

# Hackathon : Classification Frugale d'Images avec Deep Learning

Ce challenge vise à développer un modèle de classification d'images. Le but est qu'il soit performant et économe en ressources. Nous vous présentons donc notre solution.

Équipe 2 :

- Franck NKOMA
- Romaric KAKI
- Marie-Ange KUITCHE
- Derrick FELIHO



# Introduction : Le défi de la frugalité en Deep Learning

## Pourquoi la frugalité ?

Réduire l'empreinte écologique. Optimiser les performances sur les appareils embarqués.

## Enjeux

Maintenir une haute précision. Minimiser les besoins en calcul et en mémoire.

Le deep learning frugal est une nécessité croissante. Il répond aux contraintes environnementales et techniques.

# Préparation des données : Techniques d'optimisation

1

## Réduction

Diminuer la quantité et taille des images. Rendre notre modèle réutilisable pour différents cas d'application.

2

## Augmentation

Générer des variations synthétiques. Améliorer la robustesse du modèle.

3

## Nettoyage

Supprimer les données bruitées. Assurer une qualité optimale.

La préparation des données était cruciale car elle impacte la performance et l'efficacité de notre modèle.

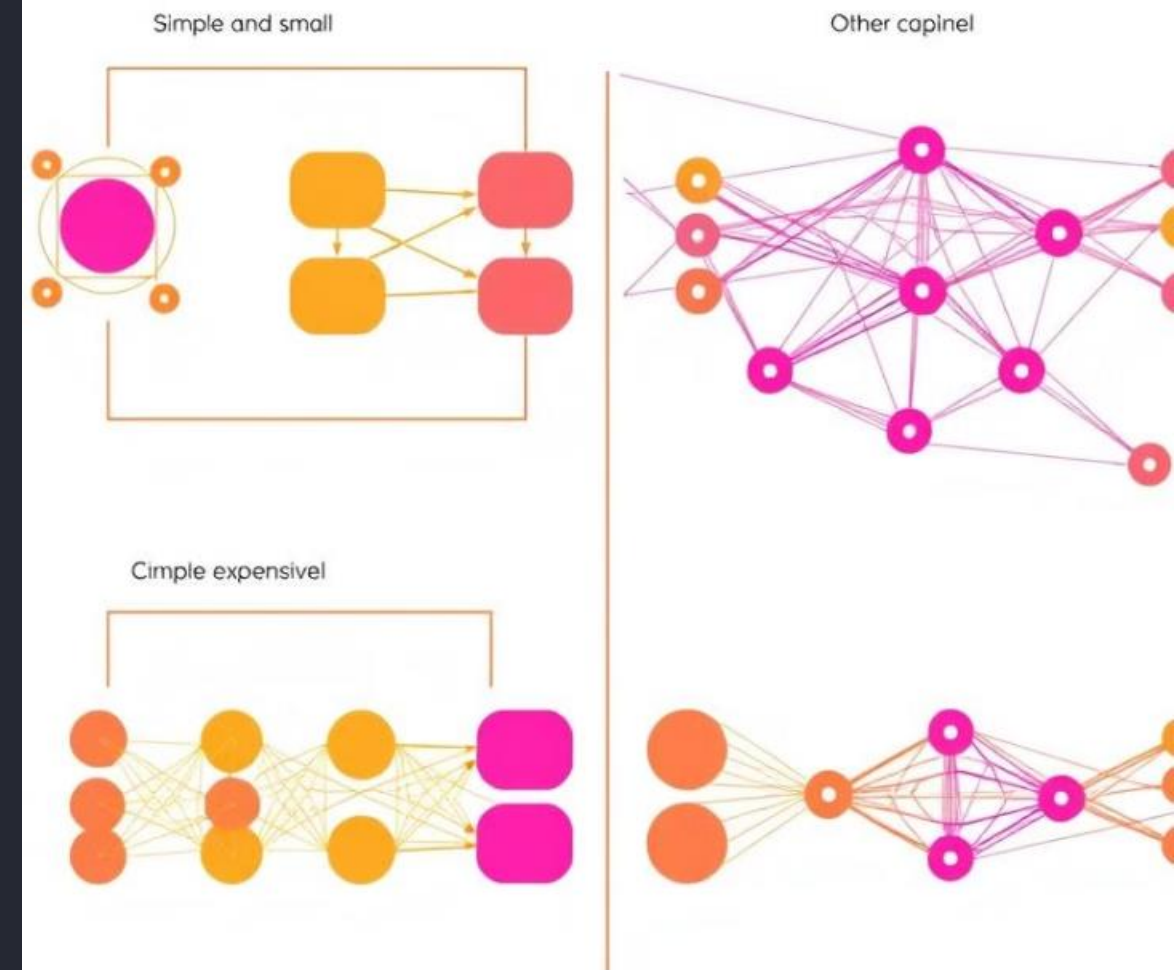


# Architecture du modèle : Choisir un modèle léger et efficace

Notre modèle choisi : Openai/clip-vit-base-patch32

Balance précision et efficacité. Adapté aux contraintes matérielles.

Le choix de l'architecture est déterminant. Il faut considérer la complexité et les besoins en calcul ainsi que les contraintes environnementaux. C'est pourquoi nous avons choisi ce modèle.



# Entraînement du modèle : Stratégies pour un apprentissage rapide



L'entraînement a été optimisé. Ces stratégies ont accéléré l'apprentissage et réduit la taille du modèle tout en restant soucieux de l'environnement.

# Spécialisation du modèle : Réutilisation efficace

## 1 Entraînement ciblé

Un seul jeu de données, spécifiquement celui des bougies. Cette approche maximise l'efficacité du modèle en concentrant son apprentissage sur les caractéristiques pertinentes à cette application unique, ce qui permet d'éviter la surcharge d'informations inutiles et d'optimiser les performances.

## 2 Ressources limitées

Moins d'énergie et de calcul sont nécessaires pour l'entraînement, ce qui contribue à une réduction significative de l'empreinte carbone. En optimisant l'utilisation des ressources, on minimise l'impact environnemental tout en maintenant une performance adéquate.

## 3 Réutilisation

Le modèle est adapté à des applications spécifiques, telles que la classification des bougies. Cette spécialisation facilite le transfert de connaissances vers des tâches similaires, permettant une adaptation rapide et efficace à de nouveaux contextes d'utilisation.



# Évaluation et ajustement : Mesurer la performance et l'optimiser



## Précision

Le taux de classifications correctes de notre modèle est de 95%.



## Latence

Le temps de réponse du modèle est de 1,88 secondes.



## Empreinte

Faible impact carbone (0.00269 kgCO2, soit 0.5% du maximum) et impact environnemental élevé (94.46%).

L'évaluation est essentielle pour ajuster le modèle. Elle nous a permis d'améliorer la performance globale.

# Conclusion et perspectives : Ce que nous avons appris

|   |  |   |
|---|--|---|
| Impact Sociétal   |  | 1 |
| Démocratisation de l'IA grâce à des solutions accessibles et respectueuses de l'environnement.                                  |  |   |
| Recherche Avancée   |  | 2 |
| Exploration de modèles plus efficaces et de techniques d'apprentissage novatrices.  |  |   |
| Défis Futurs  |  | 3 |
| Concilier précision élevée et consommation minimale de ressources pour d'autres domaines, pas juste la classification d'images. |  |   |

La classification frugale représente l'avenir de l'intelligence artificielle, promettant des avancées significatives tout en minimisant son empreinte écologique et en favorisant un accès plus large à ses bénéfices.