



Classification d'images de chiens via des méthodes de Deep Learning

LO Ousmane, Ingénieur
Machine Learning

TABLE OF CONTENTS

01

CONTEXTE

Here you could describe the topic of the section

02

EXPLORATION DES DONNEES

Explorer les images de la base de données

03

1 ER ESSAIS

D'un CNN from scratch au transfer learning

04

GENERALISATION

Généraliser le meilleur modele sur 120 races

05

CONCLUSIONS

Here you could describe the topic of the section

06

AMELIORATIONS A ENVISAGER

Envisager



CONTEXTE

Agrandissement de la base de données et difficulté à référencer les nouveaux pensionnaires

01



PROBLEMATIQUE

Comment automatiser la reconnaissance des pensionnaires de l'association grâce au Deep Learning ?



CONTEXTE

- Une association de protection des animaux souhaite référencer les photos des animaux automatiquement
- Développer un algorithme de classification d'image pour déterminer la race du chien sur l'image
- Utiliser la base de donnée [Stanford Dogs Dataset](#)
- Démarches :
 - Explorer les images de la base de données
 - Tester différents pré-traitement d'images
 - Développer mon propre [NN](#)
 - Tester différents modèles pré-entraînés



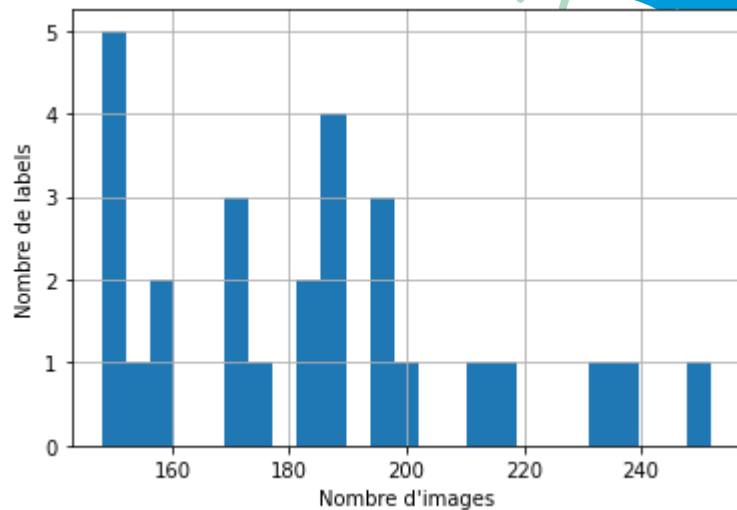
02

EXPLORATION
DES DONNEES



EXPLORATION DES DONNÉES : LABELS

- Nombre d'images par race :
 - Toutes les races ont au moins 148 images
 - Le choix des races pour le développement à peu d'importance
- Exemples d'images :
 - Tailles différentes
 - Qualités différentes



Pomeranian



Irish_wolfhound



coated_retriever

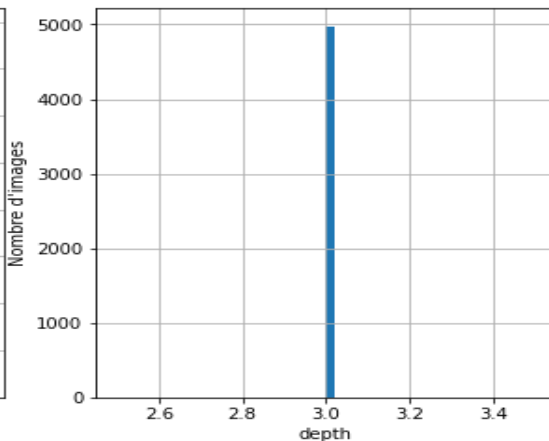
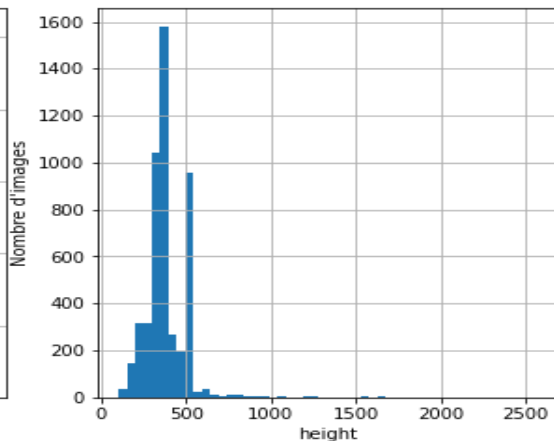
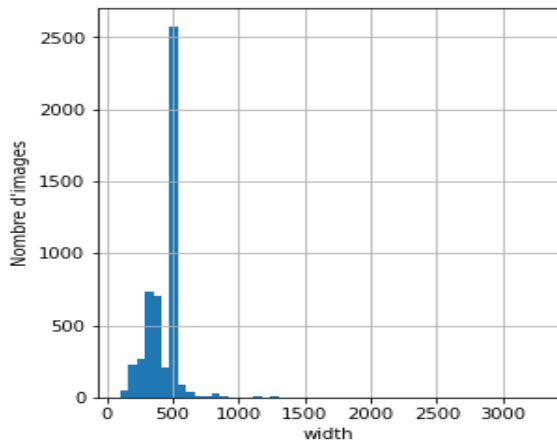




EXPLORATION DES DONNÉES :TAILLE



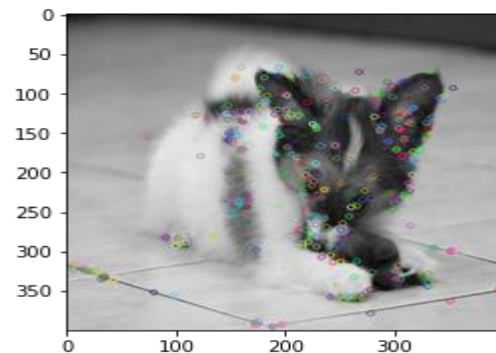
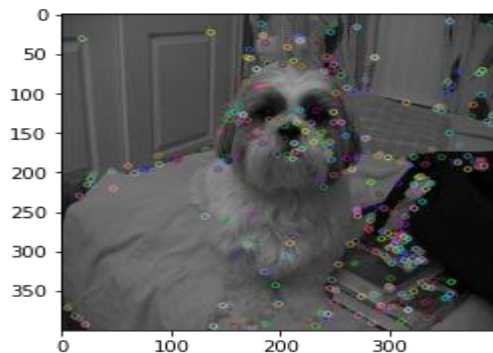
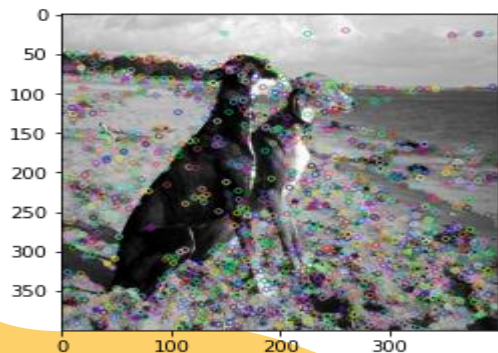
- Nombre d'images par race :



- La taille des images dépend de l'orientation (portrait / paysage)
 - Utilisation de la méthode `resize` pour changer la taille
 - Le choix de la taille est important :
 - Compromis entre mémoire et précision

EXPLORATION DES DONNÉES : SIFT FEATURES

- Extraction des zones d'intérêts de l'image par la méthode SIFT
 - Extraction des descripteurs
 - Extraction de la localisation des points d'intérêts
 - Utilisation de la librairie openCV
- Les points d'intérêts ne sont pas forcément sur le chien
 - Difficile à utiliser directement dans un classifieur

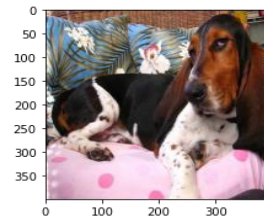
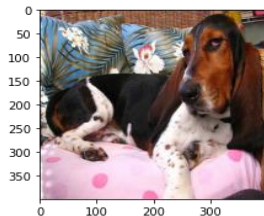
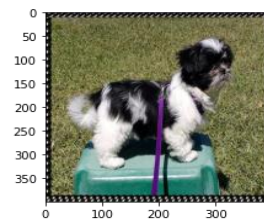
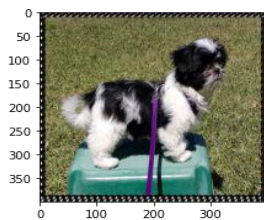
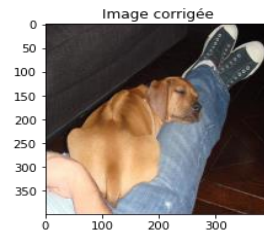
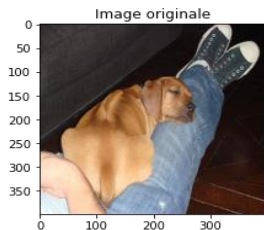




TRAITEMENT DES IMAGES : CORRECTION LUMINOSITÉ



- Principe : Etirement de l'histogramme des intensités par une règle de trois



03



PREMIER ESSAI

D'un CNN from scratch au transfer learning



ETAPE PAR ETAPE



Préparation

Data augmentation :
ou comment obtenir
artificiellement des
données



CNN from sCratCh

A la découverte
des réseaux de
neurones
convolutionnels



Transfer Learning

Le transfert de
connaissance pour
améliorer les
performances



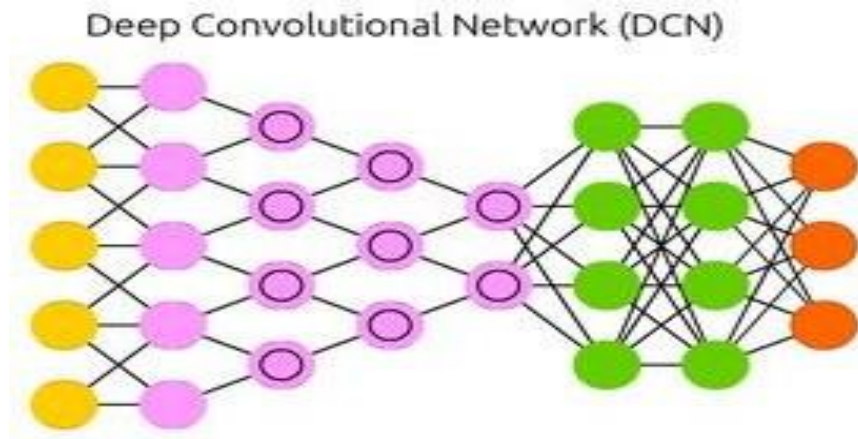
Choix Du moDèle

Analyse des
résultats avant
généralisation





-  Input Cell
-  Backfed Input Cell
-  Noisy Input Cell
-  Hidden Cell
-  Probablistic Hidden Cell
-  Spiking Hidden Cell
-  Capsule Cell
-  Output Cell
-  Match Input Output Cell
-  Recurrent Cell
-  Memory Cell
-  Gated Memory Cell
-  Kernel
-  Convolution or Pool

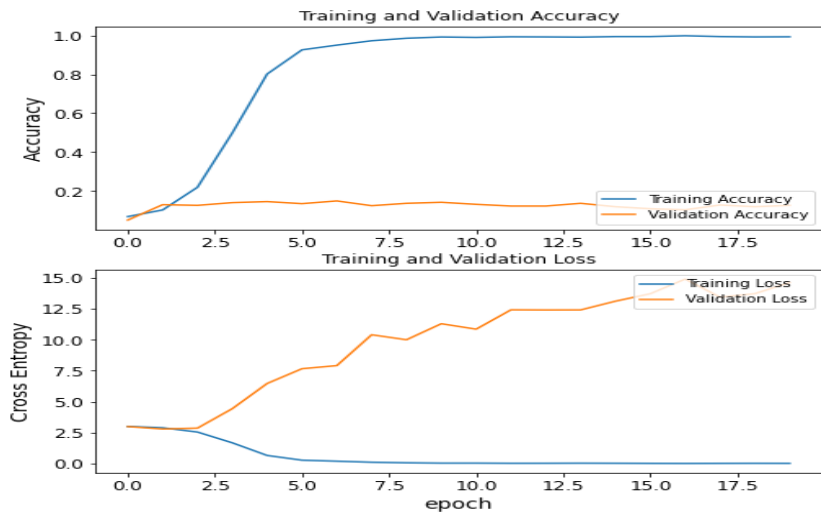


- Génération (artificielle) d'un nombre
- Couche Input et Rescaling
- Couche de convolution (3) : rôle de masque
- Couche de pooling (3) : réduction des features à utiliser dans le modèle
- Couche "Flatten" (1) : Réduction des dimensions pour la prédiction
- Couche "Dense" (2) : Couche complètement connectée avec une fonction d'activation "softmax"



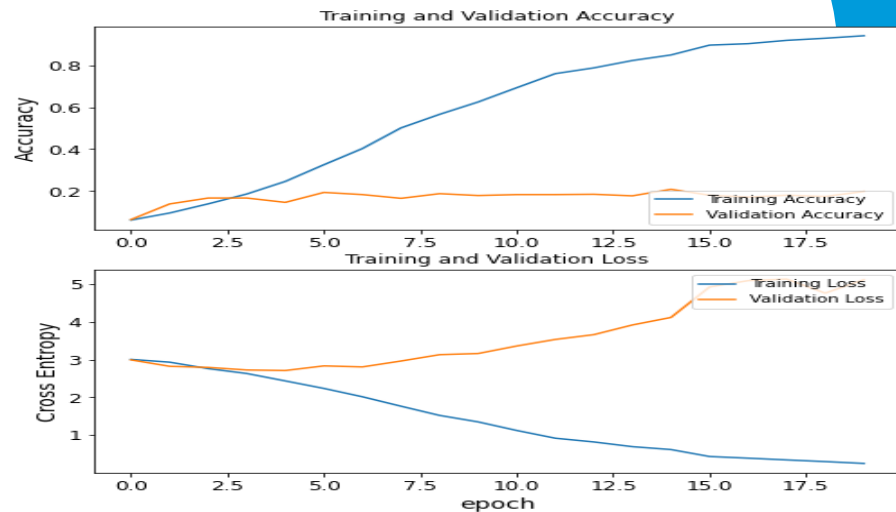
CONVENET : Résultats

Sans



292sec.
Précision:03%

Avec



388sec.
Précision:18%

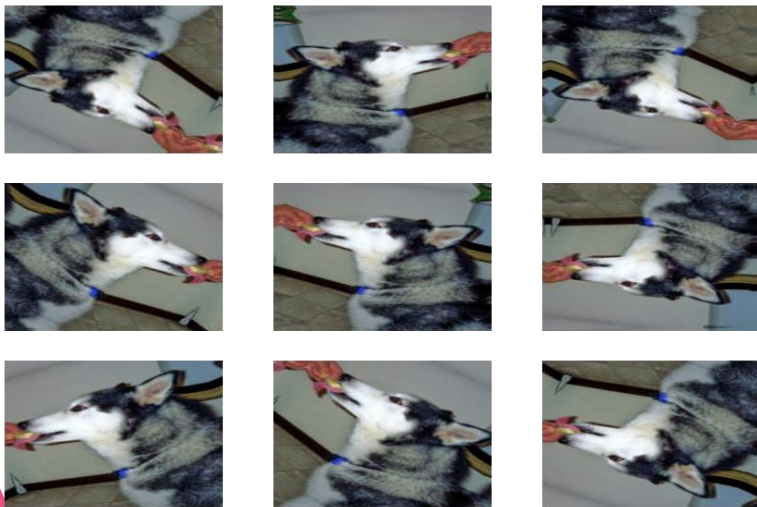
- Grande différence entre le jeu d'apprentissage et le jeu de validation :
- Sur apprentissage



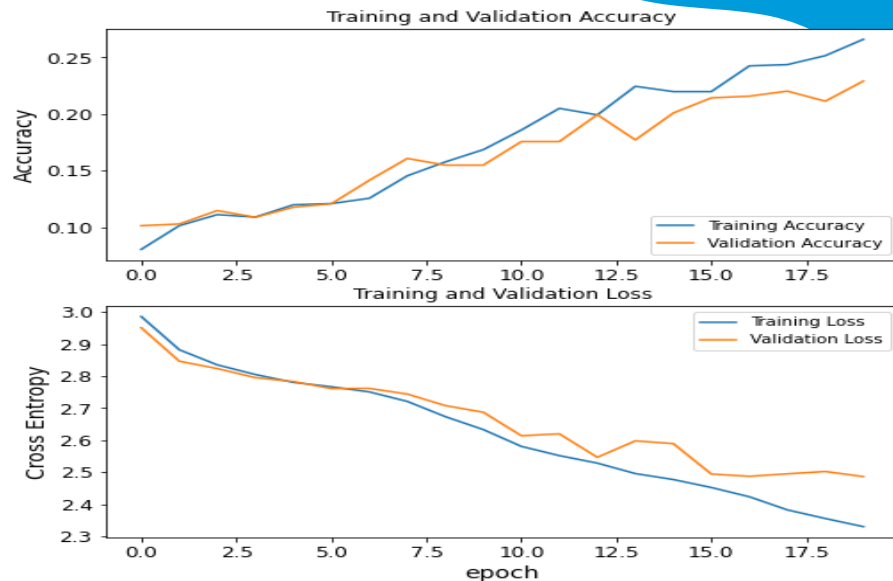


DATA AUGMENTATION

- Génération (artificielle) d'un nombre plus importants d'images pour l'apprentissage
- Gestion des cas où l'image n'a pas été uploadé dans le bon sens



Exemple de data augmentation

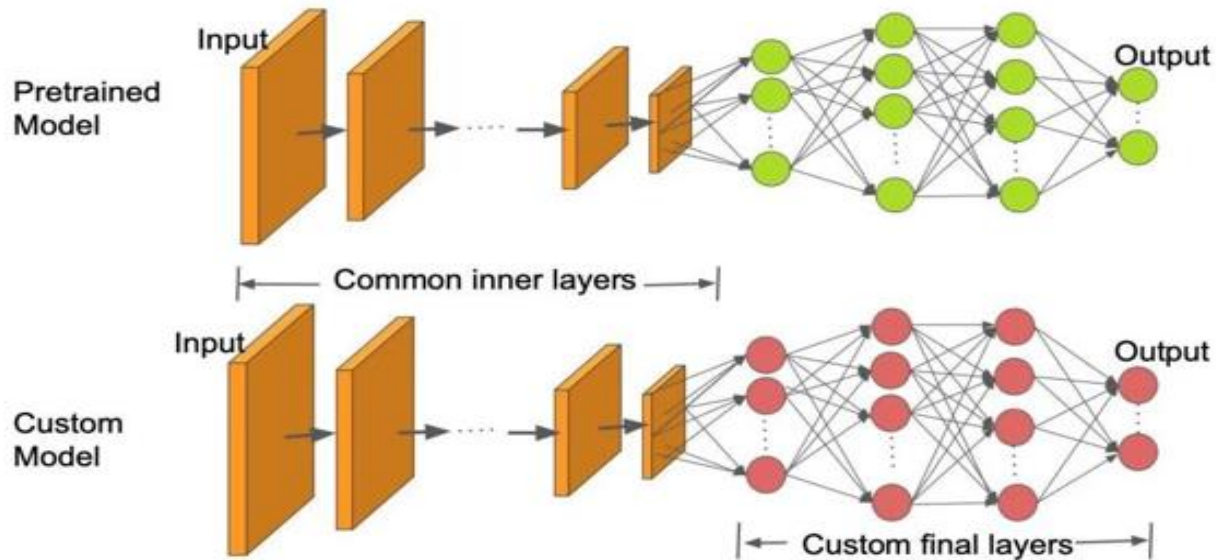


- Faible différence entre le jeu d'apprentissage et le jeu de validation
- Erreur de précision plus faible





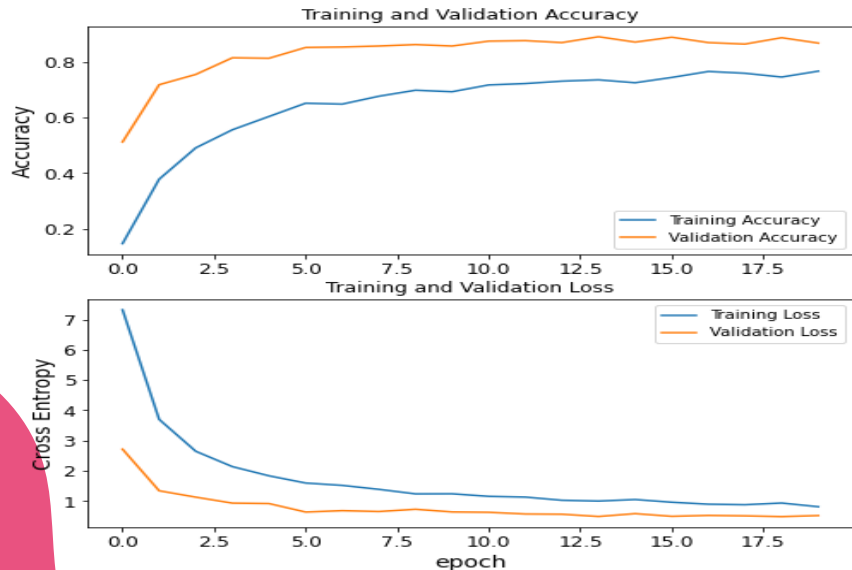
TRANSFERT LEARNING : THEORIE





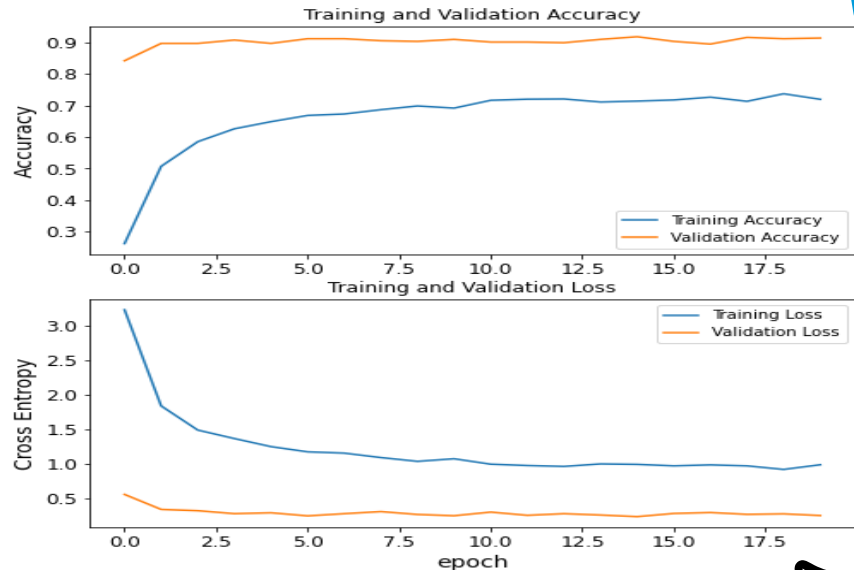
Transfer Learning : Résultats

VGG19



621 sec.
Précision :88%

ResETN50



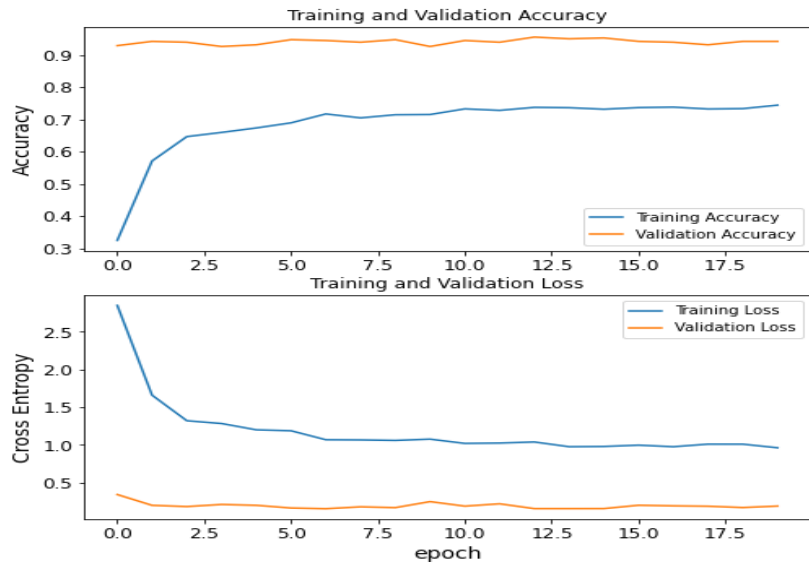
358 sec.
Précision :92%





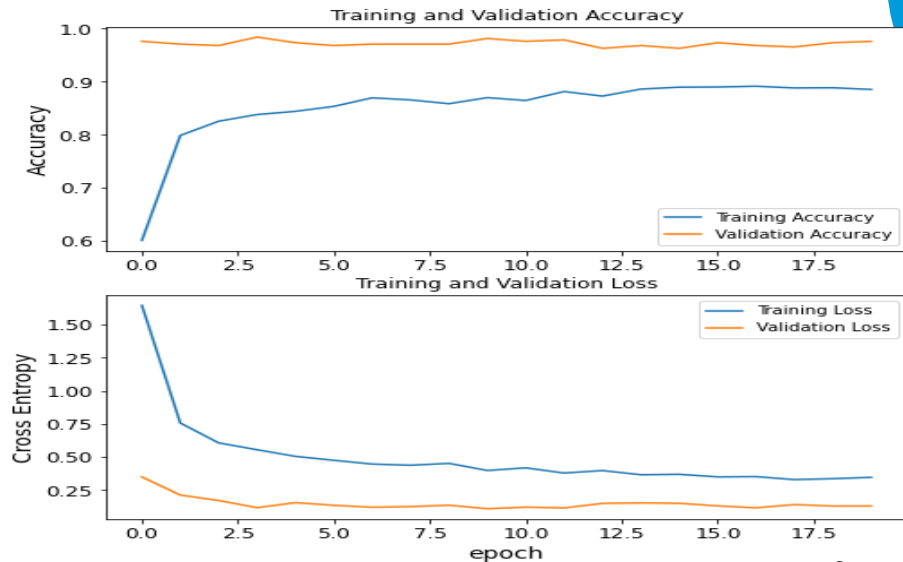
Transfer Learning : Résultats

Inception V3



333 sec.
Précision : 94%

Efficient NETB7



866 sec.
Précision : 97%





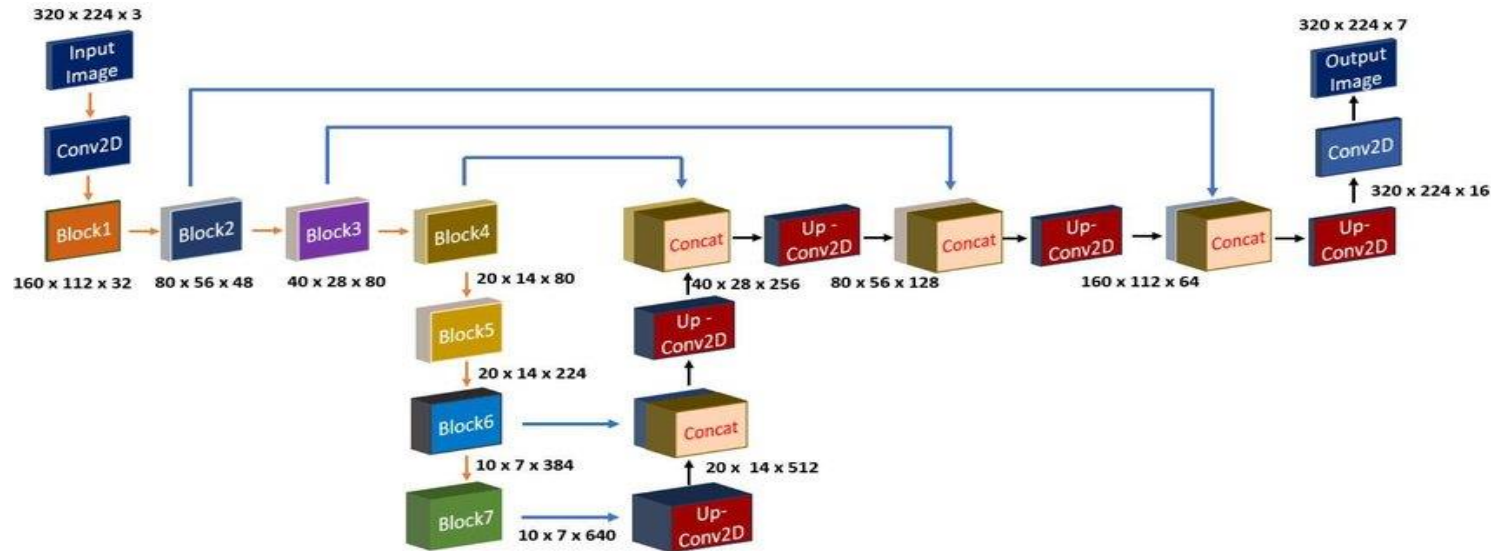
04

GENERALISATION

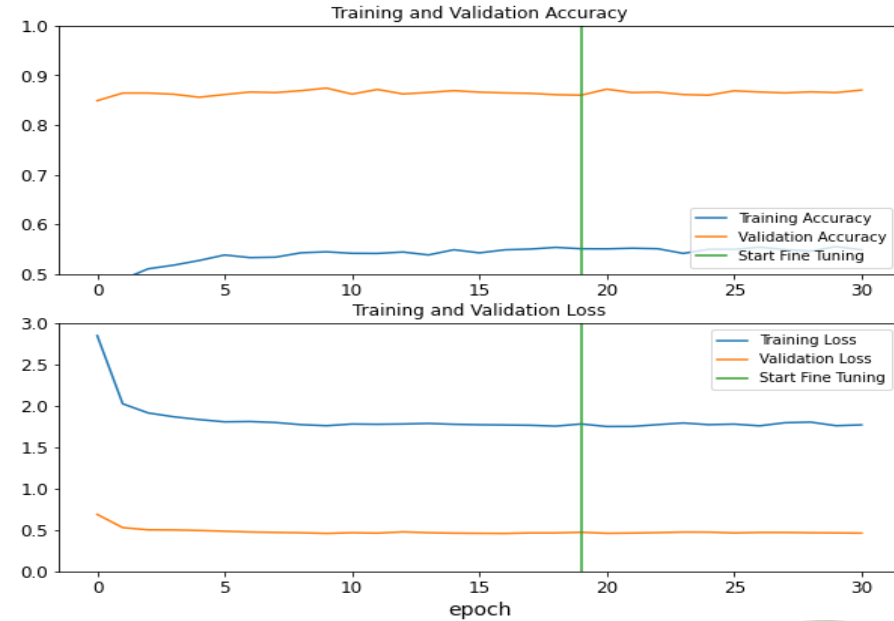
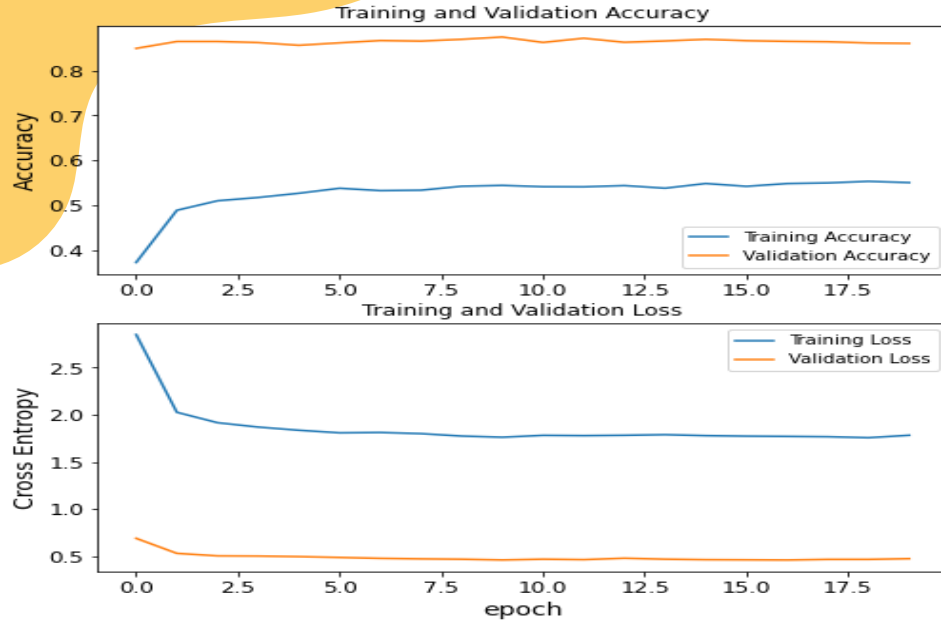
Efficient NETB7 sur les 120 races

Efficient NETB7: Architecture

- Développé en 2019
- Très puissant en apprentissage par transfert
- EfficientNet -B7 :
 - Meilleure performance
 - Dernière version d'EfficientNet
 - Grande précision



Résultats Après entraînement



- 3990 sec (soit environ 1h7min) +

- Précision :

- 86 % sur le jeu de validation
- 86 % sur le jeu de test



06

CONCLUSIONS

CONCLUSIONS

- La base de données comporte des photos de 120 races de chiens contenant environ 150 images chacune
- Des essais de traitements d'images ont été réalisés pour corriger et débruiter les images
- La création d'un réseau de neurones fromscratch ne permet pas d'obtenir des performances satisfaisantes
- Le transfer learning permet d'améliorer fortement les performances
- Tous les modèles donnent des performances similaires, mais on des couts d'utilisation différents
- Des modèles sont plus simples à ajuster avec un faible nombre de paramètres

05



AMELIORATIONS A
ENVISAGER





AMÉLIORATIONS



- Augmenter la taille de la base de données pour lutter contre le sur apprentissage
- Optimiser le modèle sur la totalité des données
 - Utilisation d'un compte pro Google Colab ou AWS avec un GPU
- Essayer d'introduire des données transformées en entrée du modèle
 - Correction du contraste et de la luminosité
 - Images débruitées





THANKS

DO YOU HAVE ANY QUESTIONS?

ousmanelo78@gmail.com

+33 644 06 89 45



CREDITS: This presentation template was created by [Slidesgo](#), including icons by [Flaticon](#), and infographics & images by [Freepik](#)



CentraleSupélec