va dans le pire des cas produire un arbre contenant un nombre de nœuds intérieurs supérieur nombre d'attributs dans les exemples d'entraînement.
13. L'algorithme d'apprentissage des arbres de décision vu en classe (LEARN-DECISION-TREE) va dans le pire des cas produire un arbre de décision contenant un nombre de nœuds intérieurs égal au nombre d'attributs dans les exemples d'entraînement.
14. L'algorithme *random forest* n'est pas utilisé en pratique dans l'industrie parce que les arbres de décision sont rendus désuets au profit des réseaux de neurones qui les ont remplacés dans quasiment toutes les applications que l'on puisse imaginer.
15. Soit le jeu de données et l'arbre de décision ci-après se rapportant à toutes les questions suivantes.

Example	Input Attributes										Output
	Alt	Bar	Fri	Hun	Pat	Price	Rain	Res	Type	Est	WillWait
x ₁	Yes	No	No	Yes	Some	\$\$\$	No	Yes	French	0-10	y ₁ = Yes
x ₂	Yes	No	No	Yes	Full	\$	No	No	Thai	30-60	y ₂ = No
x ₃	No	Yes	No	No	Some	\$	No	No	Burger	0-10	y ₃ = Yes
x ₄	Yes	No	Yes	Yes	Full	\$	Yes	No	Thai	10-30	y ₄ = Yes
x ₅	Yes	No	Yes	No	Full	\$\$\$	No	Yes	French	>60	y ₅ = No
x ₆	No	Yes	No	Yes	Some	\$	Yes	Yes	Italian	0-10	y ₆ = Yes
x ₇	No	Yes	No	No	None	\$	Yes	No	Burger	0-10	y ₇ = No
x ₈	No	No	No	Yes	Some	\$	Yes	Yes	Thai	0-10	y ₈ = Yes
x ₉	No	Yes	Yes	No	Full	\$	Yes	No	Burger	>60	y ₉ = No
x ₁₀	Yes	Yes	Yes	Yes	Full	\$\$\$	No	Yes	Italian	10-30	y ₁₀ = No
x ₁₁	No	No	No	No	None	\$	No	No	Thai	0-10	y ₁₁ = No
x ₁₂	Yes	Yes	Yes	Yes	Full	\$	No	No	Burger	30-60	y ₁₂ = Yes



16. Le gain d'information apporté par le choix de l'attribut *Pat* au nœud $\{3, 12, 7, 9\} \equiv \{x_3, x_{12}, x_7, x_9\}$ est entre 0.3 bits et 0.6 bits.
17. Le gain d'information apporté par le choix de l'attribut *Pat* au nœud $\{3, 12, 7, 9\} \equiv \{x_3, x_{12}, x_7, x_9\}$ est entre 0.7 bits et 0.9 bits.
18. Le gain d'information apporté par le choix de l'attribut *Pat* au nœud $\{3, 12, 7, 9\} \equiv \{x_3, x_{12}, x_7, x_9\}$ est 0 bits.
19. Le gain d'information apporté par le choix de l'attribut *Pat* au nœud $\{3, 12, 7, 9\} \equiv \{x_3, x_{12}, x_7, x_9\}$ est $+\infty$ bits.
20. Le gain d'information apporté par le choix de l'attribut *Pat* au nœud $\{3, 12, 7, 9\} \equiv \{x_3, x_{12}, x_7, x_9\}$ est entre 1.8 bits et 2.9 bits.
21. Le gain d'information apporté par le choix de l'attribut *Pat* au nœud $\{3, 12, 7, 9\} \equiv \{x_3, x_{12}, x_7, x_9\}$ n'est pas défini.
22. Un arbre de décision a une grande puissance d'expressivité, toutefois il ne peut pas apprendre des données non linéairement séparables.
23. Un arbre de décision est utilisé uniquement pour la classification; il ne peut pas être utilisé pour la régression.
24. En apprentissage automatique, *bootstrapping* et *boosting* signifient la même chose.
25. Un arbre de décision de profondeur 1 (un seul nœud décision) peut apprendre la fonction XOR (OU exclusif).

FIN DU QUIZ