

TP Final : Développer une API d'Analyse de Sentiments

Résultats et analyse de l'entraînement des modèles

Modèle positif

Positive model trained successfully.

	precision	recall	f1-score	support
0	0.71	0.91	0.80	11
1	0.90	0.69	0.78	13
accuracy			0.79	24
macro avg	0.81	0.80	0.79	24
weighted avg	0.81	0.79	0.79	24

```
[[10  1]
 [ 4  9]]
```

Avec une précision de 0.90 pour les tweets positifs, le modèle se trompe rarement en donnant des faux positifs.

Un recall de 0.69 cependant indique que le modèle ne détecte pas des tweets en vrai positif.

Il reste toutefois équilibré avec un f1-score de 0.78.

Le modèle positif est prudent, il ne prend pas le risque de classer un tweet négatif comme positif, mais parfois il classe des tweets positifs comme négatifs.

Modèle négatif

Negative model trained successfully.

	precision	recall	f1-score	support
0	0.90	0.69	0.78	13
1	0.71	0.91	0.80	11
accuracy			0.79	24
macro avg	0.81	0.80	0.79	24
weighted avg	0.81	0.79	0.79	24

```
[[ 9  4]
 [ 1 10]]
```

Le modèle négatif est un peu moins précis avec 0.71 d'analyses correctes.

Un recall à 0.91 prouve une meilleure analyse des tweets négatifs.

Et un f1-score à 0.80 qui témoigne aussi d'un bon équilibre.

En général, le modèle négatif est plus agressif dans ses analyses et la détection des tweets négatifs.

Recommandations

Il faudrait augmenter le nombre de tweets positifs dans la base de données, et éviter des messages trop subtils à analyser.

On pourrait aussi changer de vectorizer pour ne pas seulement compter l'apparition d'un mot mais aussi sa force (exemple : gros < massif < énorme < gigantesque)