# Classification du Texte AI vs Humain

### I. Introduction

Le développement rapide des modèles d'intelligence artificielle (IA) a entraîné une prolifération de textes générés automatiquement. Ces textes peuvent imiter des écrits humains avec une grande précision, ce qui soulève des préoccupations concernant leur utilisation dans des contextes sensibles, tels que la désinformation. Ce projet vise à résoudre le problème de classification de texte, où l'objectif est de déterminer si un texte a été généré par une IA ou par un humain. Pour cela, un modèle d'apprentissage profond a été développé, utilisant un sous-ensemble équilibré d'un jeu de données contenant des textes générés par IA et par des humains.

## II. Objectif du Projet

L'objectif principal de ce projet est de développer un modèle capable de classifier automatiquement des textes en deux catégories :

- Texte généré par IA
- Texte généré par un humain

## III. Dataset

Le dataset utilisé pour ce projet est intitulé "AI vs Human Text". Il est disponible publiquement sur Kaggle sous le nom AI Human.csv

Ce dataset contient des échantillons de textes générés soit par des modèles d'Intelligence Artificielle (comme ChatGPT ou d'autres modèles de génération de texte), soit écrits par des êtres humains.

Chaque ligne du dataset est composée de deux colonnes principales :

• **text**: le contenu textuel lui-même,

generated : une étiquette binaire indiquant l'origine du texte :

- $\circ$  1.0  $\rightarrow$  texte généré par une IA,
- $\circ$  0.0  $\rightarrow$  texte rédigé par un humain.
- Taille initiale: 487235
- Classes: Deux classes équilibrées après traitement (IA vs Humain).
- Langue: Principalement l'anglais.
- Format : CSV, encodé en UTF-8.

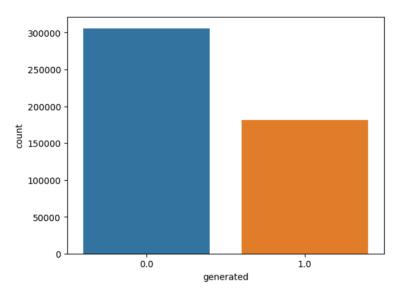
## IV. Prétraitement des Données (Data Preprocessing)

## 1. Réduction de la Taille du Dataset

Étant donné l'énorme taille du dataset initial, il n'était pas envisageable d'utiliser l'ensemble des données dans les délais impartis et avec les ressources disponibles.

Ainsi, un sous-échantillonnage équilibré a été réalisé, sélectionnant 20 000 textes au total (10 000 IA + 10 000 Humains) pour assurer un compromis entre qualité d'apprentissage et temps de traitement raisonnable.

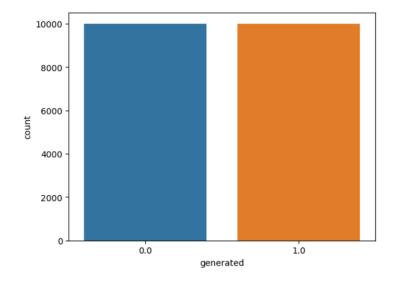
## 1. dataset originale : "ai-vs-human-text"



Total : 487235

Total text by AI : 181438
Total text by Human : 305797

### 2. échantillon de dataset utilisé dans le projet :



Total data points after balancing: 20000

AI-generated text: 10000 Human-generated text: 10000

## 2. Nettoyage et Traitement Textuel

Pour garantir une qualité optimale des données textuelles avant l'entraînement, plusieurs étapes de **prétraitement linguistique** ont été appliquées :

• Tags Removal

**Spell Check (Correction orthographique)** 

- Stop Words Removal
- Tokenisation
- Troncation et Padding
- Encodage

## V. Modèle Utilisé

#### 1. Choix du Modèle

Pour résoudre ce problème de classification binaire de textes, nous avons opté pour un modèle basé sur un Transformer pré-entraîné. nous avons choisi d'utiliser un modèle pré-entraîné de type **BERT Multilingue**, spécifiquement :

### bert-base-multilingual-cased

### 2. Description du Modèle

BERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers) est un modèle de type Transformer développé par Google. Il est basé sur un mécanisme d'attention qui traite les séquences de texte de manière bidirectionnelle, permettant ainsi une meilleure compréhension du contexte global.

#### **Architecture:**

- 12 couches (layers)
- 12 têtes d'attention
- 768 dimensions d'embedding
- Environ 110 millions de paramètres

Le modèle est adapté à notre tâche de classification binaire par :

- L'ajout d'une couche de classification dense (fully connected) avec une sortie unique (sigmoïde) pour prédire la probabilité que le texte soit généré par une IA.
- Un fine-tuning du modèle : seules les couches finales de BERT et la couche de classification ont été entraînées afin de :
  - Réduire les besoins computationnels
  - Minimiser le risque d'overfitting
  - Accélérer le processus d'apprentissage compte tenu des ressources et du temps disponibles

### VI. Entraînement et validation du modèle

#### 1. Notebook:

https://www.kaggle.com/code/yasminebabdelkader/human-vs-ai-text-detecy-tradrly

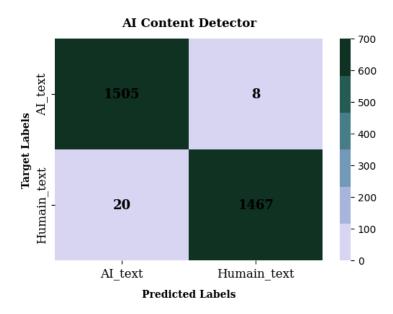
## VII. test du modèle

→ l'évaluation du modèle sur les données de test donne un excellent résultat de 99,07% de précision.

```
print(classification_report(y_test, y_pred, target_names=class_names,digits=4))
             precision
                        recall f1-score
                                          support
               0.9869
                        0.9947
                                  0.9908
                                             1513
    AI_text
Humain_text
               0.9946
                        0.9866
                                             1487
                                  0.9905
                                             3000
   accuracy
                                  0.9907
  macro avg
            0.9907
                        0.9906
                                  0.9907
                                             3000
weighted avg
             0.9907
                        0.9907
                                  0.9907
                                             3000
```

→ Le texte AI est détecté avec une précision de 98,69% et un rappel de 99,47%, tandis que le texte humain est identifié avec une précision de 99,46% et un rappel de 98,66%.

## VIII. matrice de confusion



→ Sur 1513 textes créés par IA, 1505 ont été correctement identifiés et 8 ont été incorrectement classés comme textes humains. Sur 1487 textes humains, 1467 ont été correctement identifiés et 20 ont été incorrectement classés comme textes IA. Cette visualisation confirme la haute précision du modèle dans la distinction entre contenu généré par IA et contenu écrit par des humains.

# IX. Déploiement du Modèle

Dans le but de rendre le modèle accessible de manière pratique, nous avons initié le développement d'une plateforme web pour le déployer.

Cette plateforme est en cours de création en utilisant les technologies suivantes :

- HTML et CSS pour la partie front-end (interface utilisateur).
- Flask pour le back-end (serveur web léger en Python).
   Intégration du modèle BERT pour faire des prédictions directement à partir de l'interface.

L'objectif est de permettre aux utilisateurs d'entrer un texte et de recevoir instantanément la prédiction du modèle indiquant si le texte est généré par une intelligence artificielle ou par un humain.

La plateforme est actuellement en cours de finalisation, et représente une étape importante vers la mise en production de notre solution.

