

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 ($lr=0.01$)

-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 ($lr = 0,0001$) 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.