

Metrics Scores

1. Accuracy

$$AC = \frac{tp + tn}{tp + fp + tn + fn} \quad \text{où } t = \text{true} ; f = \text{false} ; p = \text{positive} \text{ et } n = \text{negative}$$

À utiliser quand le problème est balanced, et quand toutes les classes ont la même importance.

2. F1/FBeta

$$F_{\beta} = (1 + \beta^2) \frac{\text{precision} \times \text{recall}}{\beta^2 \times \text{precision} + \text{recall}} \quad F_1 = 2 \times \frac{\text{precision} \times \text{recall}}{\text{precision} + \text{recall}}$$

À utiliser dans les problèmes de classification binaire.

Augmenter le β permet d'apporter plus d'attention à la précision.

$0 < \beta < 1$; donne plus d'importance au recall, là où $\beta > 1$; privilégie la précision.

F_1 est donc l'équilibre entre la précision et le recall.

3. ROC AUC

ROC (Receiver Operating Characteristic curve) est une courbe qui mets en relation le **TPR (True Positive Rate)** et le **FPR (False Positive Rate)**.

$$TPR = \frac{TP}{TP + FN} \quad FPR = \frac{FP}{FP + TN}$$

AUC (Area Under the Curve) est simplement l'intégrale de la courbe **ROC**.

Il peut être [prouver](#) que le score **ROC AUC** revient à calculer le rang de corrélation entre la prédiction et l'objectif. Cela peut également être interprété comme montrer à quel point un modèle est bon à classer les prédictions.

À utiliser quand l'on veut principalement classer les prédictions.

À ne pas utiliser quand le dataset est fortement imbalanced.

4. PR AUC

PR (Precision-Recall) est une courbe qui mets en relation la precision et le recall.

AUC a la même signification que dans ROC, à savoir l'intégrale de la courbe **PR**.

Ce metric peut être utile pour trouver à partir de quel recall la précision se met à vite baisser.