

Introduction à la classification supervisée

Matrice de confusion, Accuracy, Précision, Rappel, F1-score

K. Kadri

- 1 Contexte : classification supervisée
- 2 Matrice de confusion
- 3 Accuracy
- 4 Précision et Rappel
- 5 F1-score
- 6 Au-delà du binaire
- 7 Résumé

Classification supervisée : idée générale

- Données étiquetées : **caractéristiques** (features) + **label** (classe).
- Objectif : apprendre une fonction $f(x) \rightarrow y$ qui prédit la bonne classe.
- Exemples :
 - Diagnostic médical : malade / sain.
 - Email : spam / non spam.
 - Qualité produit : conforme / non conforme.

Idée clé

En classification, on ne s'intéresse pas seulement au **taux d'erreur global**, mais à **comment le modèle se trompe** (type d'erreurs).

Matrice de confusion : binaire

- Problème binaire : **Positif / Négatif.**
- La matrice de confusion compare :
 - Les **vraies étiquettes**,
 - Aux **prédictions** du modèle.
- **TP** : True Positive (vrai positif)
- **TN** : True Negative (vrai négatif)
- **FP** : False Positive (faux positif, « faux alarmes »)
- **FN** : False Negative (faux négatif, « ratés »)

		Prédit	
		Positif	Négatif
	Réel Positif	TP	FN
	Réel Négatif	FP	TN

Exemple simple

Supposons 100 exemples, avec la matrice de confusion :

		Prédit	
		Positif	Négatif
Réel	Positif	40	10
	Négatif	5	45

- $TP = 40$, $FN = 10$, $FP = 5$, $TN = 45$.
- Total = $40 + 10 + 5 + 45 = 100$.

Question pour le TD

À partir de cette matrice, calculez : Accuracy, Précision, Rappel, F1-score.

Accuracy (taux de bonne classification)

Définition

$$\text{Accuracy} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$

- Proportion de prédictions **correctes** parmi tous les exemples.
- Utile quand :
 - Les classes sont **équilibrées**.
 - Les **coûts d'erreurs** FP et FN sont similaires.

Limite

Si les données sont très **déséquilibrées** (ex : 99% de négatifs), un modèle trivial peut avoir une accuracy élevée sans être utile.

Précision (Precision)

Définition

$$\text{Précision} = \frac{TP}{TP + FP}$$

- Parmi tous les exemples **prédicts positifs**, combien sont vraiment positifs ?
- Mesure la qualité des **positifs prédicts**.

Quand la privilégier ?

Quand les **faux positifs** sont coûteux. Exemple : envoyer un email marketing à un client non intéressé, alerter à tort.

Rappel (Recall, Sensitivity)

Définition

$$\text{Rappel} = \frac{TP}{TP + FN}$$

- Parmi tous les **vrais positifs**, combien sont détectés ?
- Mesure la capacité à **ne pas rater** les positifs.

Quand le privilégier ?

Quand les **faux négatifs** sont très graves. Exemple : cancer non détecté, fraude laissée passer.

F1-score : compromis précision / rappel

Définition

$$F1 = 2 \times \frac{\text{Précision} \times \text{Rappel}}{\text{Précision} + \text{Rappel}}$$

- Moyenne **harmonique** entre précision et rappel.
- Valeur élevée seulement si **les deux** sont élevées.

Intérêt

- Utile sur des données **déséquilibrées**.
- Bon indicateur global de la qualité de détection de la classe positive.

Exemple de calcul (avec la matrice précédente)

Rappel de la matrice :

$$TP = 40, \quad FN = 10, \quad FP = 5, \quad TN = 45.$$

- Accuracy :

$$Acc = \frac{40 + 45}{100} = 0,85$$

- Précision :

$$Prec = \frac{40}{40 + 5} = \frac{40}{45} \approx 0,89$$

- Rappel :

$$Rec = \frac{40}{40 + 10} = \frac{40}{50} = 0,8$$

- F1 :

$$F1 = 2 \times \frac{0,89 \times 0,8}{0,89 + 0,8} \approx 0,84$$

À proposer en exercice

Cas multi-classes (3 classes ou plus)

- La matrice de confusion devient une **grille** $K \times K$.
- On peut calculer précision, rappel, F1 :
 - **Par classe** (one-vs-rest),
 - Puis faire une moyenne :
 - Macro-average (moyenne simple des classes),
 - Weighted-average (pondérée par la taille des classes).

Lien avec le TD

Sur un dataset multi-classes (ex : *wine*, *digits*), demander aux étudiants d'afficher la matrice de confusion et les F1 *par classe*.

Résumé des métriques

- **Matrice de confusion** : base pour tout analyser.
- **Accuracy** : vision globale, attention aux classes déséquilibrées.
- **Précision** : qualité des positifs prédis (FP coûteux).
- **Rappel** : capacité à capturer les vrais positifs (FN coûteux).
- **F1-score** : compromis précision / rappel.

Message clé pour le TD

Toujours choisir la ou les métriques en fonction du **contexte métier** (coût des faux positifs / faux négatifs, déséquilibre des classes, etc.).