

# Rapport de projet : Classification d'images (chats vs chiens)

**Groupe :** 1

**Étudiants :** TOURE Arouna, DIABAGATE Saran

## 1. DESCRIPTION DU DATASET ET DU TRAVAIL REALISE

**Objectif :** Développer un modèle de Deep Learning capable de distinguer des images de chiens et de chats

**Source :** <https://www.kaggle.com/datasets/chetankv/dogs-cats-images>

**Volume :** 10.000 images dont (8000) pour l'entraînement et (2000) pour le test

## DESCRIPTION DU MODELE DE BASE

Pour notre modèle de base nous avons opté pour un Simple\_CNN AvgPool est constitué de :

**Architecture :** Deux couches de convolution suivies d'un Average Pooling pour réduire la dimensionnalité.

**Paramètre :**

- Deux couches de convolution suivies d'un Average Pooling pour réduire la dimensionnalité.

- Optimiseur SGD ( $\text{lr}=0.01$ )

- loss fonction : CrossEntropyLoss.

- Fonction d'activation : Relu

**Résultat Baseline :** 64,80 % de précision après 10 époques sur les tests.

## 2. Amélioration systématique du modèle

Trois stratégies d'optimisation ont été explorées :

### Expérience 1

**Le changement d'optimiseur :** le passage de SGD à Adam ( $\text{lr} = 0,0001$ ) a permis d'atteindre une précision de 70,40 %, grâce à l'ajustement dynamique du taux d'apprentissage. Et au niveau du loss fonction on a une diminution de

## Expérience 2

**L'augmentation de données** : l'application de transformations aléatoires (rotations, retournements) a permis d'obtenir le meilleur score de 77,40 %, en réduisant l'overfitting

## Expérience 3

**L'augmentation de la profondeur** : l'ajout d'une troisième couche de convolution (DeepCNN) a stabilisé l'apprentissage et conduit à une précision finale de 76,95%.

## 3. Analyse des résultats

Expérience	Modification	Optimiseur	Précision Test
Base	-Simple_CNN -AvgPool2d	SGD (0.01)	64,80 %
Expérience 1	-MaxPool2d	Adam (0.0001)	70,40 %
Expérience 2	Data Augmentation	Adam (0.001)	77,40 %
Expérience 3	DeepCNN (3 couches)	Adam (0.0001)	76,95 %

### Observations clés :

- Adam est plus performant que SGD car il adapte le taux d'apprentissage.
- La Data Augmentation est la technique la plus efficace pour réduire l'overfitting.
- Le modèle final généralise bien malgré des arrière-plans variés.

**Conclusion** : l'augmentation des données s'est révélée être l'amélioration la plus efficace. Bien qu'un modèle plus profond permette de capturer des détails plus fins, le modèle issu de l'expérience 2 offre le meilleur compromis entre performance et robustesse.