

CLASSEZ DES IMAGES À L'AIDE
D'ALGORITHMES DE DEEP LEARNING

PROJET IML 6

SOMMAIRE

- ▶ La problématique et son Interprétation
- ▶ Cleaning effectué
- ▶ Exploration
- ▶ Feature engineering
- ▶ Modèle VGG-16 en « transfert learning »
- ▶ Modèle ResNet50 en « transfert learning »
- ▶ Mon Modèle CNN
- ▶ Data augmentation appliqué à mon modèle
- ▶ Conclusions
- ▶ Axes d'améliorations

LA PROBLÉMATIQUE ET SON INTERPRÉTATION

- ▶ Problématique d'une association de protection des animaux
 - ▶ Base de données des pensionnaires trop lourde à gérer manuellement
- ▶ Besoin
 - ▶ Pouvoir référencer les images des pensionnaires automatiquement par race de chien,
- ▶ Comment
 - ▶ réaliser un algorithme de détection de la race du chien sur une photo, afin d'accélérer leur travail d'indexation
 - ▶ Avec réseaux de neurones convolutifs CNN: reconnu comme efficace et certains pré-entraînés



CNN

BOSTON_BULL

CLEANING EFFECTUÉ

► Base de données : ImageNetDogs Stanford Dogs Dataset

- Train : 100 images / race
- Test : 100 à 150 images / race

► Sélection de 3 et 10 races

► 3 races

- Bernese Mountain dog →



- Afghan Hound →



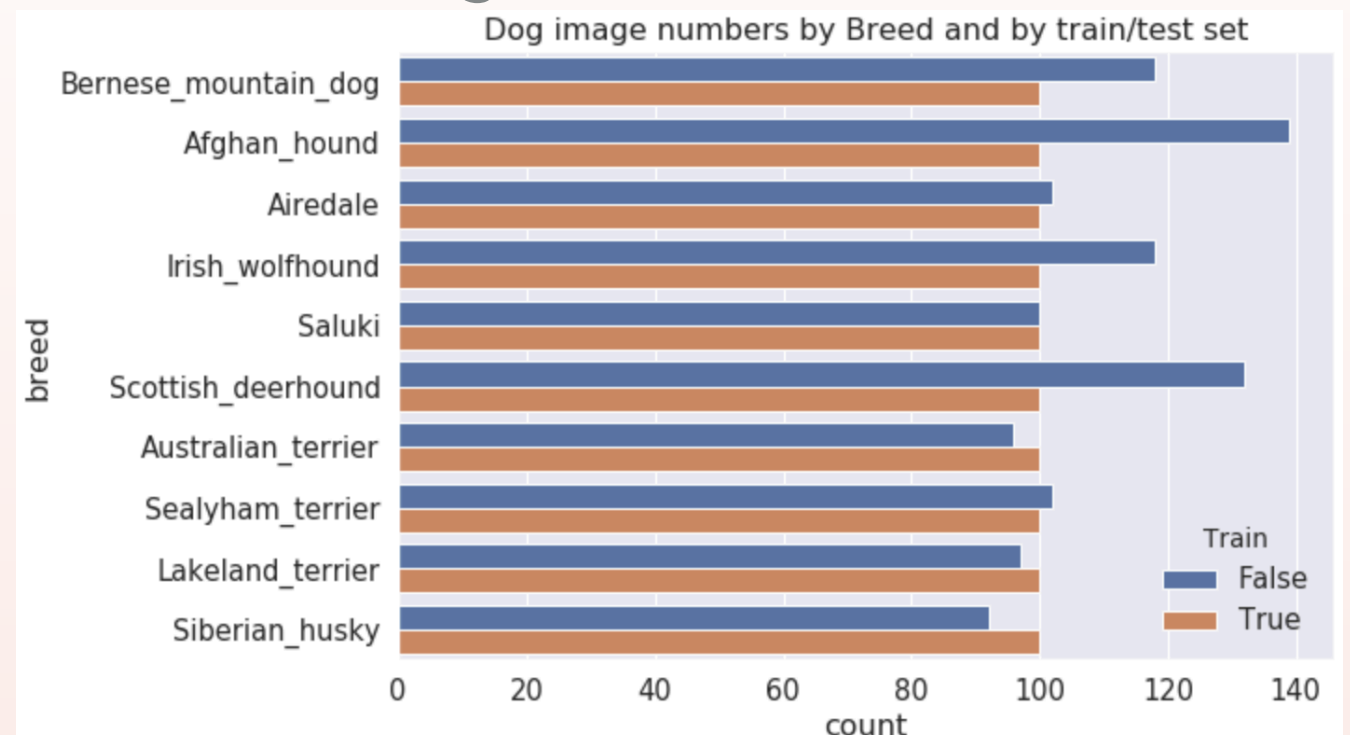
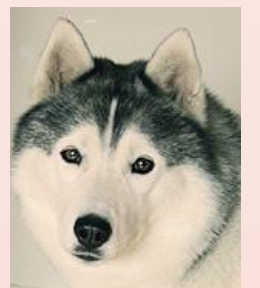
- Airedale →



► 10 races

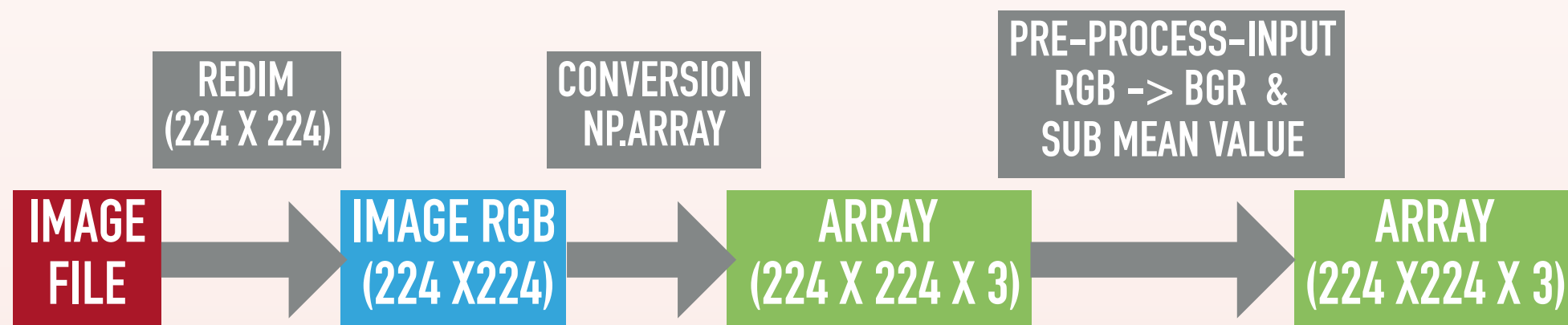
- + Irish Wolfhound, Saluki, Scottish Deerhound, Australian Terrier, Sealyham Terrier, Lakeland Terrier, Siberian Husky

►



FEATURE ENGINEERING

- ▶ CNN => recherche de feature non nécessaire
- ▶ Pre-processing



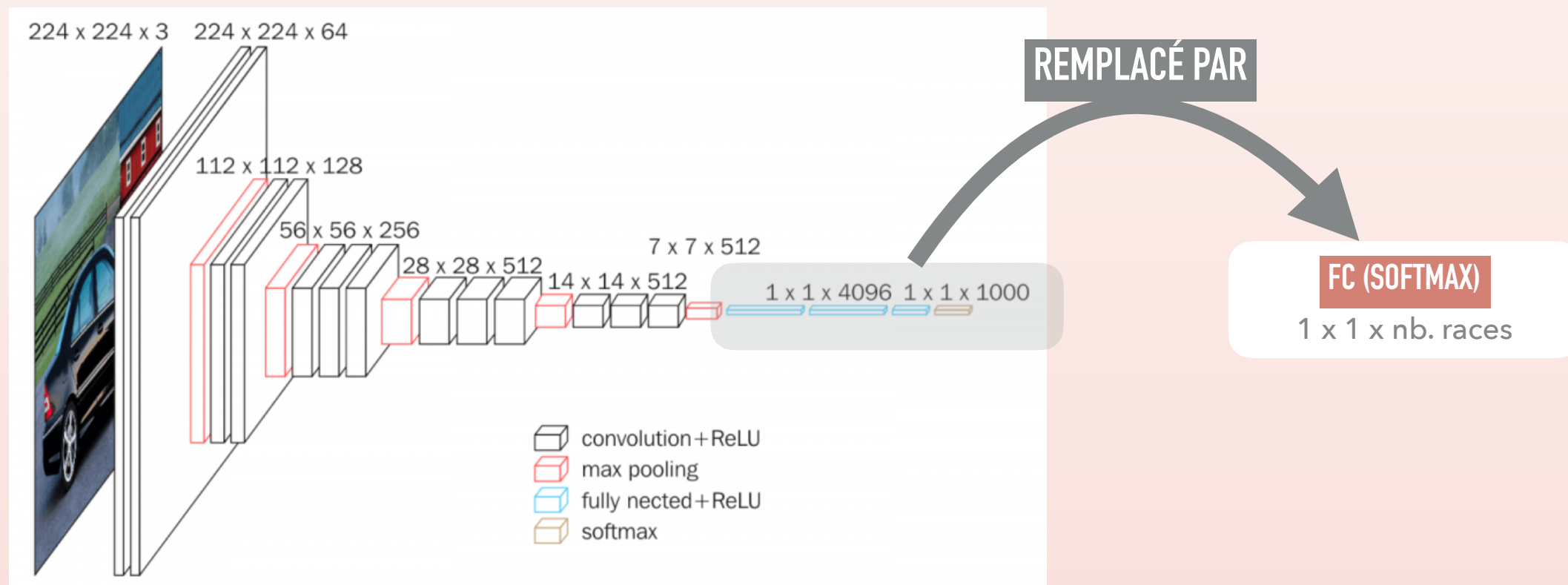
- ▶ 3 architectures de CNN testés
 - ▶ 2 modèles pré-entraînés sur ImageNet VGG-16 et ResNet50
 - ▶ 2 modèles « transfert learning » en ré-entraînant leur dernière couche (FC)
 - ▶ 1 modèle « from scratch » à entraîner en totalité

MODÈLE VGG-16

- ▶ Transfert learning pré-entraîné sur ImageNet
 - ▶ Remplacement des 3 derniers layers Fully connected par : 1 layer FC
 - ▶ Nb. unités = Nb race de chien à prédire
 - ▶ Activation : SOFTMAX
 - ▶ Ré-entraînement dernier layer (75 000 à 250 000 param.)

NB. PARAMS (EX: 3 RACES DE CHIEN)

Total params: 14,789,955
Trainable params: 75,267
Non-trainable params: 14,714,688



MODÈLE RESNET-50

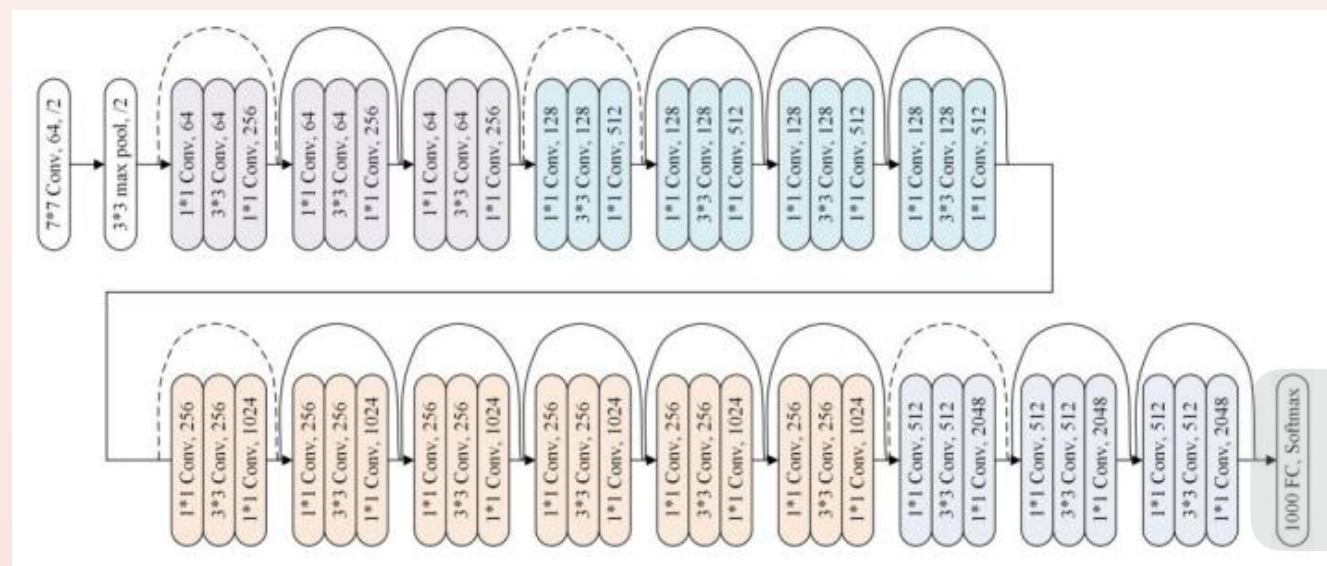
- ▶ Transfert learning pré-entraîné sur ImageNet
 - ▶ Remplacement dernier layer Fully connected par : 1 layer FC
- ▶ Nb. unités = Nb race de chien à prédire
- ▶ Activation : SOFTMAX
- ▶ Ré-entraînement dernier layer (300 000 à 1 000 000 param.)

NB. PARAMS (EX. 3 RACES DE CHIEN)

Total params: 23,888,771

Trainable params: 301,059

Non-trainable params: 23,587,712



REPLACÉ PAR

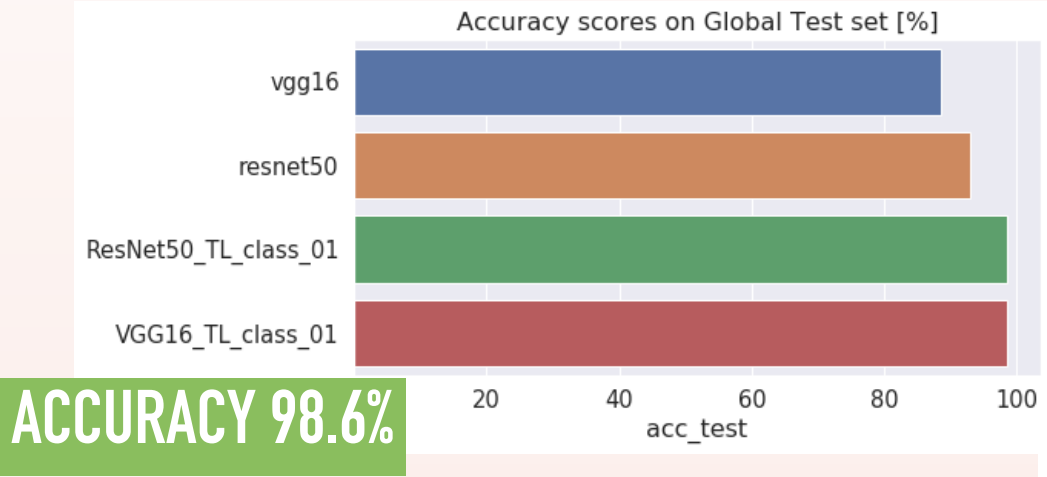
FC (SOFTMAX)

1 x 1 x nb. races

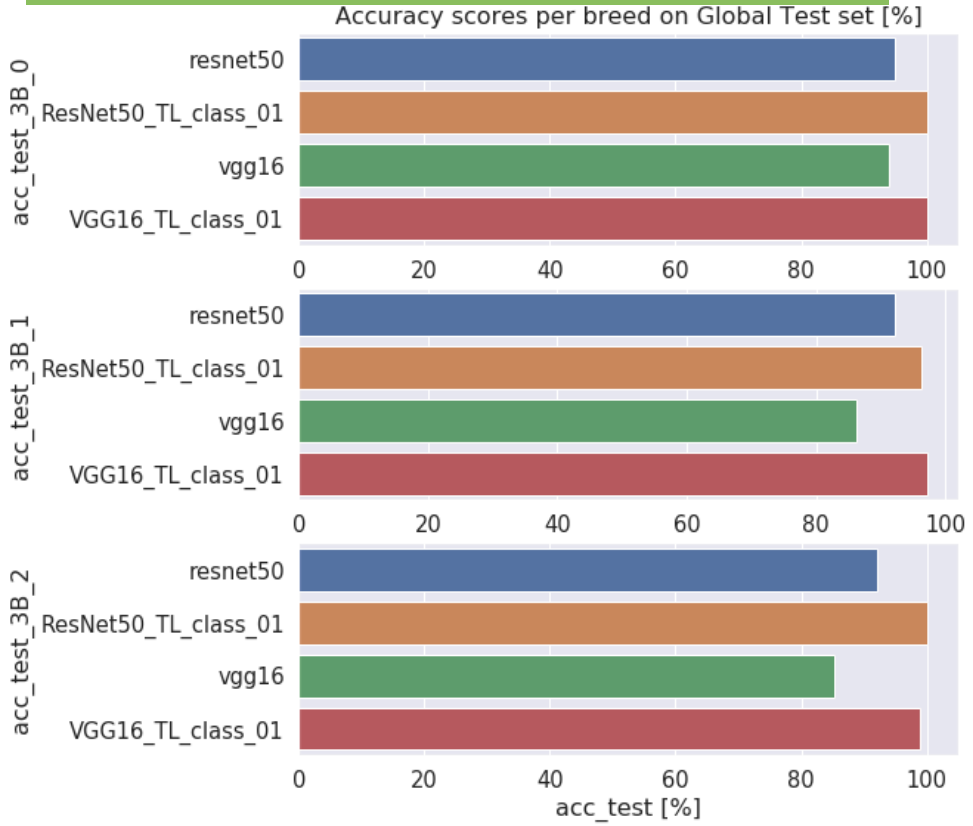
COMPARAISON TRANSFERT LEARNING SUR TEST SET

► 3 races

► ResNet-50 TL & VGG-16 TL équivalents



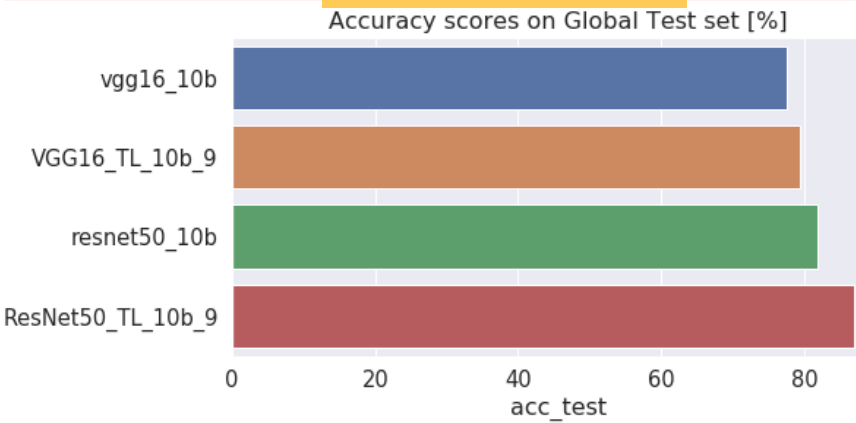
TRÈS BONNE ACCURACY PAR CLASSE



► 10 races

► ResNet-50 TL meilleur que VGG-16 TL

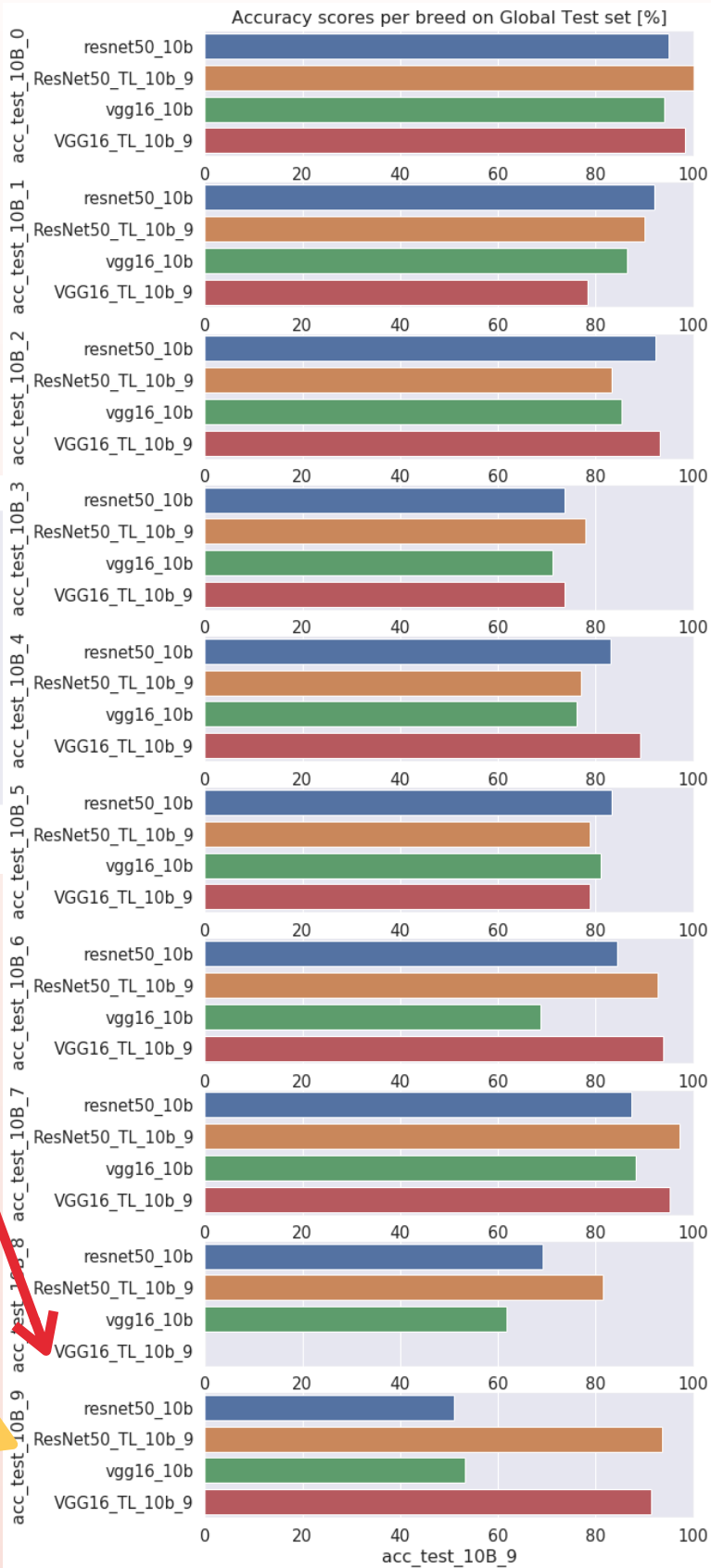
ACCURACY 87%



CONFUSION :
LAKELAND TERRIER (8) -> AIREDALE (2)

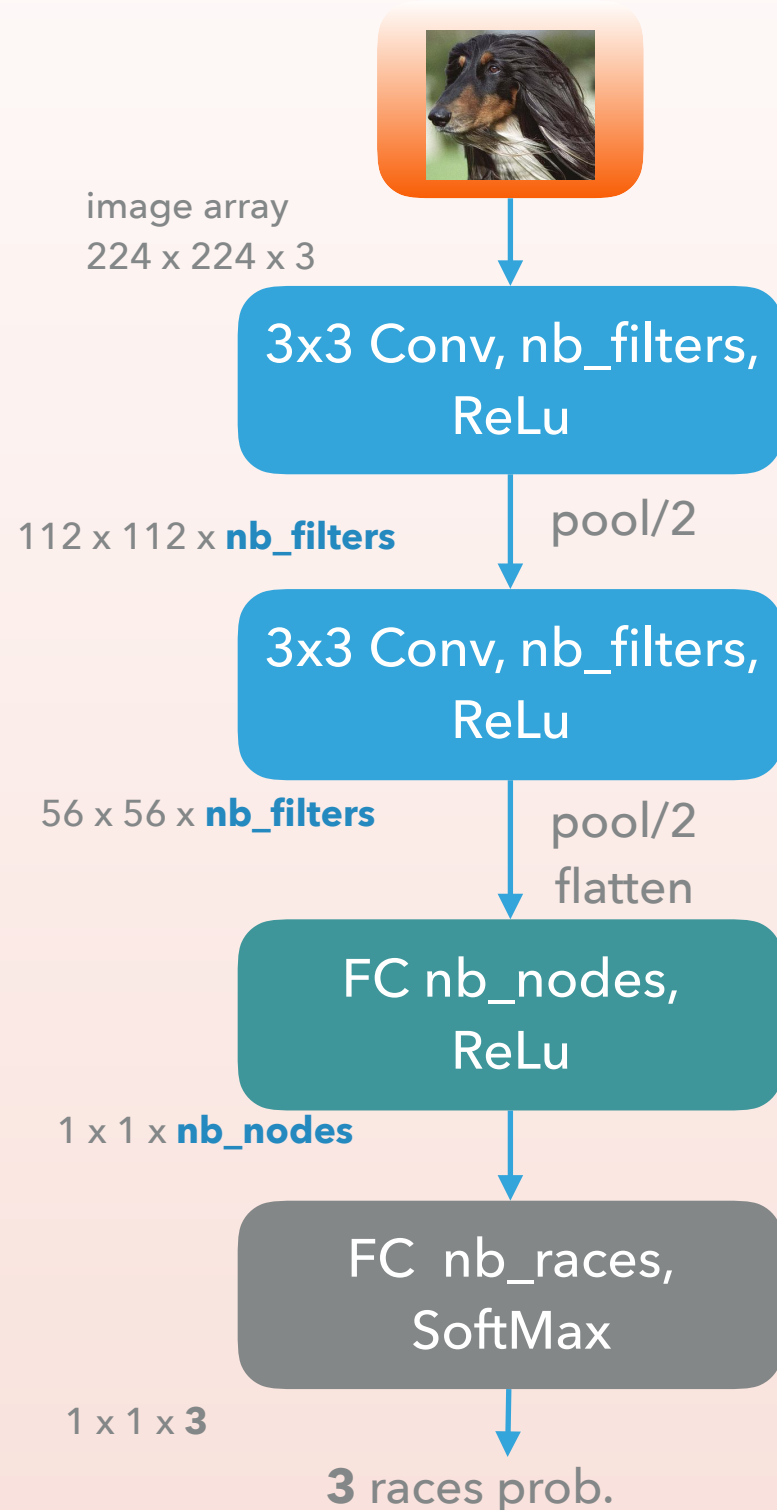


TL MEILLEUR SUR
RACE TRÈS DIFFÉRENTE



MON MODÈLE CNN

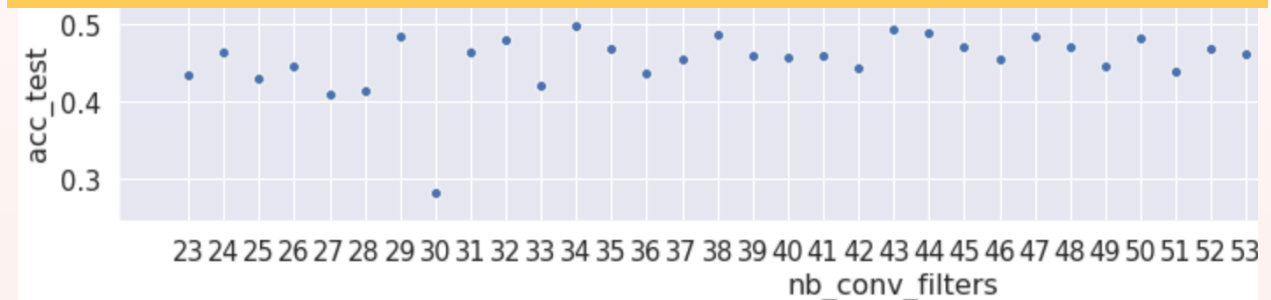
- Architecture type VGG-16 simplifié



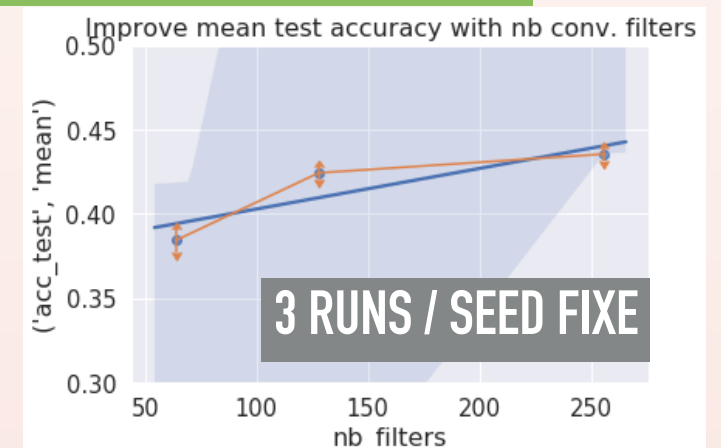
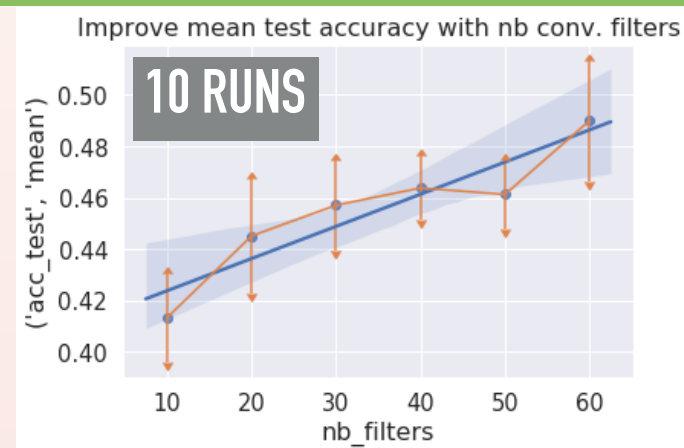
2 PARAMÈTRES D'ARCHITECTURE

- nb_filters
- nb_nodes

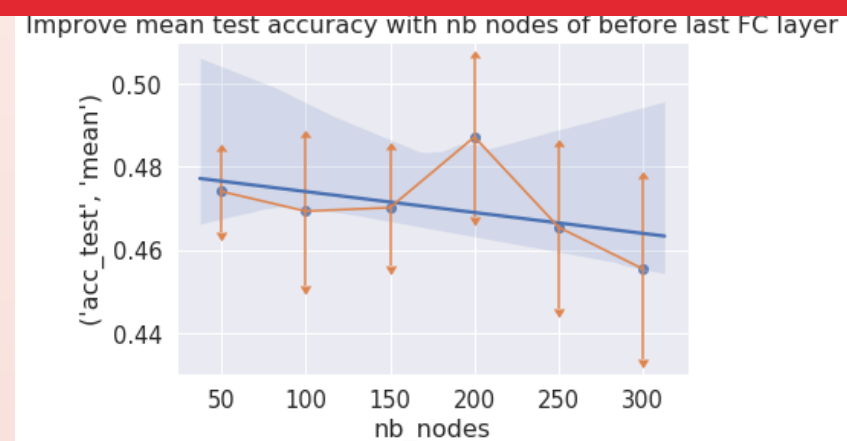
INITIALISATION ALÉATOIRE => PLUS DE « RUN » NÉCESSAIRE



PLUS DE FILTRES DE CONVOLUTION => PLUS D'ACCURACY



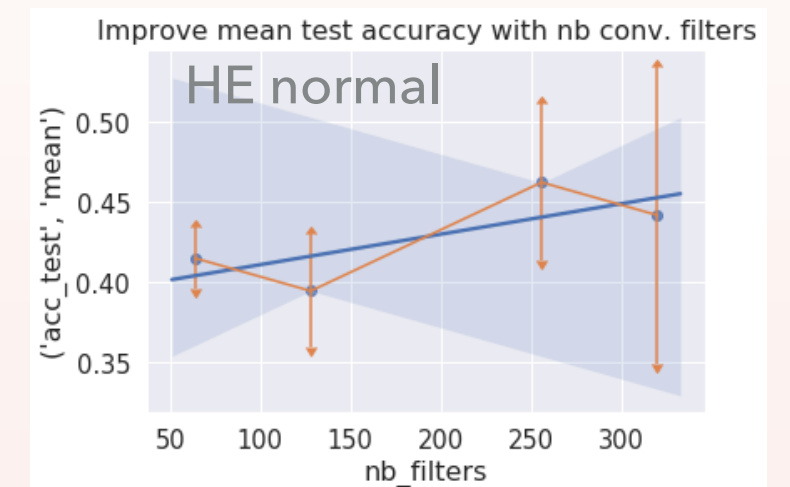
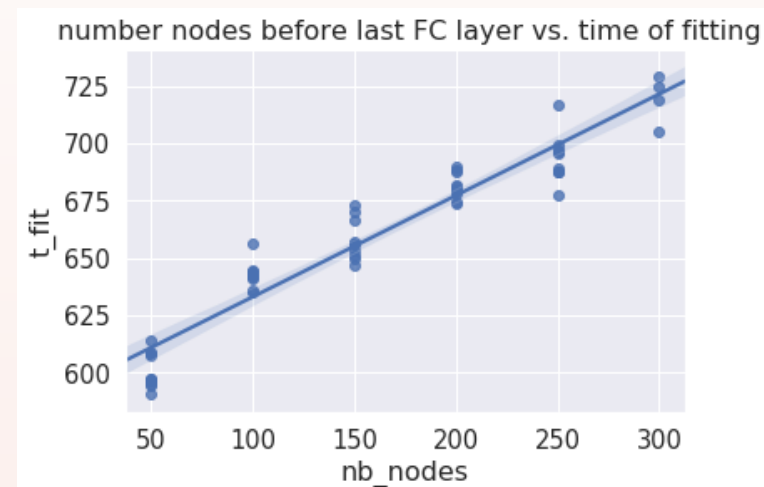
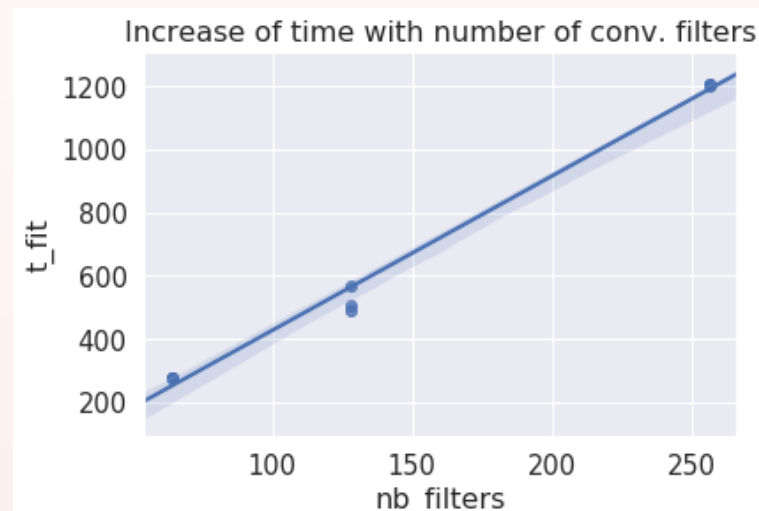
PLUS DE NOEUD FC => MOINS D'ACCURACY



MON MODÈLE CNN

Total params: 40,738,251
Trainable params: 40,738,251
Non-trainable params: 0

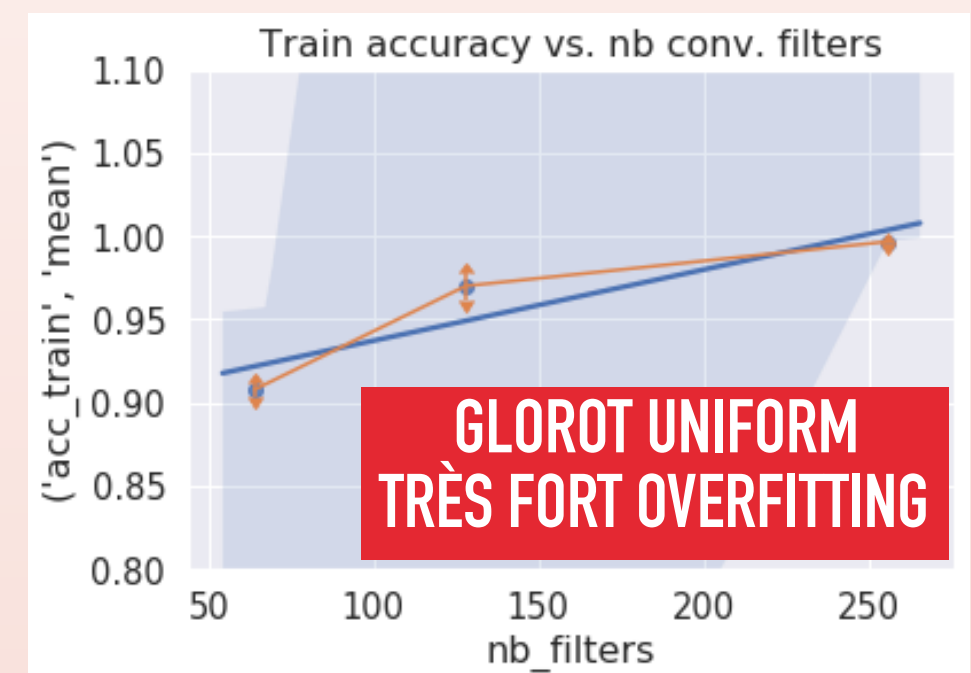
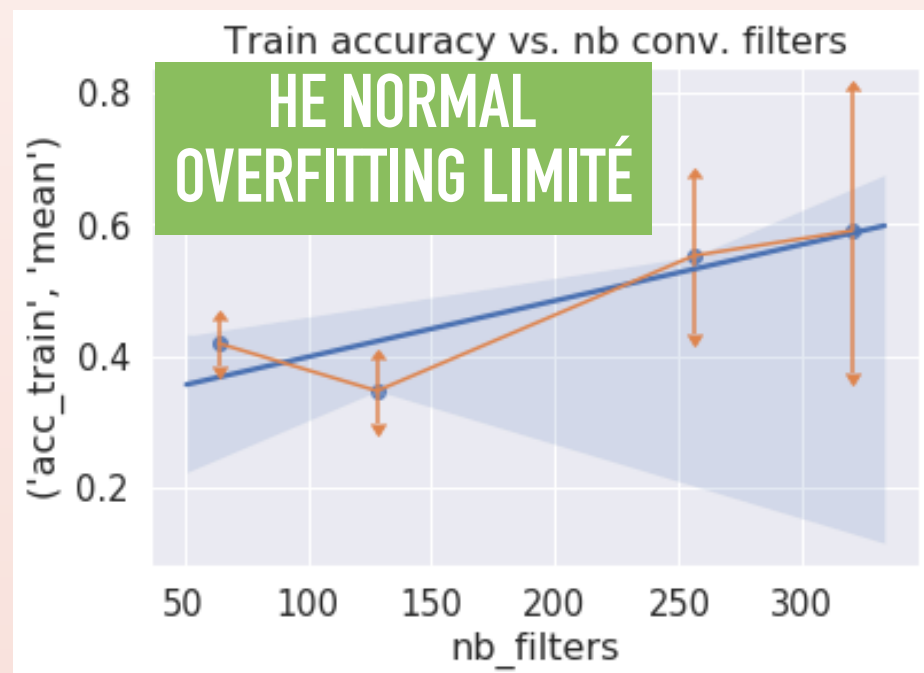
- Choix **256** filtres conv. et **50** noeuds FC pour limiter temps de calcul et dispersion



+ DE PARAMÈTRES À ENTRAÎNER => + DE TPS CPU & MEMOIRE

+ DE FILTRES => + DE DISPERSION

- Limiter l'overfitting avec une initialisation **HE normal** pour les couches avec f. activ. ReLu

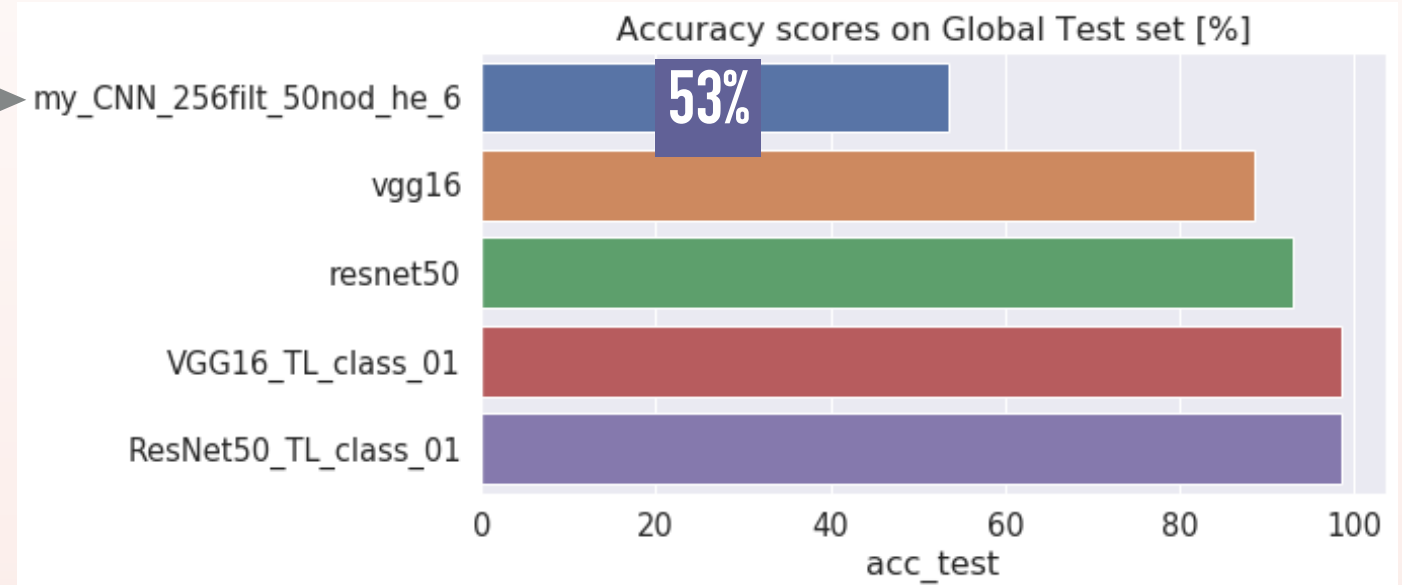
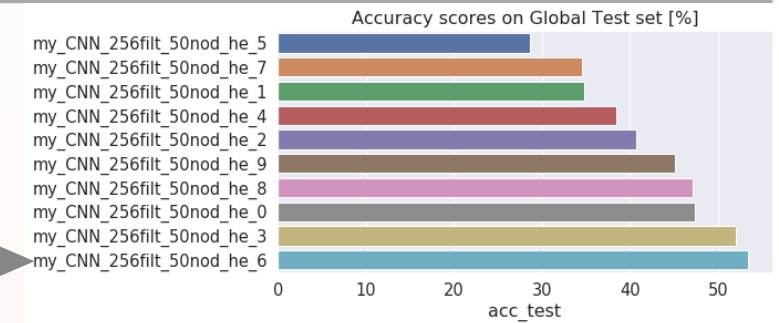


MON MODÈLE CNN

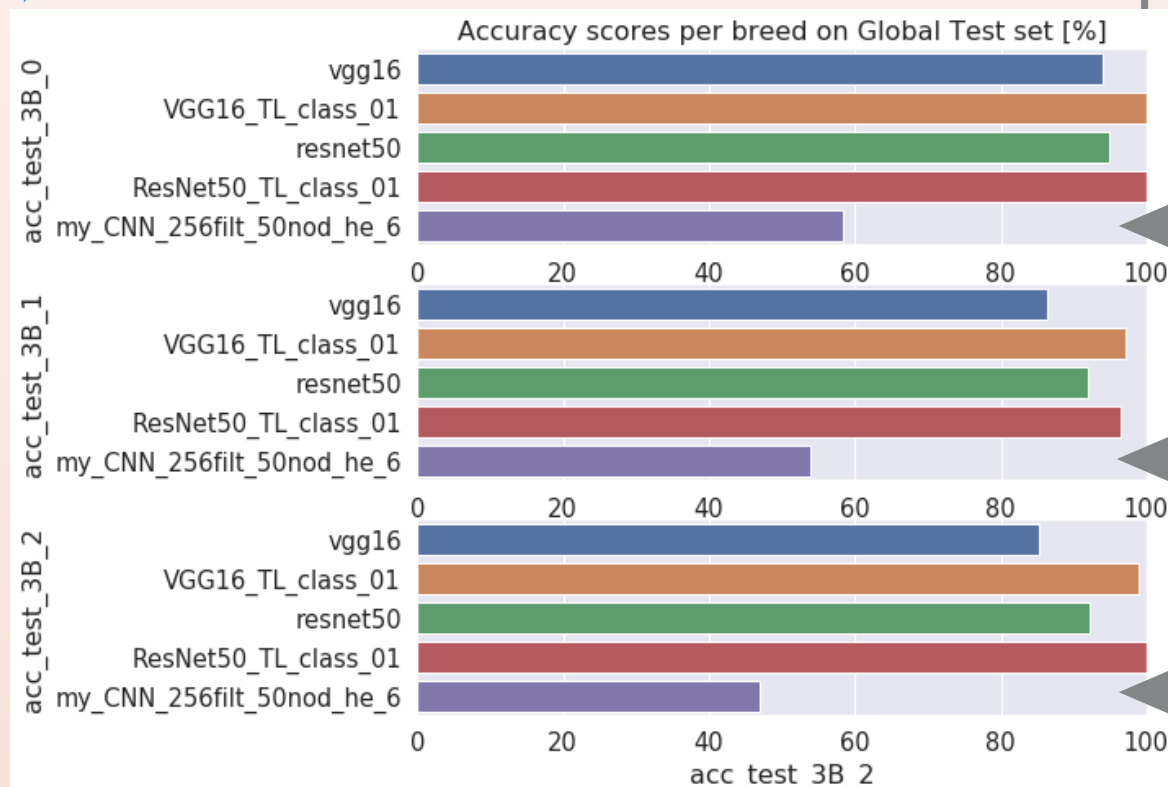
- ▶ Choix meilleur modèle parmi les 10 runs aléatoire

- ▶ **256 filtres** couches de convolution
- ▶ **50 noeuds** couche Fully Connected
- ▶ Optimizer : SGD avec learning rate: 3e-8
 - ▶ decay: 1e-6 & momentum: 0.9
- ▶ Init. layer f. act. ReLu : **HE normal** random seed
- ▶ Init layer f. act. Softmax : GLOROT Uniform

MODÈLE CHOISI



- ▶ Mon modèle bien moins bon que les modèles Transfert Learning



CONFUSION ASSEZ ÉQUILIBRÉE / RACES

Normalized Confusion matrix my_CNN_256filt_50nod_he_6 3 breeds

True label	Predicted label		
	Bernese_mountain_dog	Afghan_hound	Airedale
	0.58	0.20	0.21
	0.22	0.54	0.24
Bernese_mountain_dog	0.20	0.33	0.47

DATA AUGMENTATION SUR MON MODÈLE CNN

► Data générateur centré et normalisé

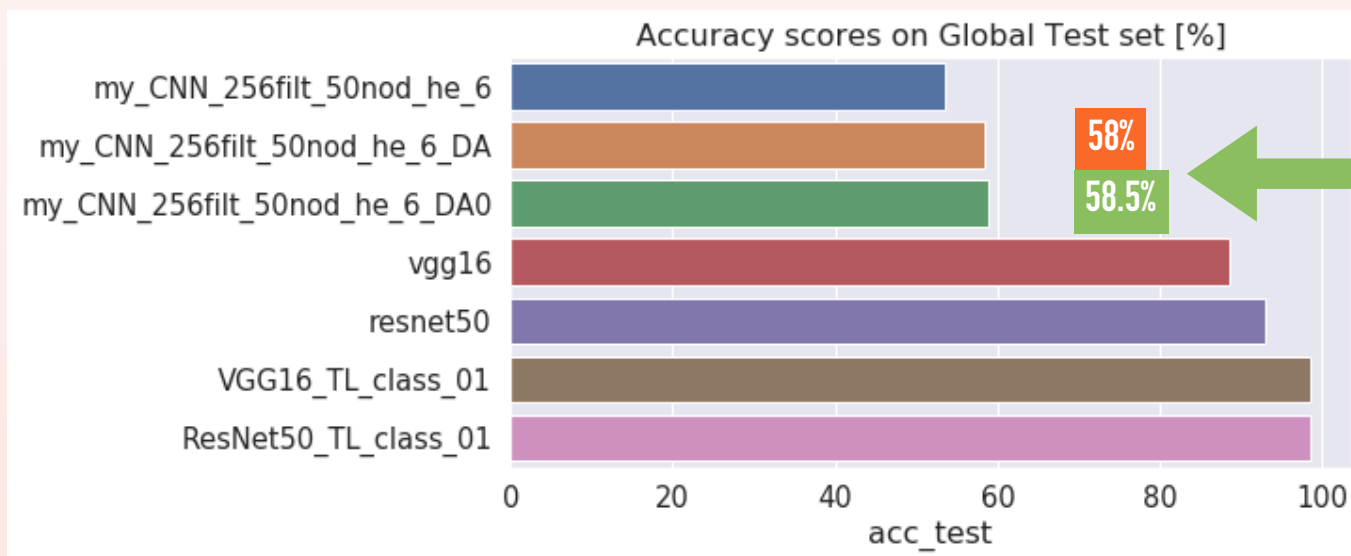
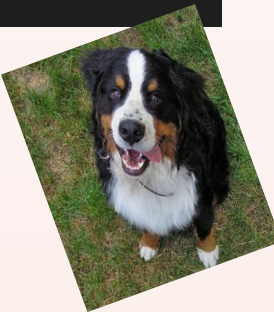
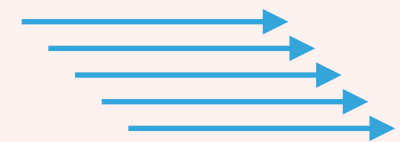
► 2 méthodes

► Ré-entraîné de zéro avec **5000** epochs (*DA0*)

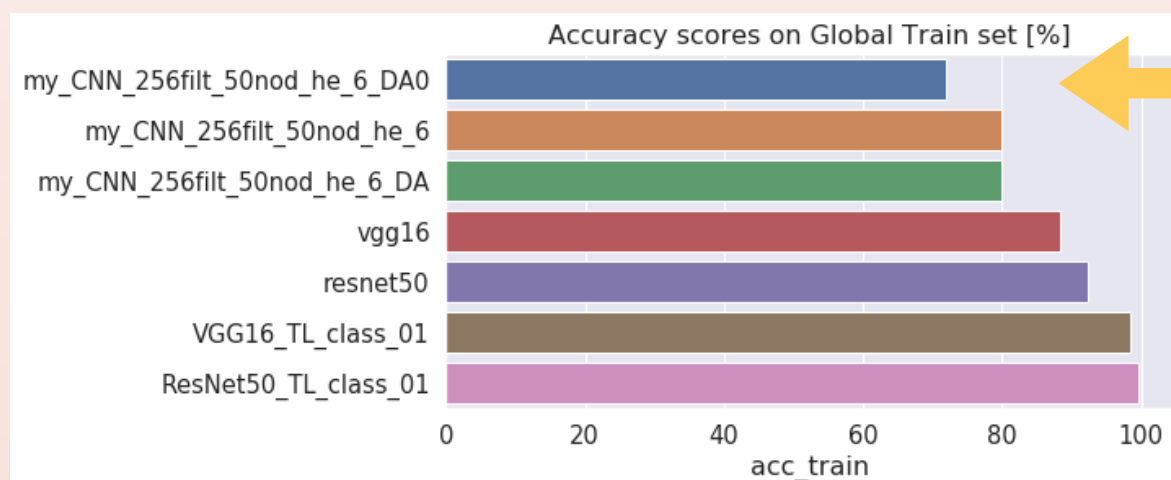
► Ré-entraîné depuis modèle sans D.A. +**3000** epochs : (*DA*)

300 TRAINING DATA => BATCH SIZE =30

```
# create data generator
datagen = ImageDataGenerator(
    featurewise_center=True,
    featurewise_std_normalization=True,
    rotation_range=20,
    width_shift_range=0.2,
    height_shift_range=0.2,
    horizontal_flip=True)
```



ACCURACY +5% À 5.5% AVEC DA

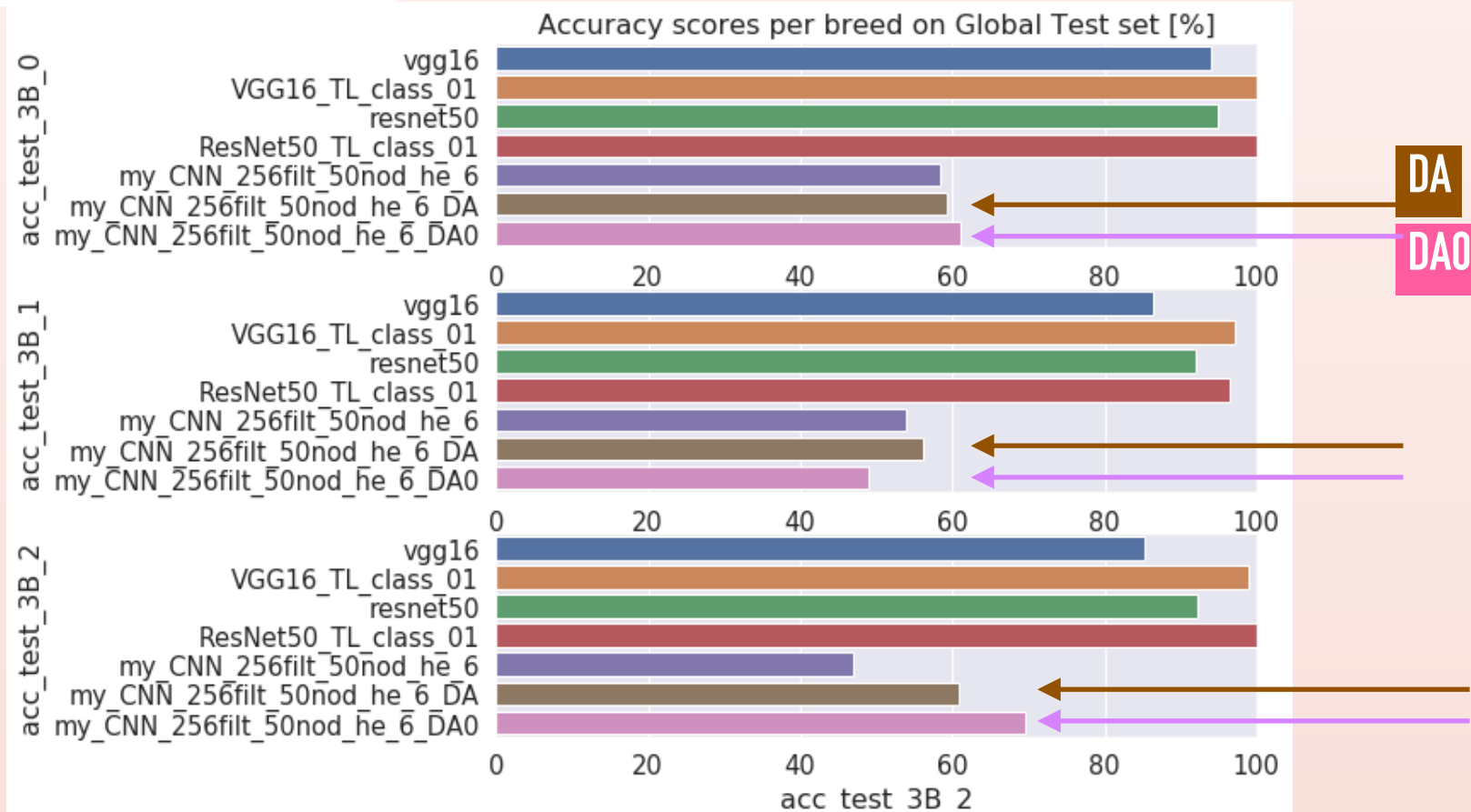
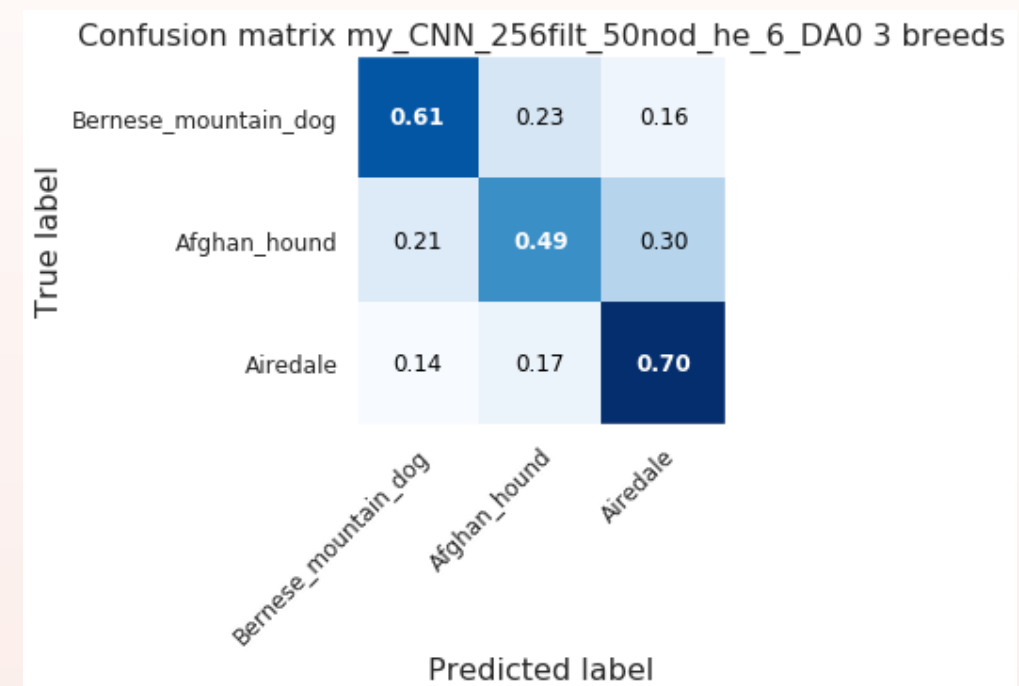
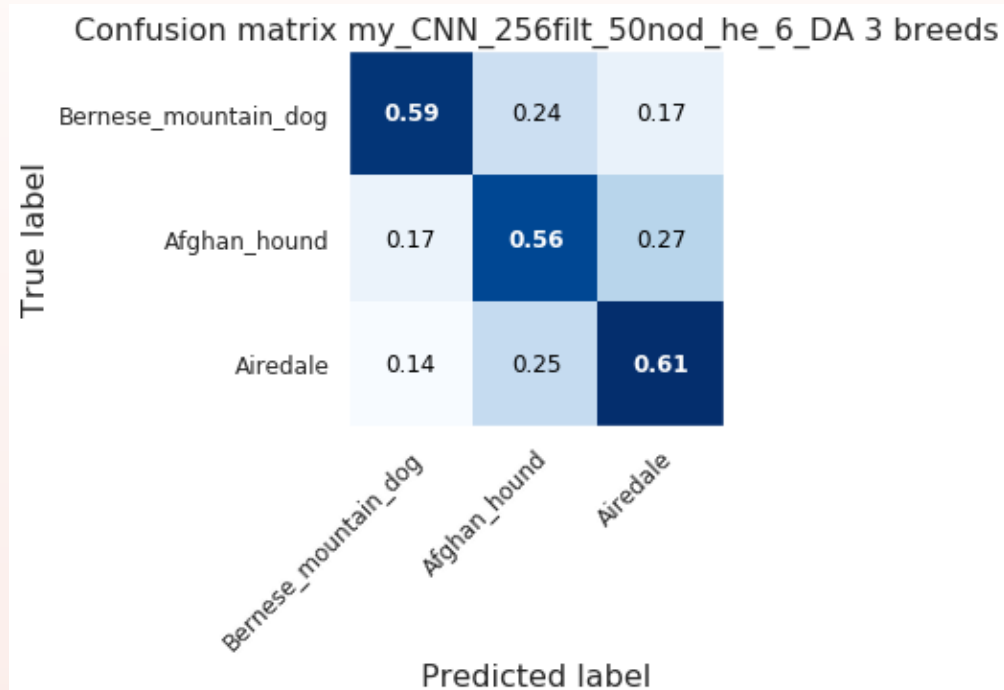


UN PEU MOINS D'OVERFITTING EN PARTANT DE ZÉRO (DA0)

DATA AUGMENTATION SUR MON MODÈLE CNN

- Accuracy par race rééquilibrée

- Mais Déséquilibrée en partant de zéro (DA0)



CONCLUSIONS

- ▶ Modèle choisi : Transfert Learning ResNet-50
 - ▶ Meilleur accuracy 10 classes => bonne capacité avec plus de races
- ▶ Pour mon modèle CNN
 - ▶ Limiter le nombre de filtres et noeud / nb. data en training
 - ▶ 256 filters / 50 nodes
 - ▶ Utiliser l'initialisation « He normal » pour moins d'overfitting
 - ▶ Utiliser Data augmentation pour gagner en accuracy
 - ▶ potentiel estimé à 5 à 10%
 - ▶ mais nécessite beaucoup de temps de calcul

AXES D'AMÉLIORATION

- ▶ Mon modèle en D.A.
 - ▶ Relancer l'entraînement sur plus d'itérations
 - ▶ Ajouter des nouvelles photos d'entraînement
 - ▶ Cloud computing plus performant pour **Augmenter le nombre de races** prédites
- ▶ Augmenter nombre de race avec ResNet-50 en transfert learning
- ▶ Essayer d'autre réseaux CNN