RNCP35288 CDSD

AT&T Spam Detector

Deep Learning

Rédacteur : Jean-Yves Vuillequez

Contexte et enjeu

Objectif :

- Mettre en place un classificateur de SMS capable de détecter automatiquement les messages spam afin de réduire les arnaques, protéger les utilisateurs et améliorer l’expérience « messagerie ».

Méthodologie du projet

EDA et scope → NLP preprocessing → Baselines & modèles classiques → Deep Learning → Transformer

Objectif :

- Comprendre la nature des et les enjeux de la détection de spam

Actions :

- Analyse de la distribution **ham / spam**
- Analyse lexicale
- Analyse sémantique & sentiment spam)
- Identification des contraintes

Objectif :

- Transformer le texte brut en représentations exploitables par les modèles

Actions :

- Nettoyage et normalisation du texte + Tokenisation

Deux approches :

- TF-IDF (baseline ML interprétable)
- Embedding (CNN / RNN / Transformers)

Objectif :

- Établir des points de comparaison

Actions :

- Modèle naïf (random stratifié)
- TF-IDF + Logistic Regression
- Évaluation via Precision / Recall / F1 / PR-AUCAnalyse des erreurs (confusion matrix)

Objectif :

- Évaluer l'apport des réseaux neuronaux sur données textuelles

Actions :

- CNN : détection de motifs locaux (n-grams)
- GRU (RNN) : prise en compte de la séquence
- Suivi des métriques par epoch
- Comparaison avec les baselines ML

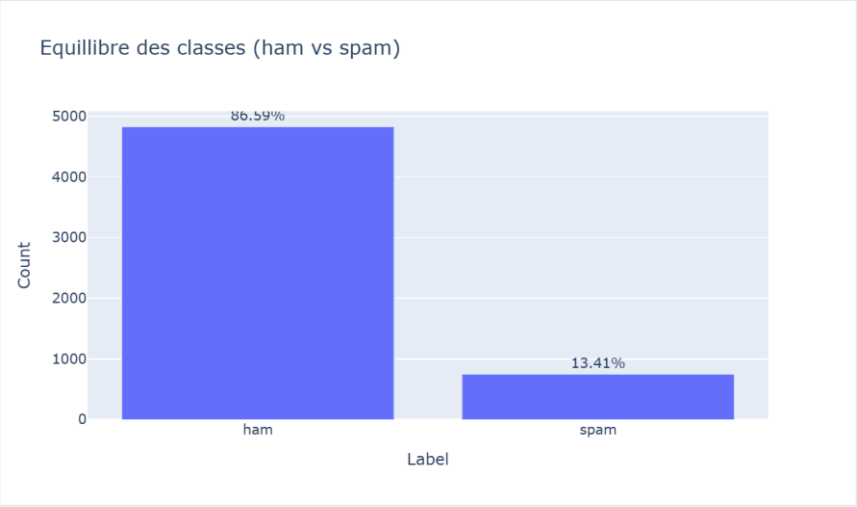
Objectif :

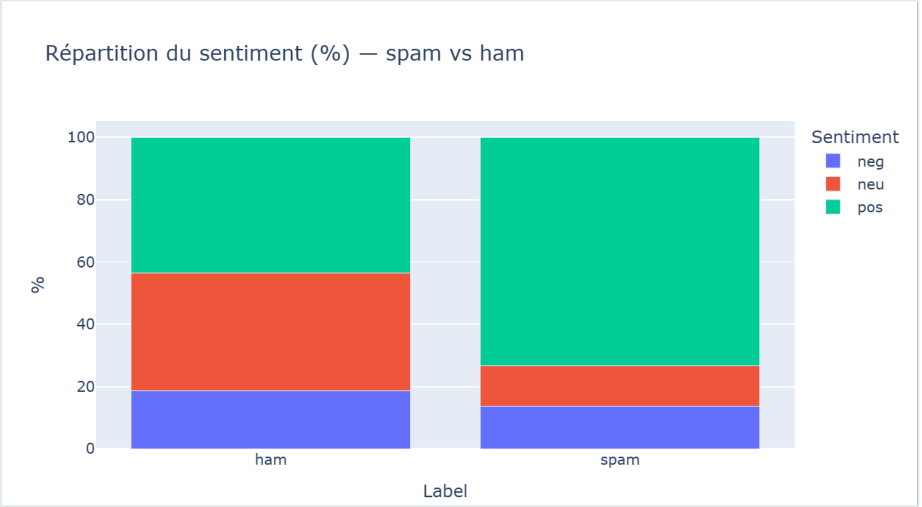
- Maximiser la performance de détection du spam

Actions :

- Fine-tuning de DistilBERT
- Exploitation du contexte sémantique complet
- Évaluation finale et comparaison globale

Scope sémantique 1/2

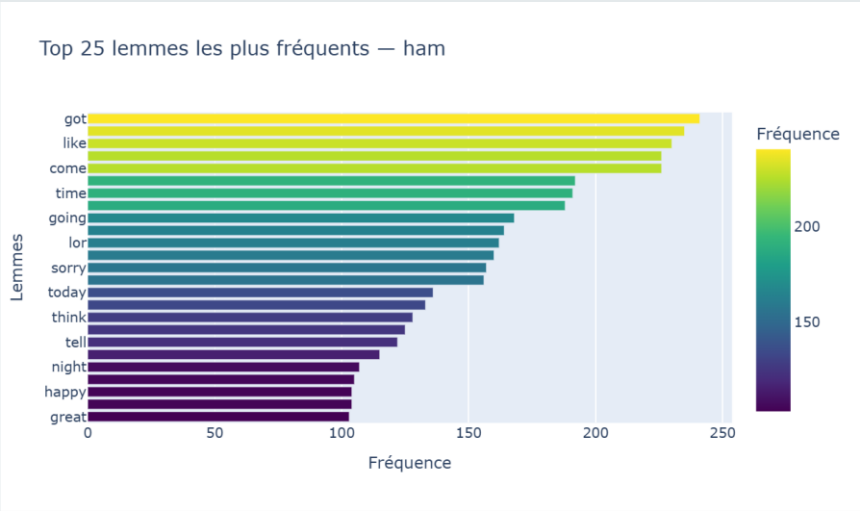


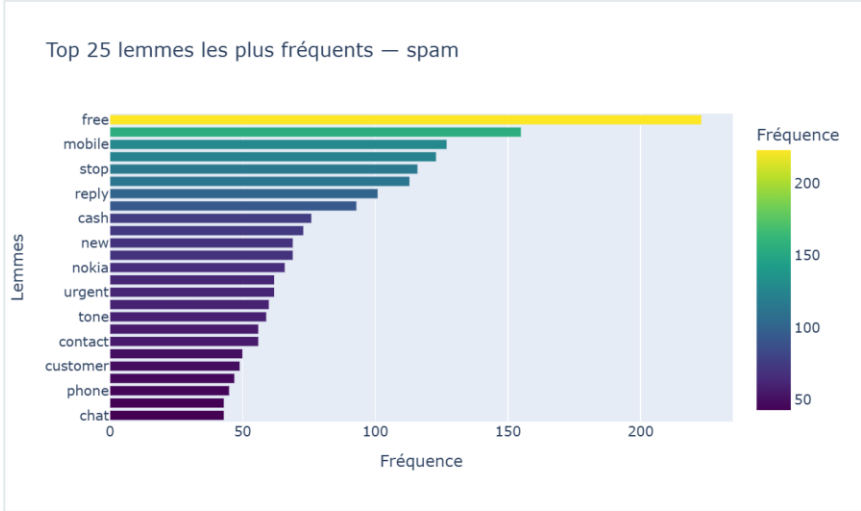


Analyse :

- Dataset fortement déséquilibré : **86,6 % ham vs 13,4 % spam**
- Le spam présente un **biais émotionnel positif** marqué vs le ham est **plus neutre / négatif**
- Le contenu textuel porte un signal sémantique discriminant exploitable par les modèles NLP

Scope sémantique 2/2





Analyse :

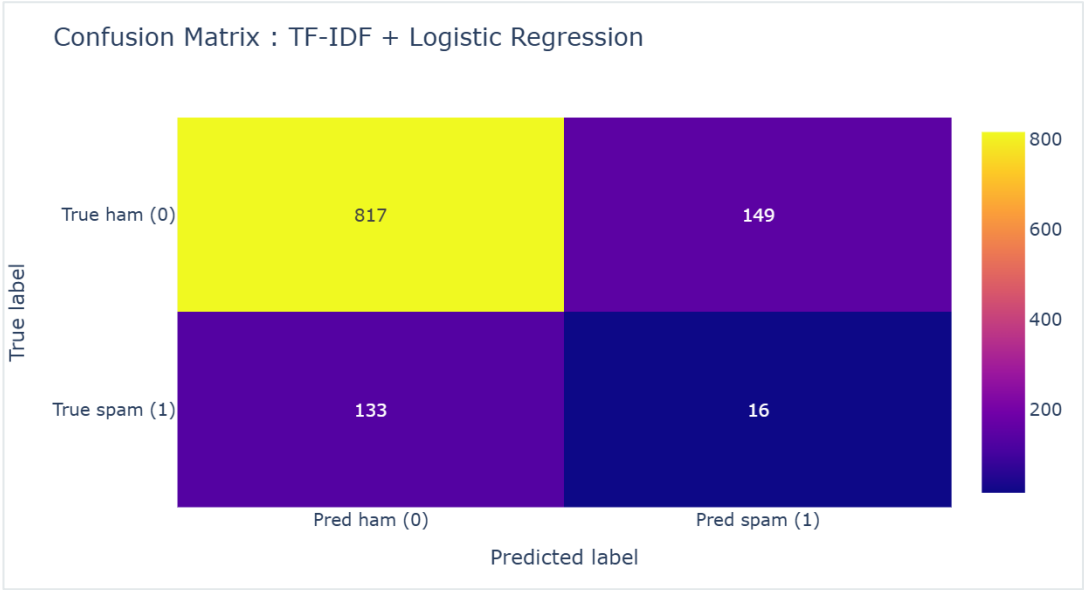
- Le vocabulaire ham est **conversationnel et contextuel** : temps, verbes d'intentions, relations
- Le vocabulaire spam est **transactionnel et incitatif** : gratuit, urgence, verbes d'actions, technique
- Il existe une classification bien marquée entre Ham et Spam avec des champs lexicaux très identifiables

Résultats : Baseline vs Deep Learning vs Transformer

F1-score spam comme métrique principale (classes déséquilibrées), complété par **précision**, **rappel** et **PR-AUC** pour analyser les compromis faux positifs / faux négatifs et la qualité du ranking

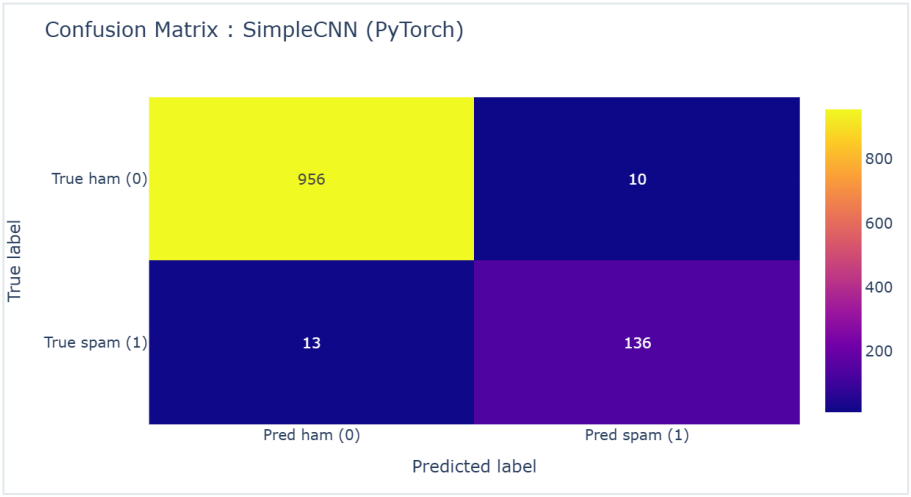
Modèle	precision_spam	Recall_spam	f1_spam	pr_auc	Diagnostic
TF-IDF + LogReg	0.958	0.920	0.938	0.974	Baseline très solide, simple et robuste
SimpleCNN (PyTorch)	0.932	0.913	0.922	0.962	Capture de motifs locaux, perf proche baseline
SimpleGRU (PyTorch)	0.929	0.873	0.900	0.958	Modélise la séquence, mais moins stable
DistilBERT (PyTorch)	**0.979**	**0.953**	**0.966**	**0.989**	Meilleure performance globale, mais coût élevé

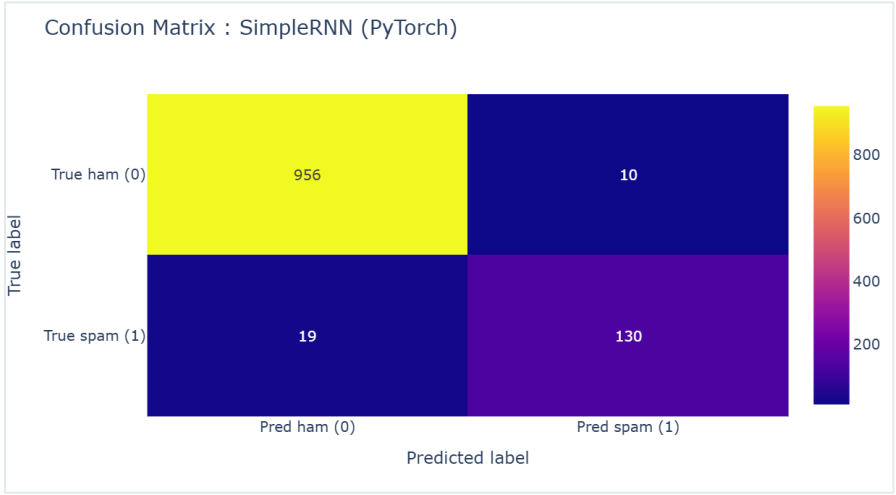
Résultats Comparaisons



- Bon compromis global, mais **beaucoup de faux négatifs** : une partie significative des spams n'est pas détectée.
- Sert de référence solide pour évaluer les gains du deep learning

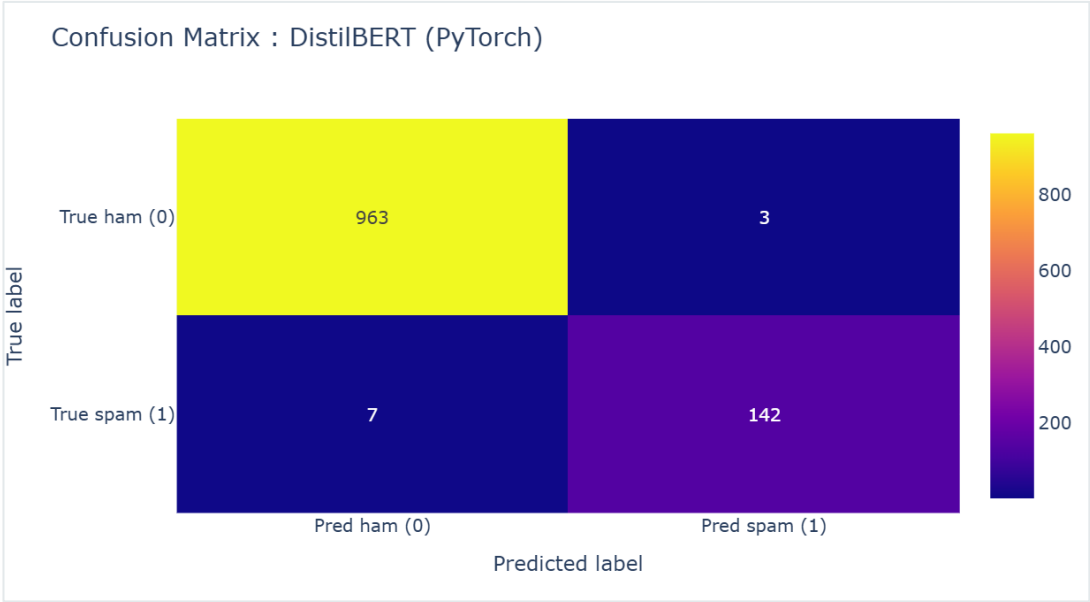
Résultats Comparaisons





- 956 vrais messages ham correctement classés comme ham, **136 / 130 spams correctement détectés**
- **Forte réduction des faux négatifs** par rapport à la baseline

Résultats Comparaisons



- 963 messages ham correctement classés comme ham, **142 spams correctement détectés**
- Meilleure performance globale : moins de faux positifs et faux négatifs
- Modèle le plus robuste, **mais coût de calcul et complexité plus élevés**

Jedha

Merci pour votre attention
Des questions ?