



# Projet 6 - Classez des images à l'aide d'algorithmes de Deep Learning

**Aurélien Corroyer-Dulmont, PhD**  
*Ingénieur imagerie médicale*

# Rappel de l'appel à projet

- **Contexte :**
  - Vous êtes bénévole pour l'association de protection des animaux de votre quartier.
  - Référencer les animaux par race dans leur base de donnée est très chronophage
- **Base de donnée :**
  - La base de donnée correspond à un dataset d'image de chien (n=20,580) qui représente 120 races différentes
- **Objectif :**
  - L'association aimerait obtenir un algorithme capable de classer les images en fonction de la race du chien présent sur une image.

# Traitement d'image

## Images d'origine :



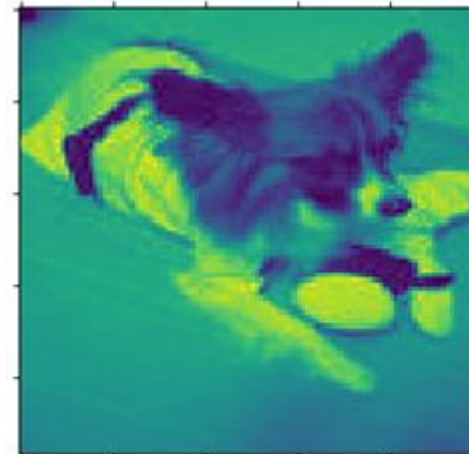
## Taille des images :

- Le but de cette approche est d'avoir la même taille d'image pour toutes les images, de façon à rendre le modèle plus performant



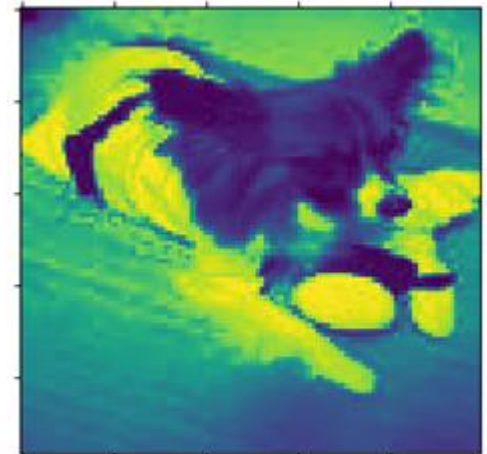
## Echelle de gris :

- Le but de cette approche est de supprimer les 3 canaux de couleur pour gagner fortement en rapidité de modélisation



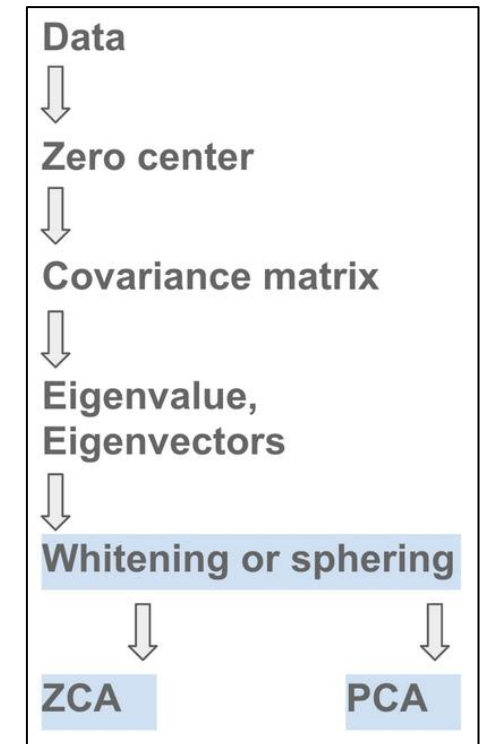
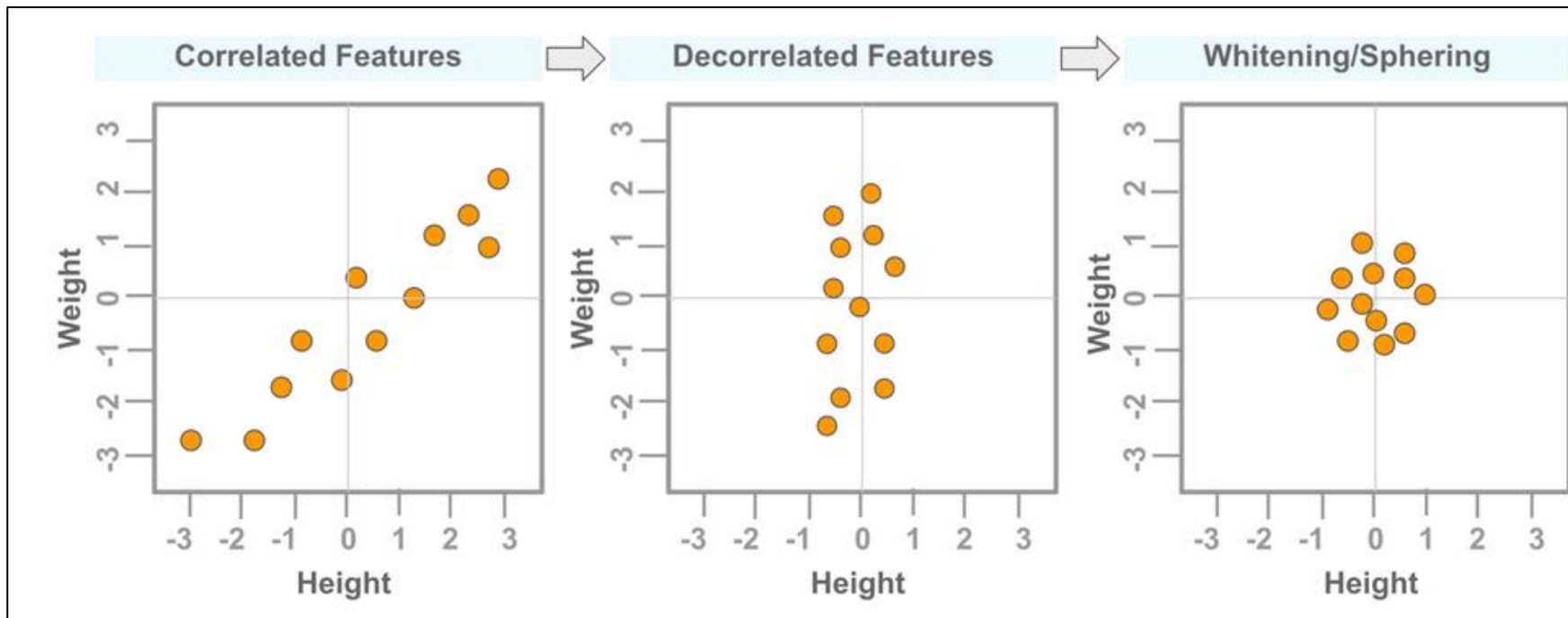
## Equalization :

- Le but de cette approche est d'égaliser les histogrammes des images entre elles de façon à augmenter les contrastes et améliorer les input du modèle



# Traitement d'image

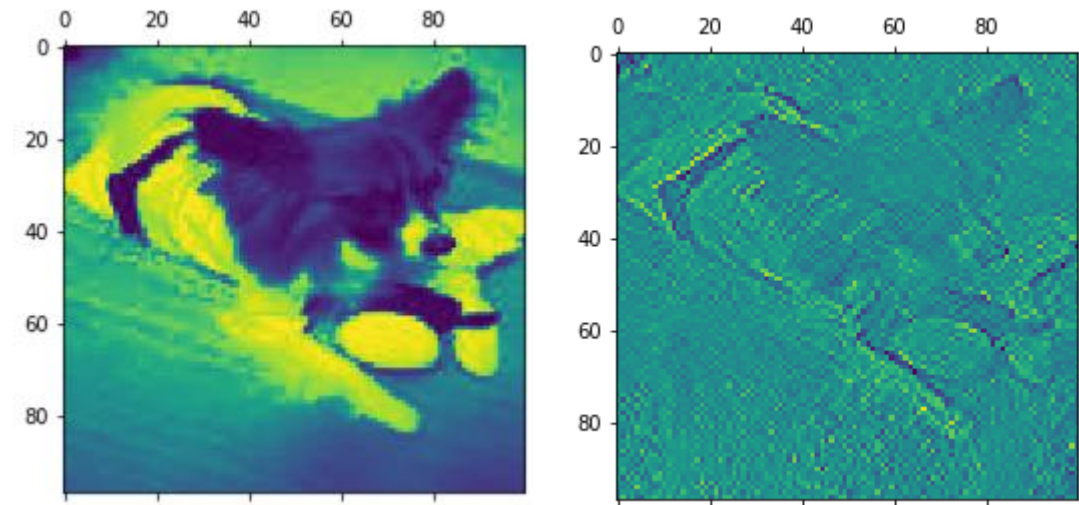
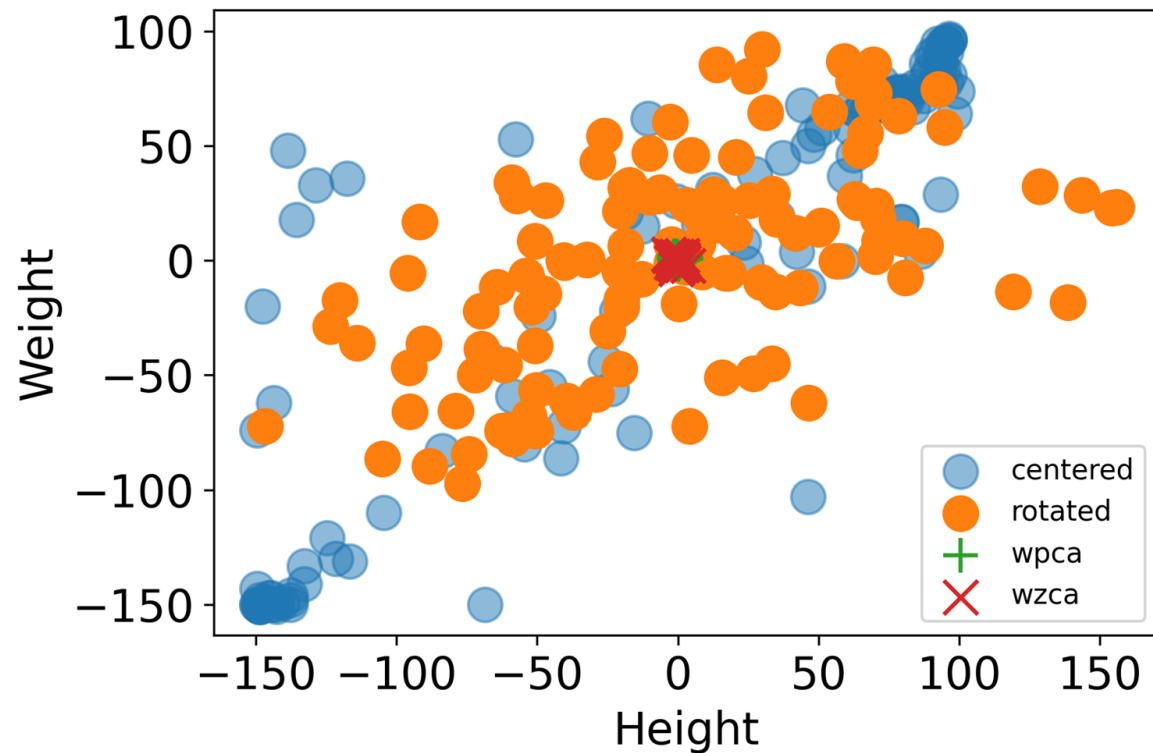
- Whitening :



Le but de cette approche est de décorrélérer les features entre eux, de façon à donner au modèle moins de données redondantes et donc d'améliorer les performances du modèle

# Traitement d'image

- Whitening :



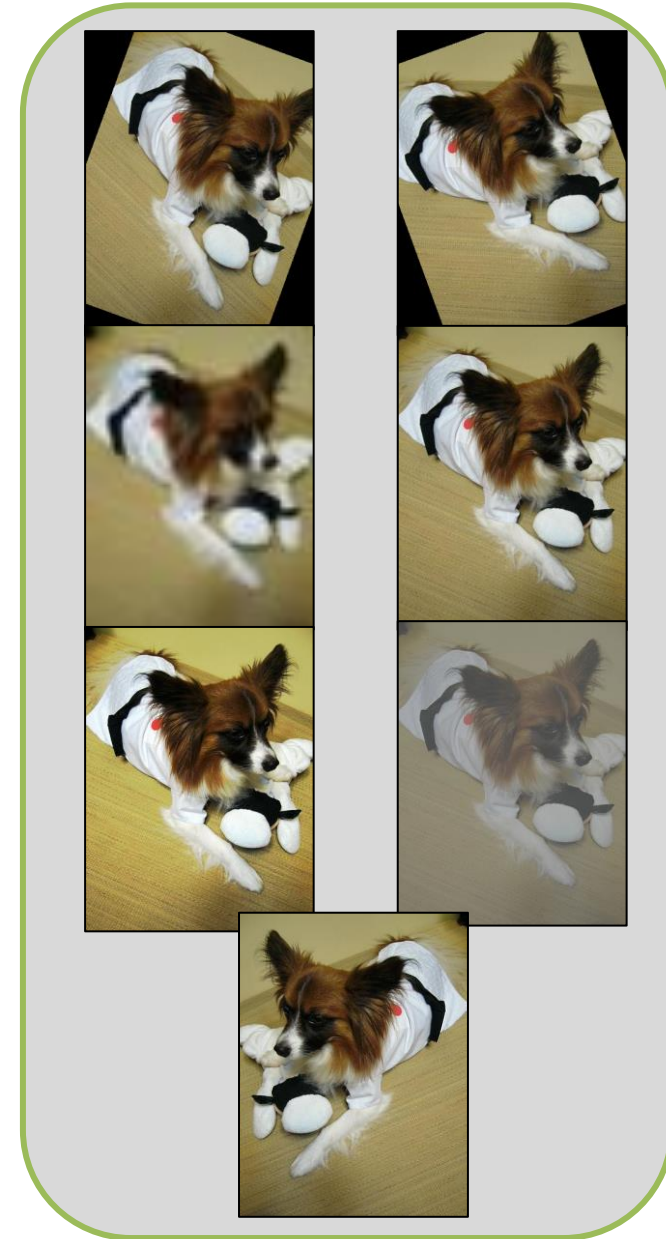
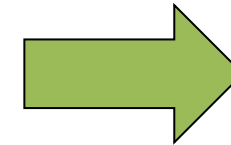
Le but de cette approche est de décorrélérer les features entre eux, de façon à donner au modèle moins de données redondantes et donc d'améliorer les performances du modèle



# Traitement d'image

- Data augmentation :

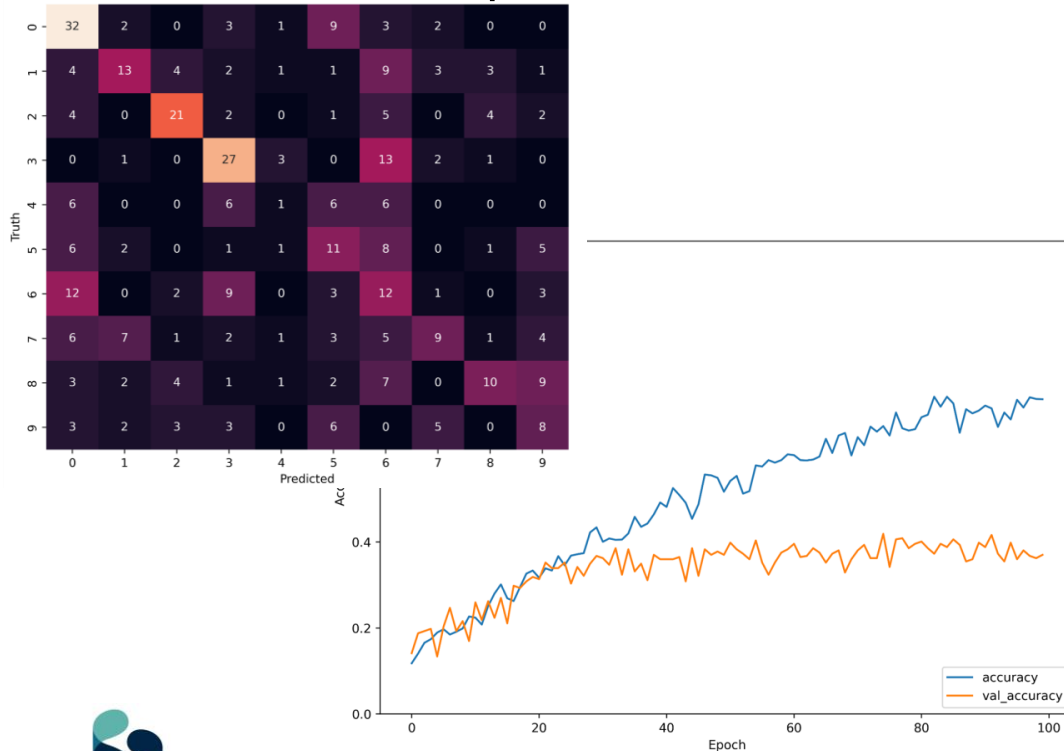
- RandomRotation : rotation de +/-20 degrés
- RandomZoom : facteur de +/- 15%
- RandomConstrat : facteur de +/- 10%
- RandomFlip : horizontal



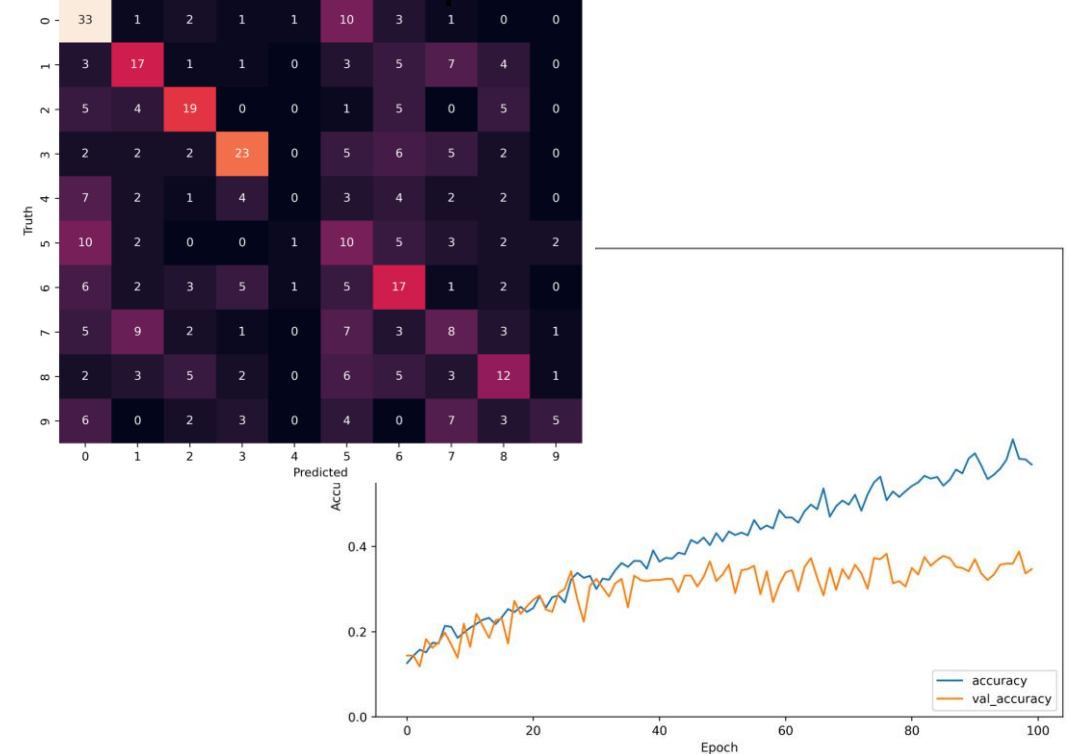
# Modélisation Baseline

- Modèle de deep learning baseline :
  - Performance du modèle **equalization** :

- Avec equalization



- Sans equalization

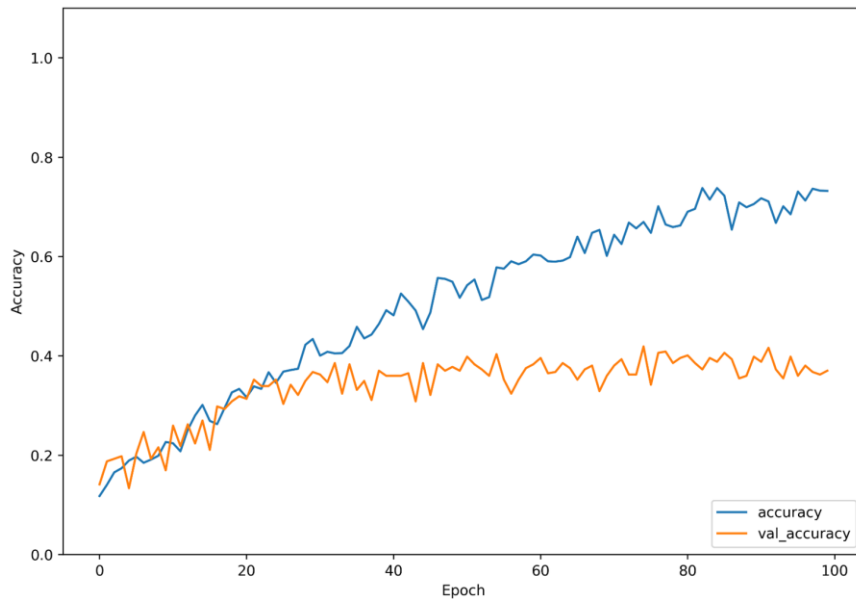


L'étape d'équalization améliore les performances du modèle

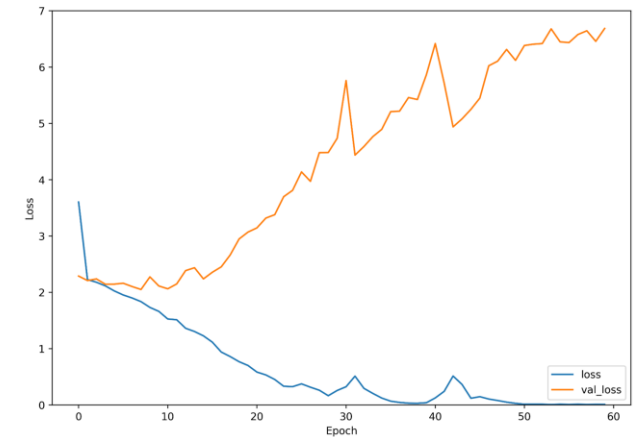
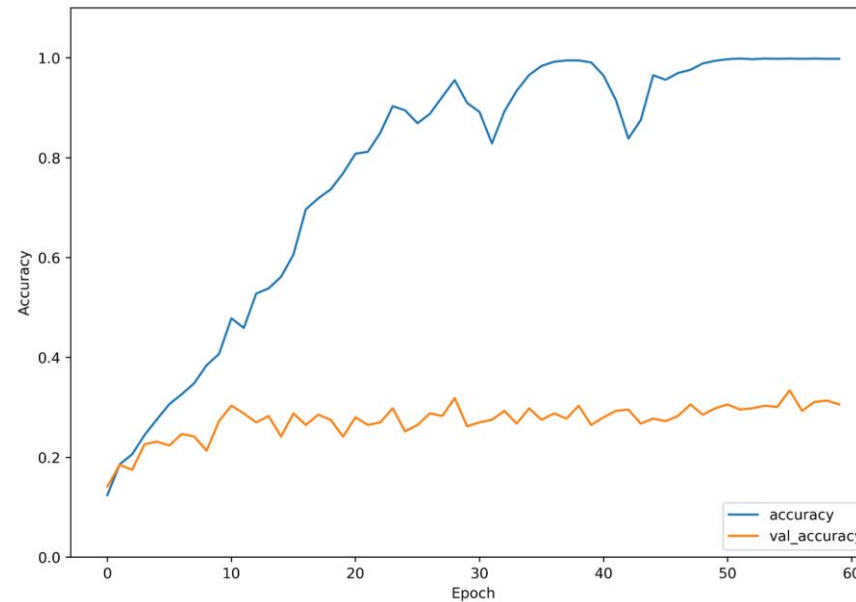
# Modélisation Baseline

- Modèle de deep learning baseline :
  - Performance du modèle **sans data augmentation** :

- Avec data augmentation



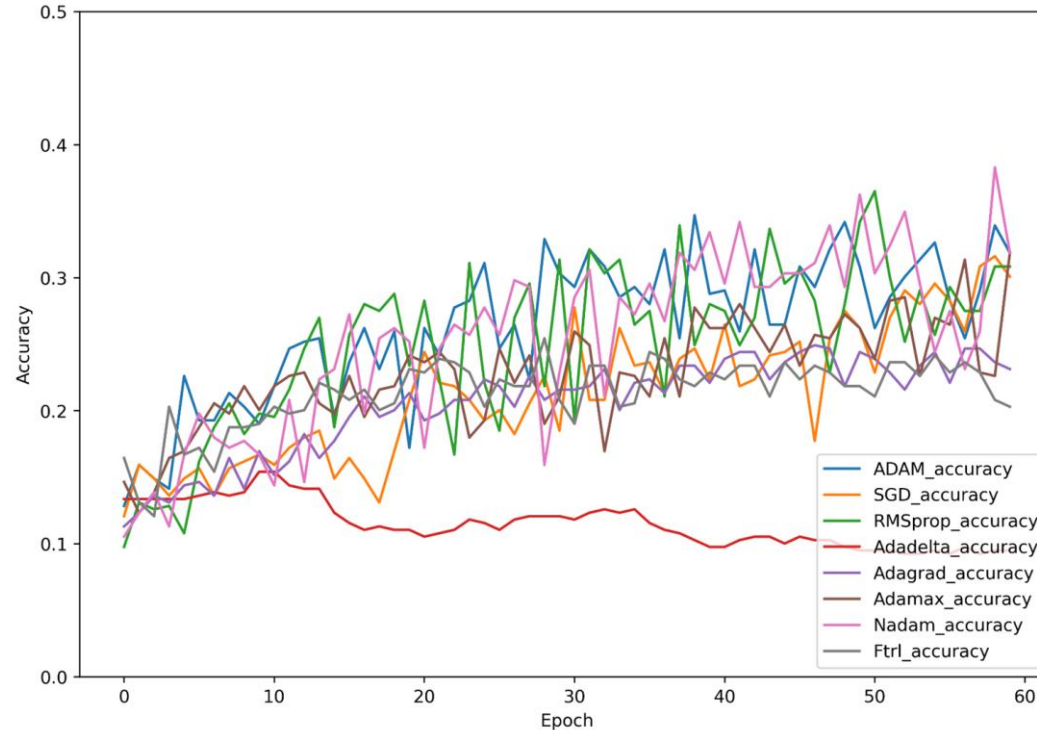
- Sans data augmentation





# Modélisation Baseline

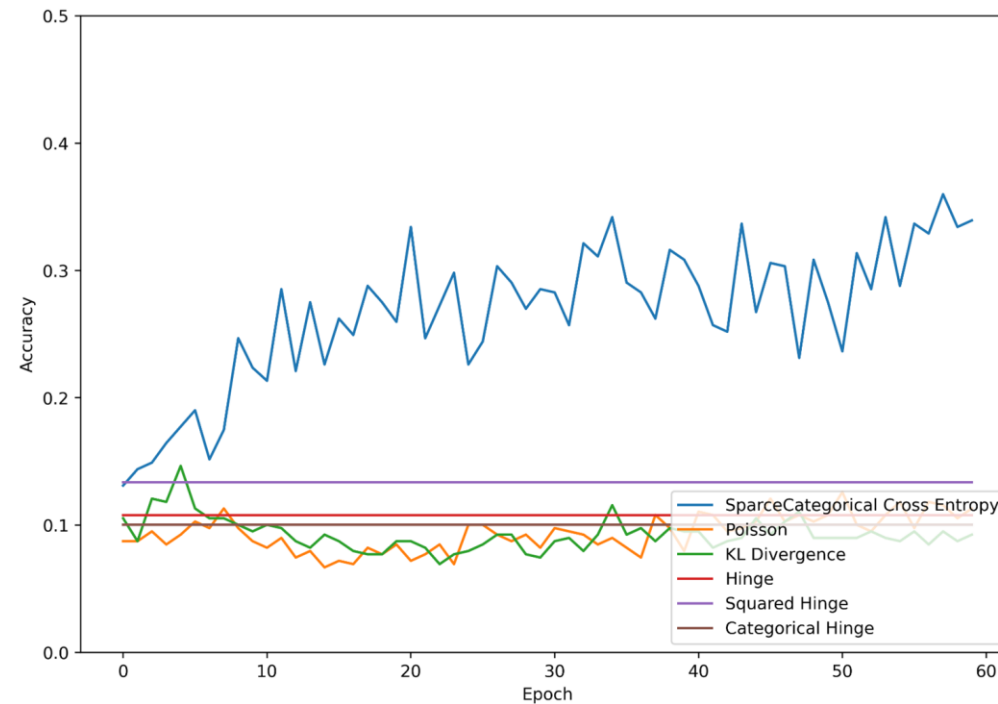
- Modèle de deep learning baseline :
  - Performance du modèle **fonction d'optimisation** :
    - Adam - SGD - RMSprop - Nadam - Adadelata - Adagrad - Adamax - Nadam -Ftrl



La meilleure fonction d'optimisation semble être l'ADAM

# Modélisation Baseline

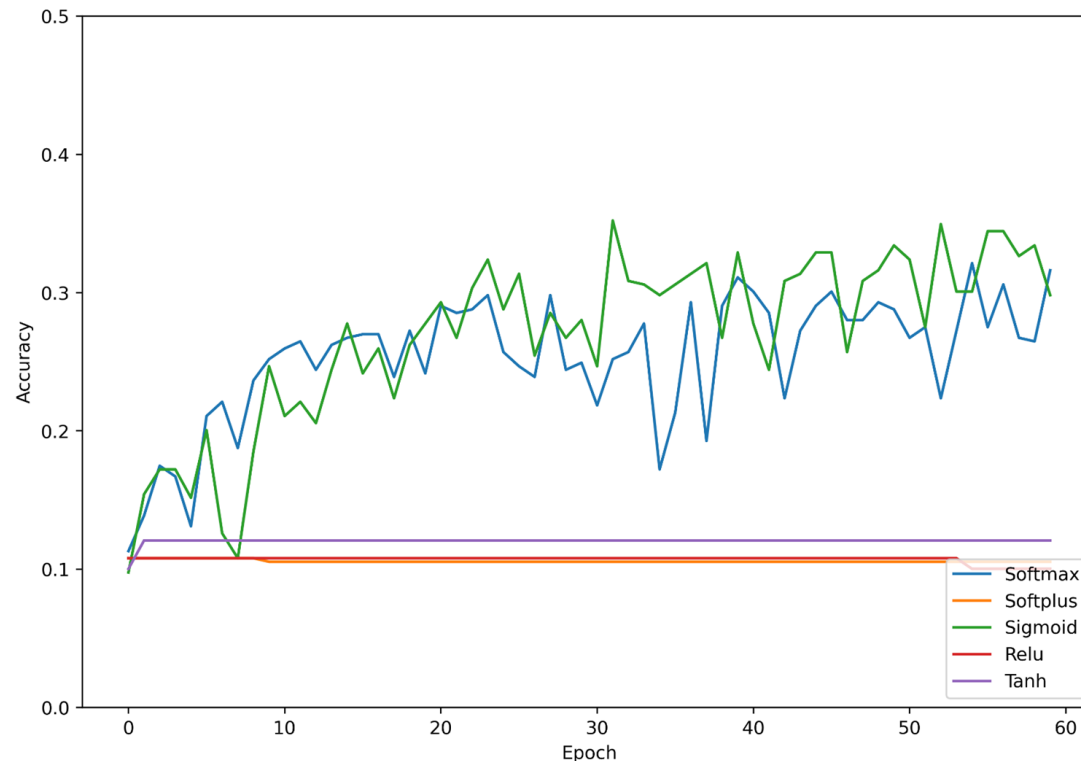
- Modèle de deep learning baseline :
  - Performance du modèle **fonction de loss** :
    - SparseCategoricalCE - Poisson - KLDivergence - Hinge - SquaredHinge - CategoricalHinge



La meilleure fonction de loss semble être la sparse Categorical Cross Entropy

# Modélisation Baseline

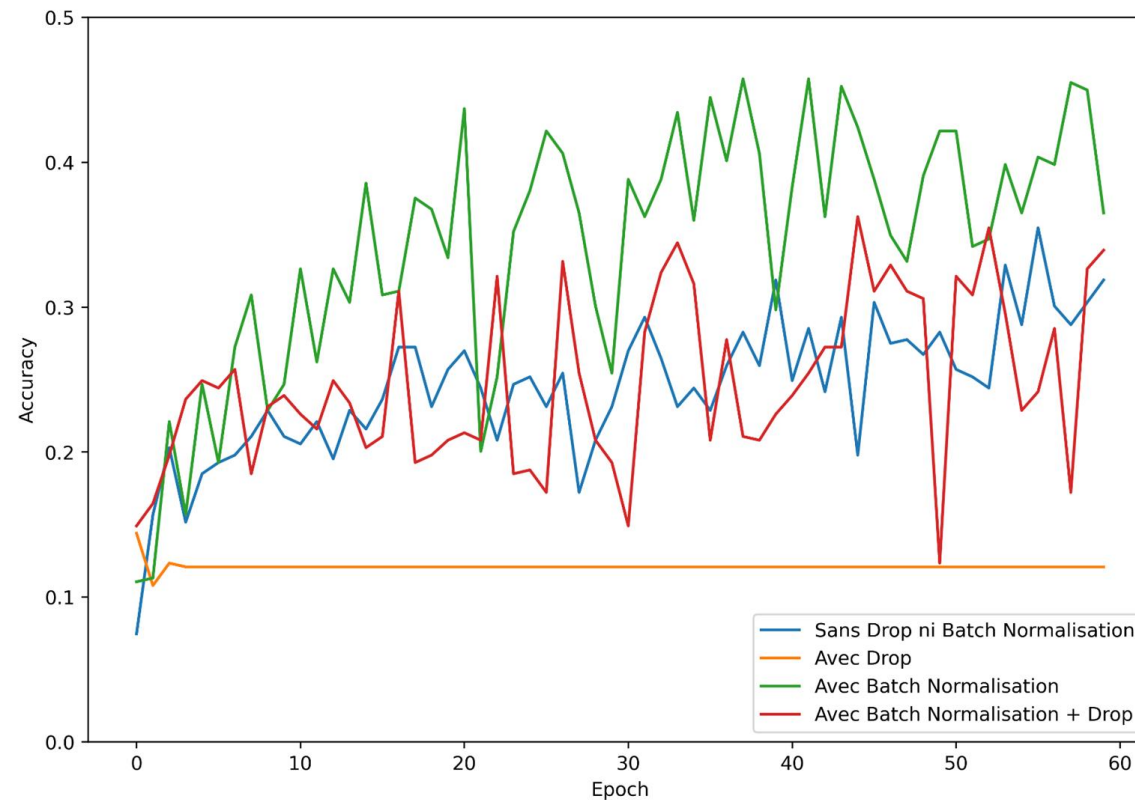
- Modèle de deep learning baseline :
  - Performance du modèle **fonction d'activation** :
    - relu - sigmoid - softmax - softplus - softsign - tanh - selu - elu - exponential



La meilleure fonction d'activation semble être la sigmoid

# Modélisation Baseline

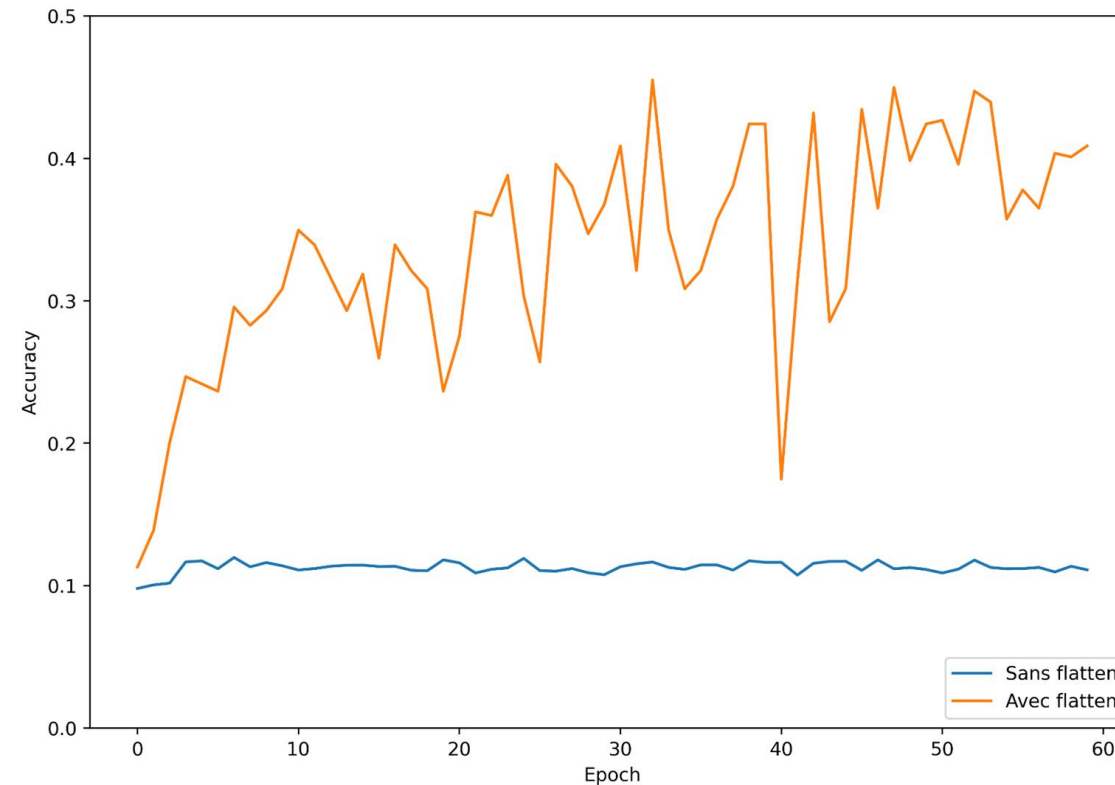
- Modèle de deep learning baseline :
  - Performance du modèle **drop** et **batch normalisation** :



La normalisation des batch semble améliorer les performances du modèles

# Modélisation Baseline

- Modèle de deep learning baseline :
  - Performance du modèle **avec ou sans flatten** avant les couches denses :

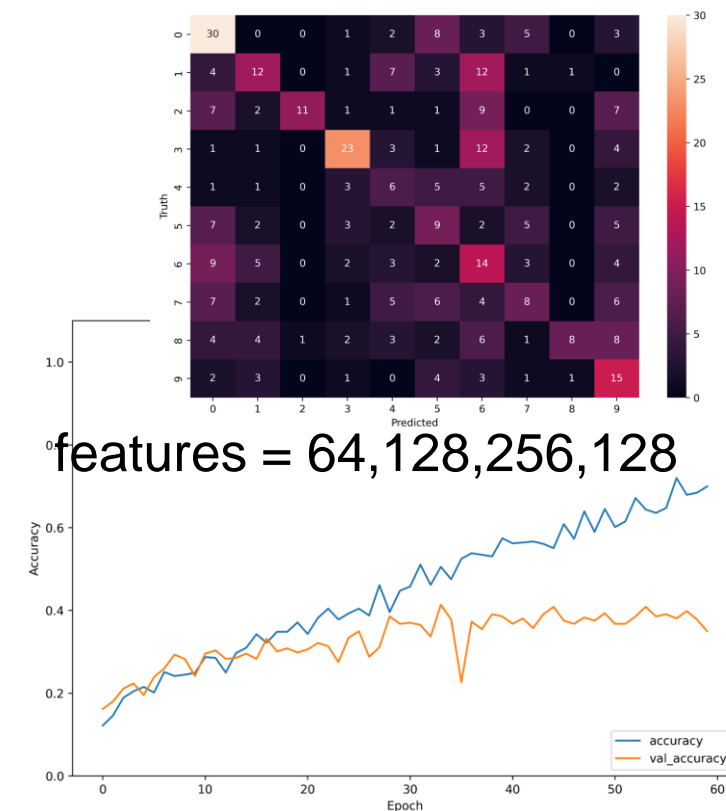
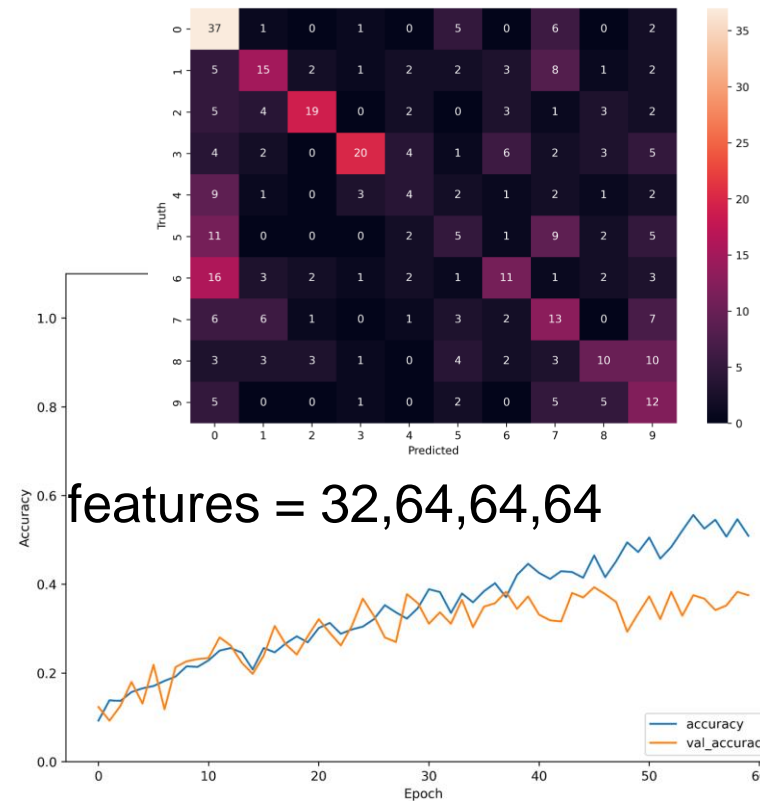
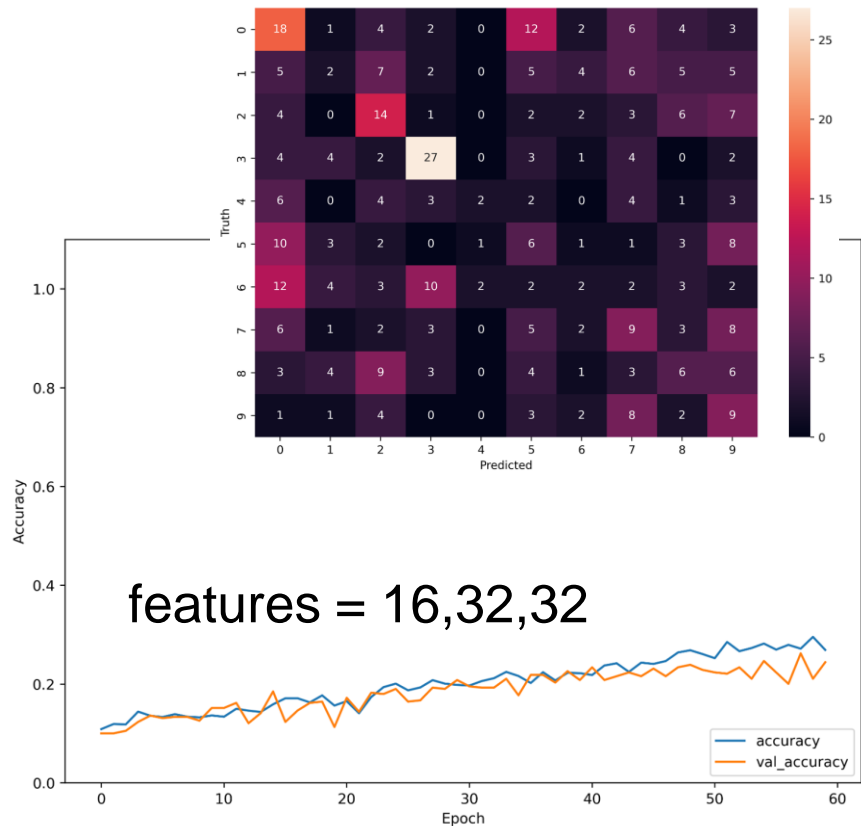


L'étape 2D => 1D est indispensable pour le modèle



# Modélisation Baseline

- Modèle de deep learning baseline :
  - Performance du modèle **architecture** :

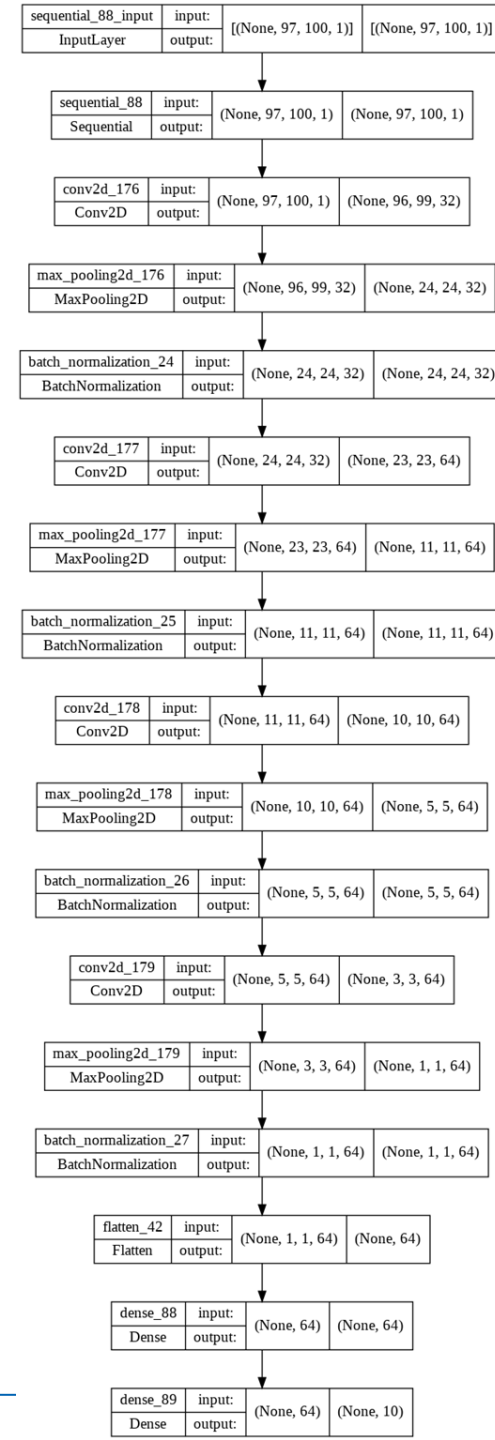


Une architecture 32,64,64,64 donne les meilleurs résultats

# Modélisation Baseline

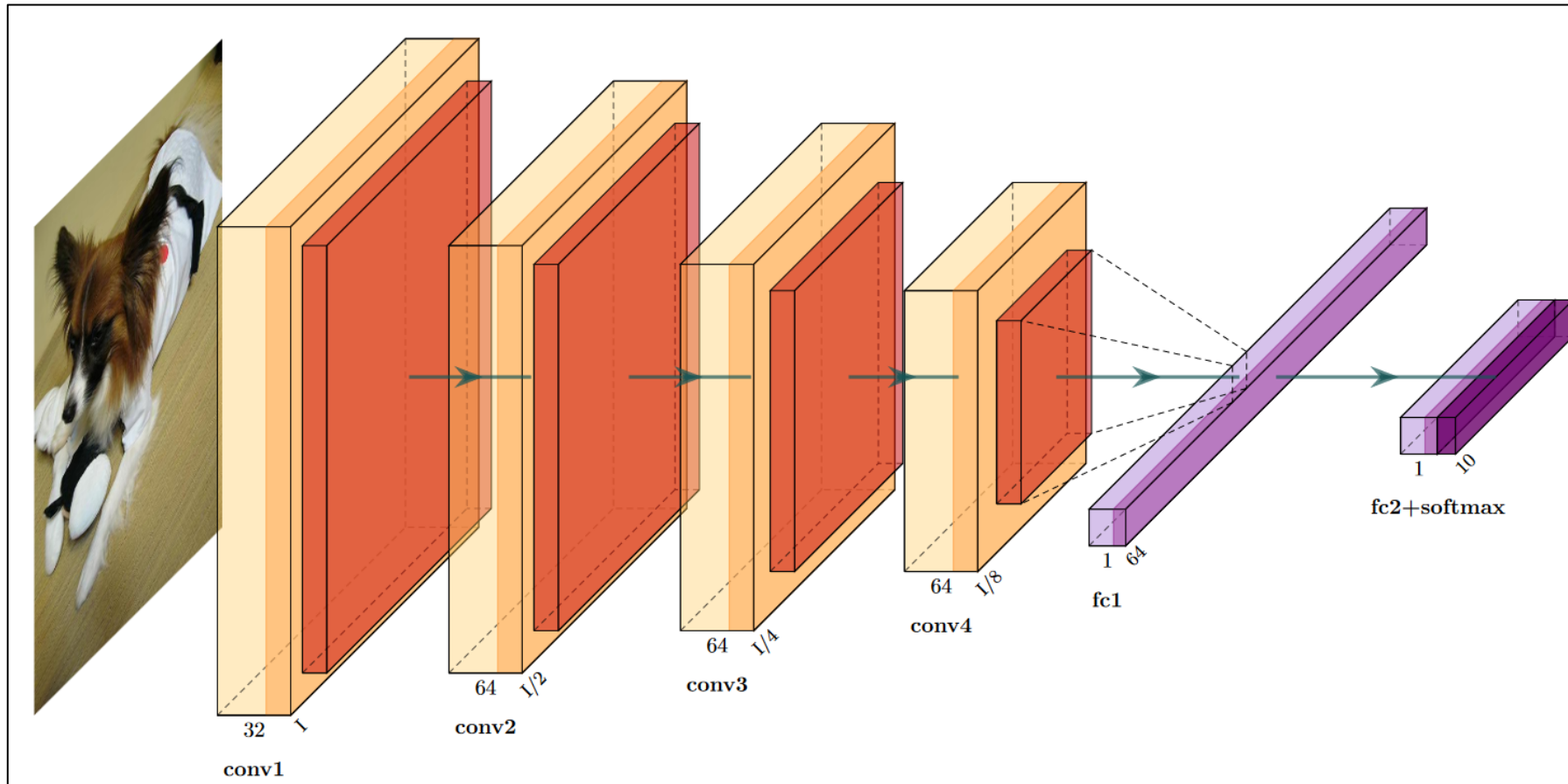
- Modèle final de deep learning choisi :

- Traitement d'image : *resizing, grayscale, equalization, withening*
- Data augmentation : *rotation, zoom, contrast, flip*
- Fonction d'optimisation : *Adam*
- Fonction d'activation : *Softmax*
- Présence de *batch normalisation*
- Pas de *drop out*
- Couches de *convolution* et *MaxPooling2D*
- *Quatre couches* de neurones avec *32,64,64 et 64 features* respectivement



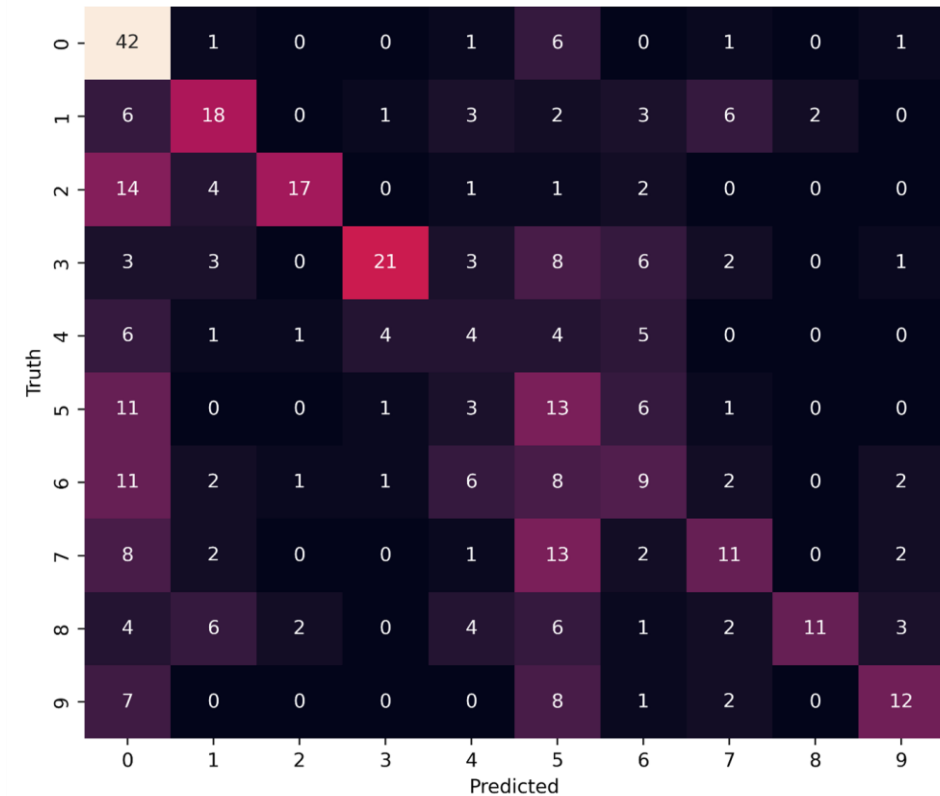
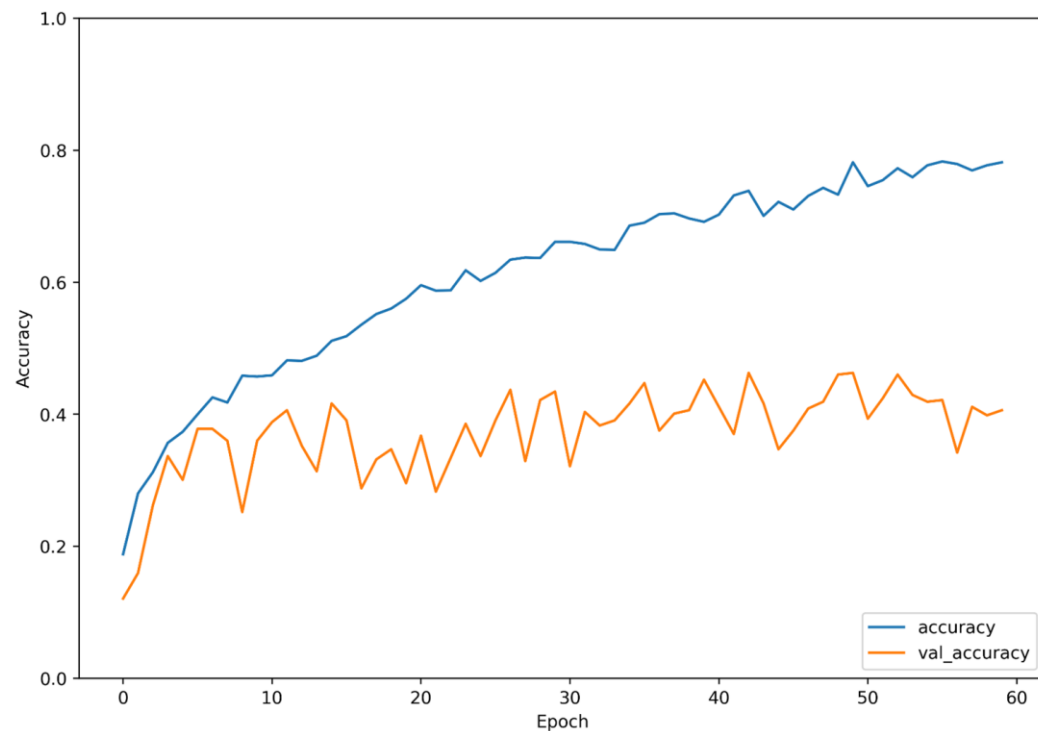
# Modélisation Baseline

- Modèle final de deep learning choisi - architecture :



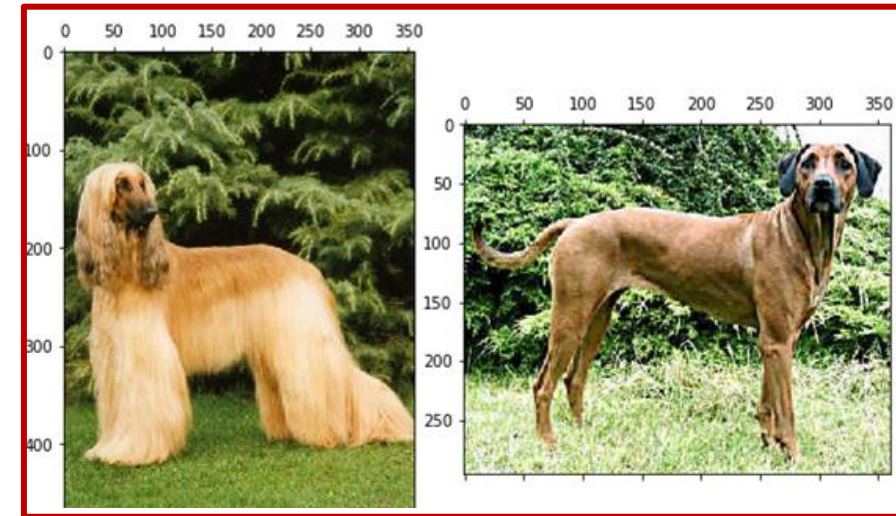
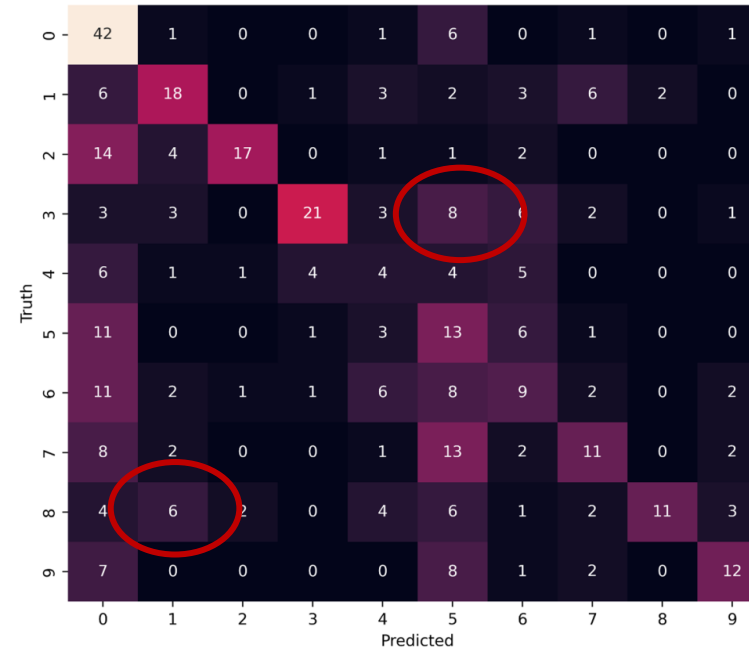
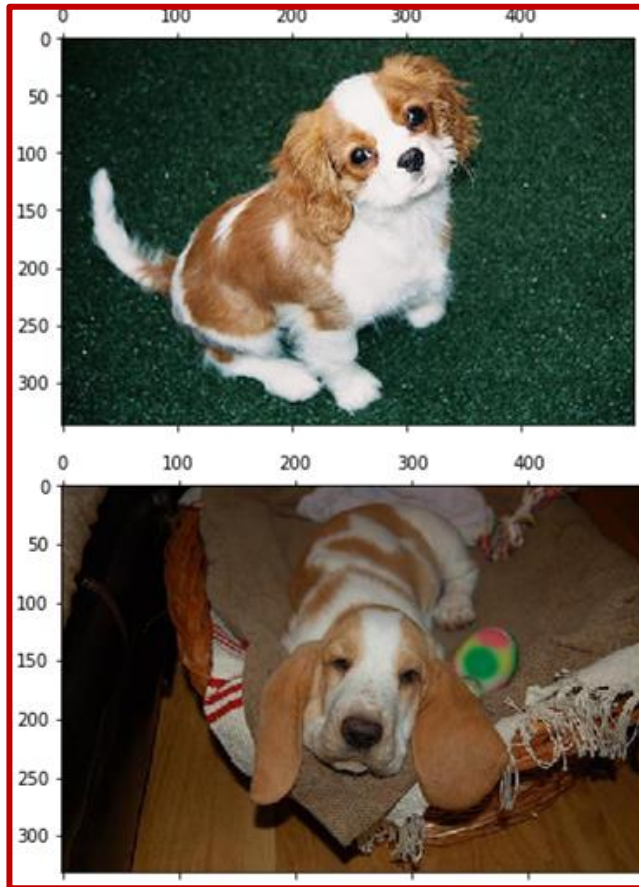
# Modélisation Baseline

- Modèle final de deep learning baseline :



# Modélisation Baseline

- Modèle final de deep learning :

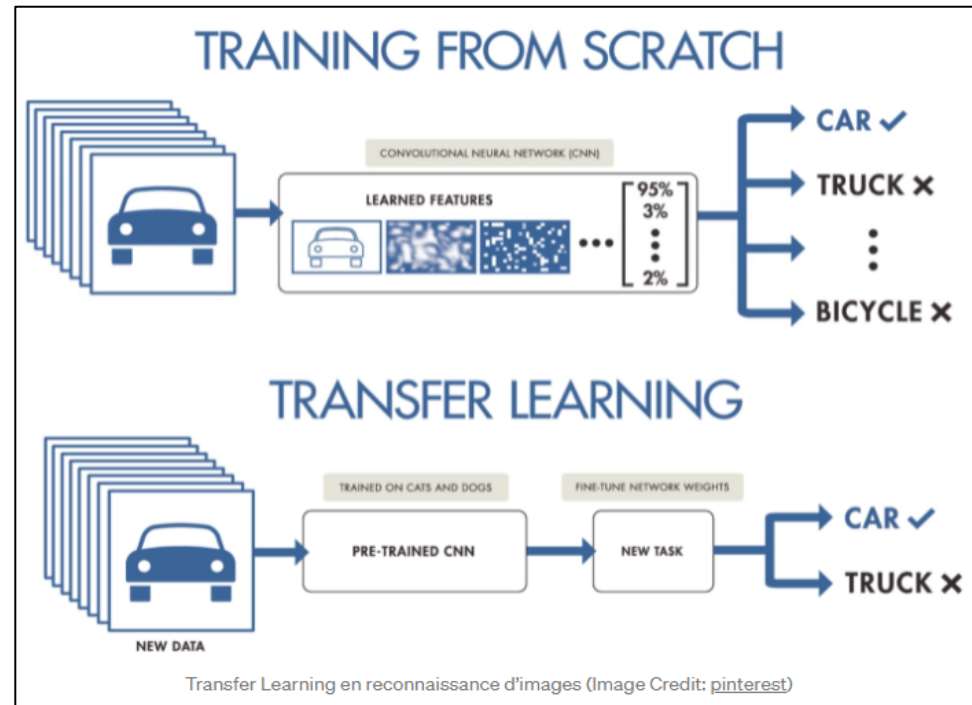


Les erreurs du modèle sont compréhensibles



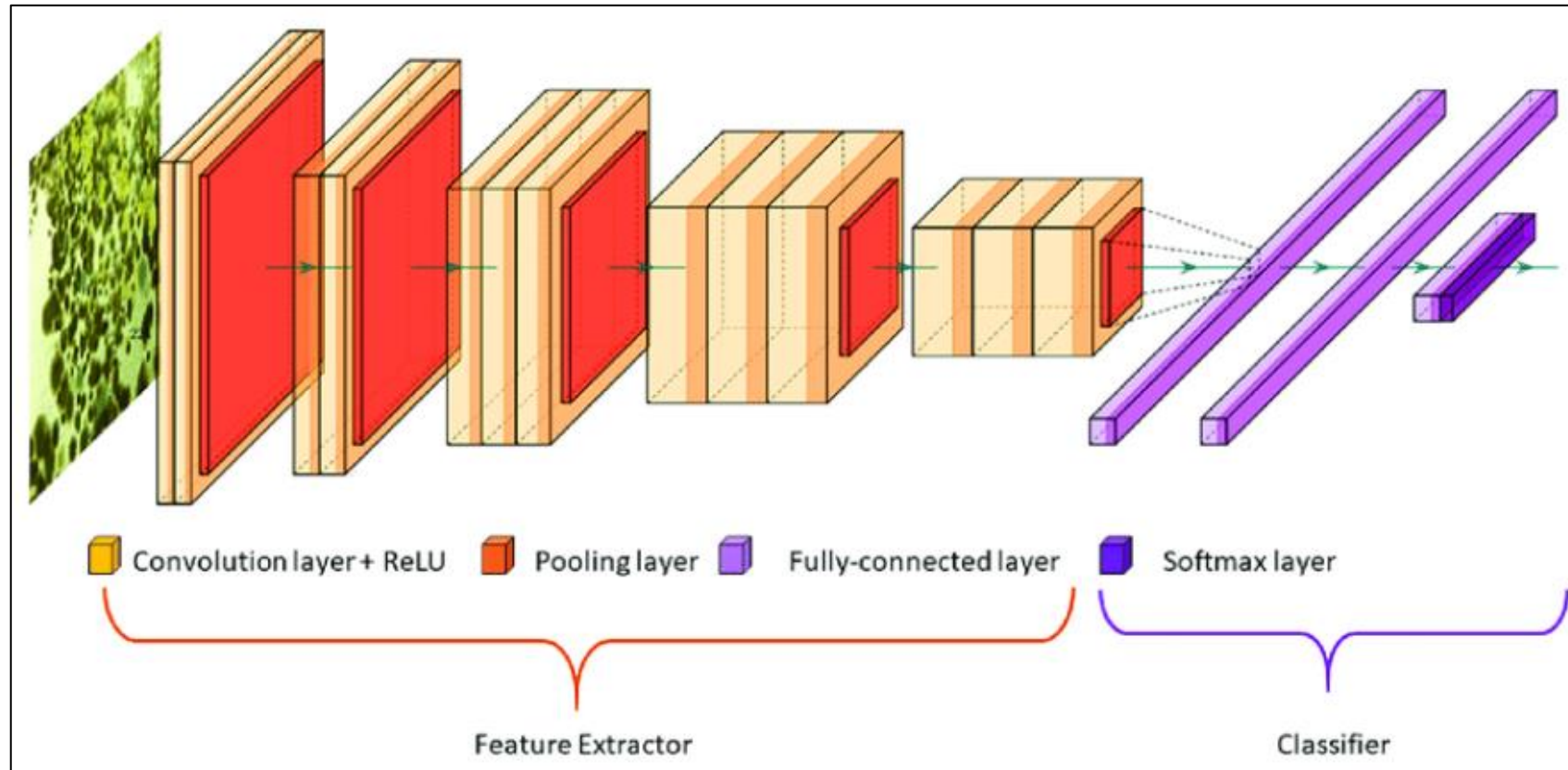
# Transfer Learning

- Rappel de la problématique :
  - Le transfer learning permet d'améliorer les performances des modèles de deep learning



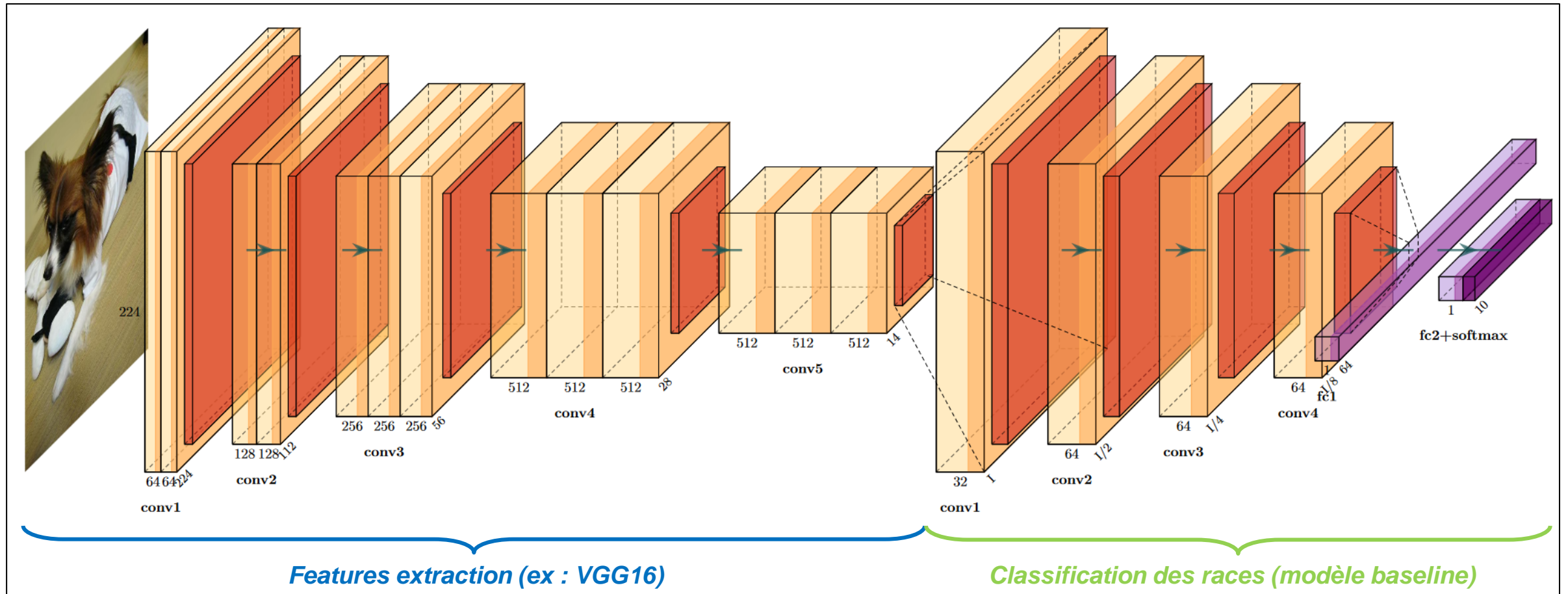
# Transfer Learning

- Rappel de la problématique :
  - Le transfer learning permet d'améliorer les performances des modèles de deep learning



# Transfer Learning

- Feature extraction et classification :

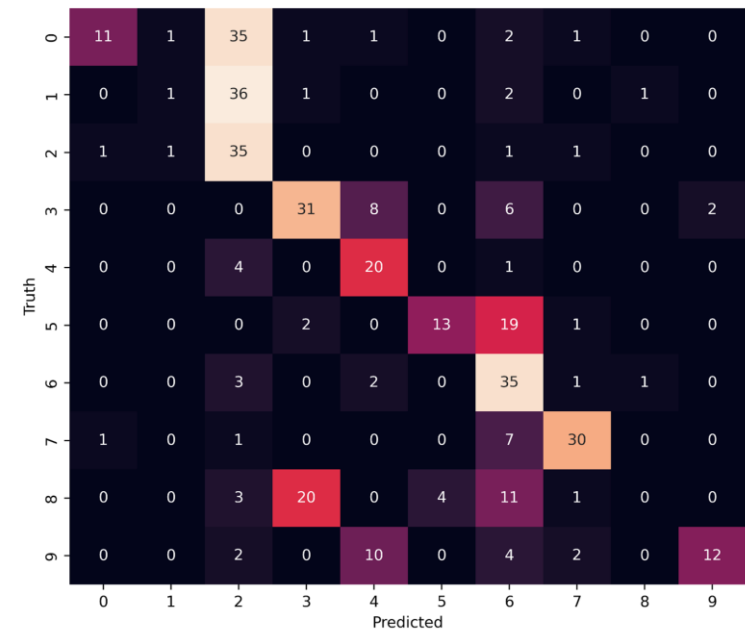
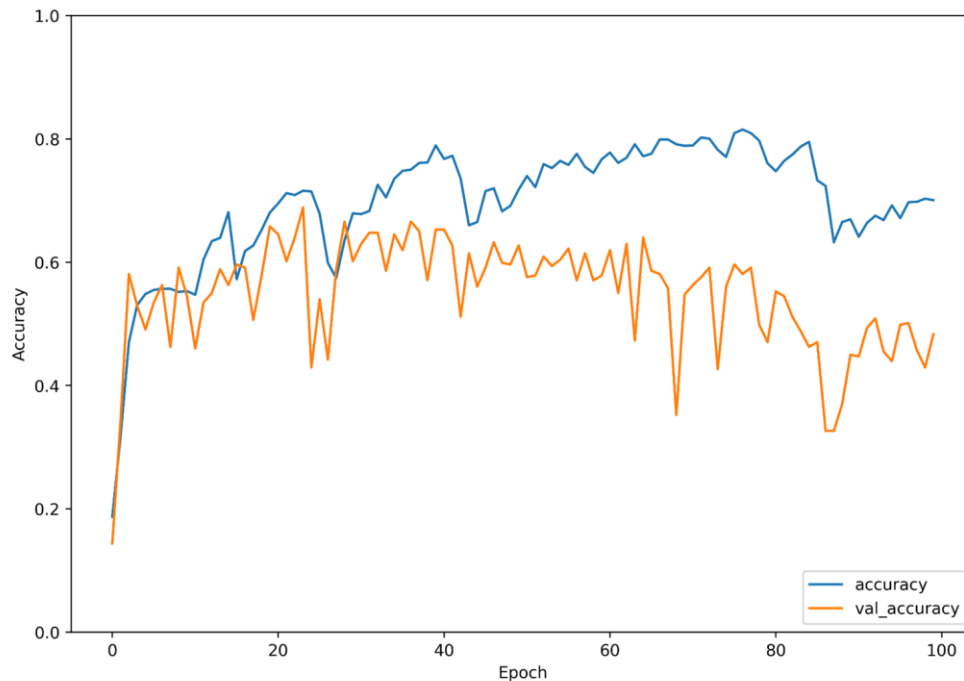


# Transfer Learning

- Rappel de la problématique :
  - Le transfer learning permet d'améliorer les performances des modèles de deep learning
- Modèle de transfer learning testés :
  - **MobileNet** (<https://paperswithcode.com/paper/semi-supervised-recognition-under-a-noisy-and#code>)
  - **ResNet** (architecture "*Residual Network*") <https://paperswithcode.com/paper/semi-supervised-recognition-under-a-noisy-and#code>
  - **VGG16** (<https://paperswithcode.com/paper/very-deep-convolutional-networks-for-large#code>)
  - **VGG19** (<https://paperswithcode.com/paper/very-deep-convolutional-networks-for-large#code>)

# Transfer Learning

- Performance des modèles :
- Utilisation du modèle ResNet

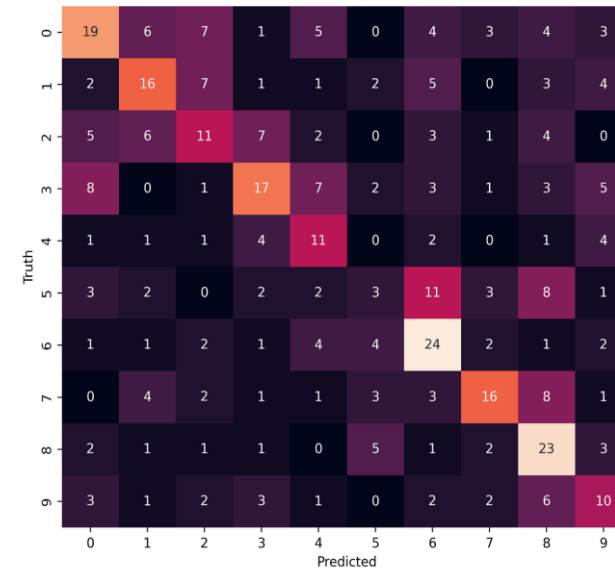
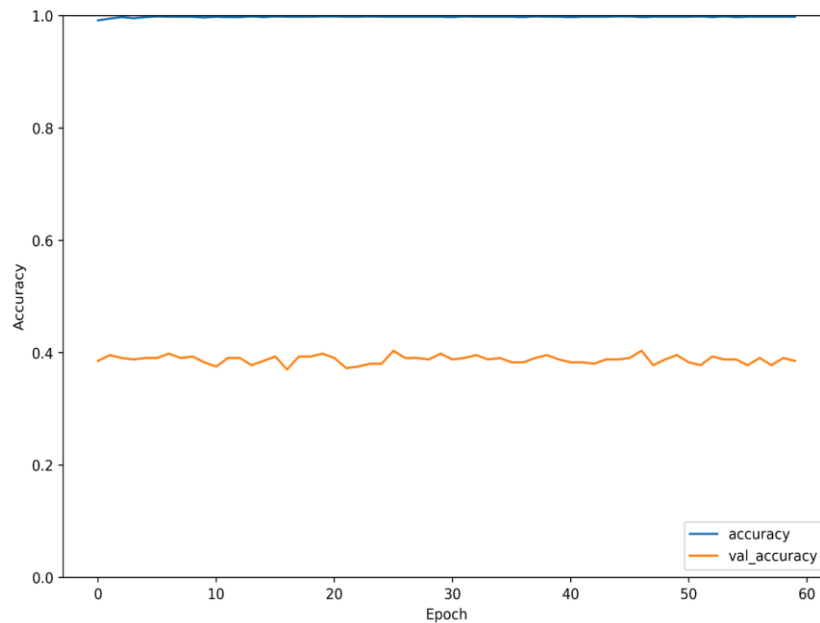


Le modèle ResNet semble donner des résultats intéressants, meilleurs que la baseline



# Transfer Learning

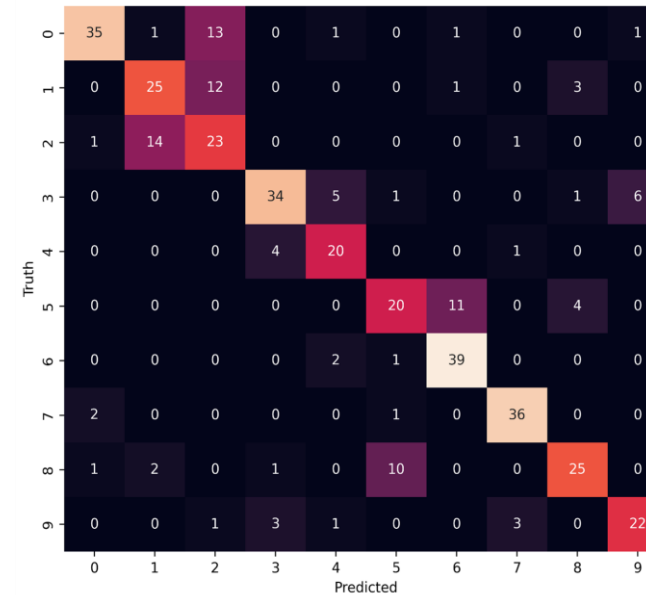
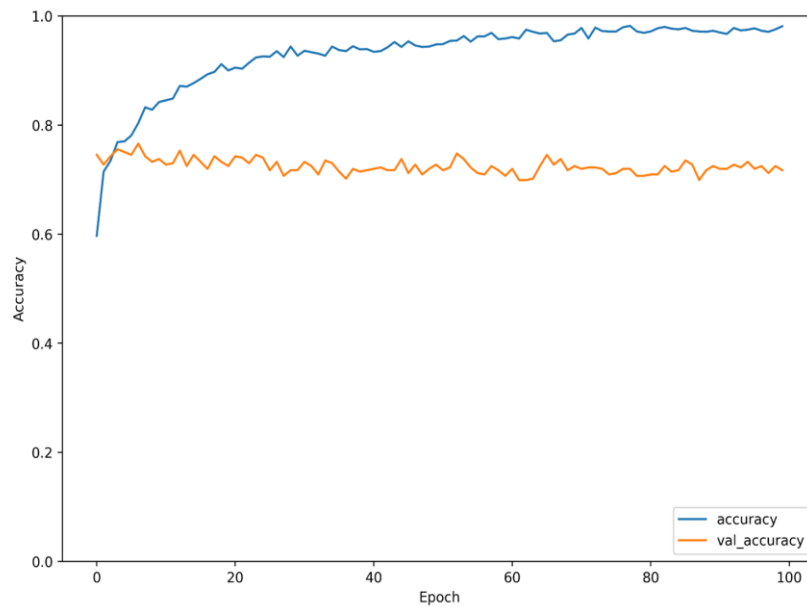
- Performance des modèles :
- Utilisation du modèle MobileNet



Le modèle MobileNet n'est pas du tout adapté et overfit directement

# Transfer Learning

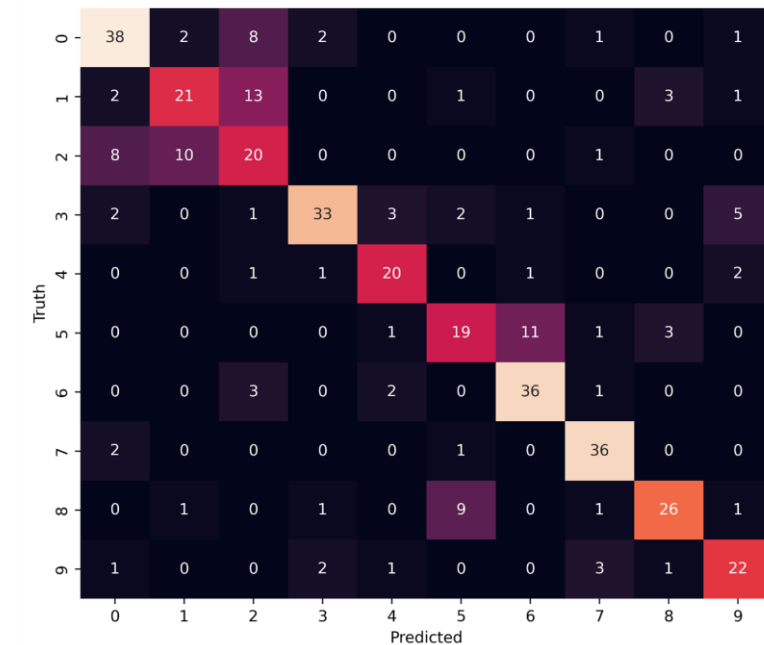
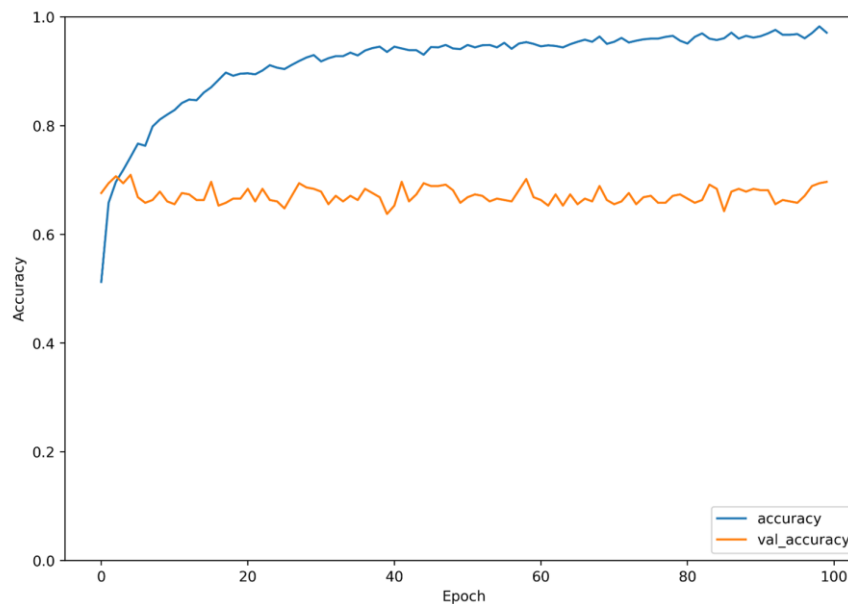
- Performance des modèles :
- Utilisation du modèle VGG16



Le modèle VGG16 semble très performant

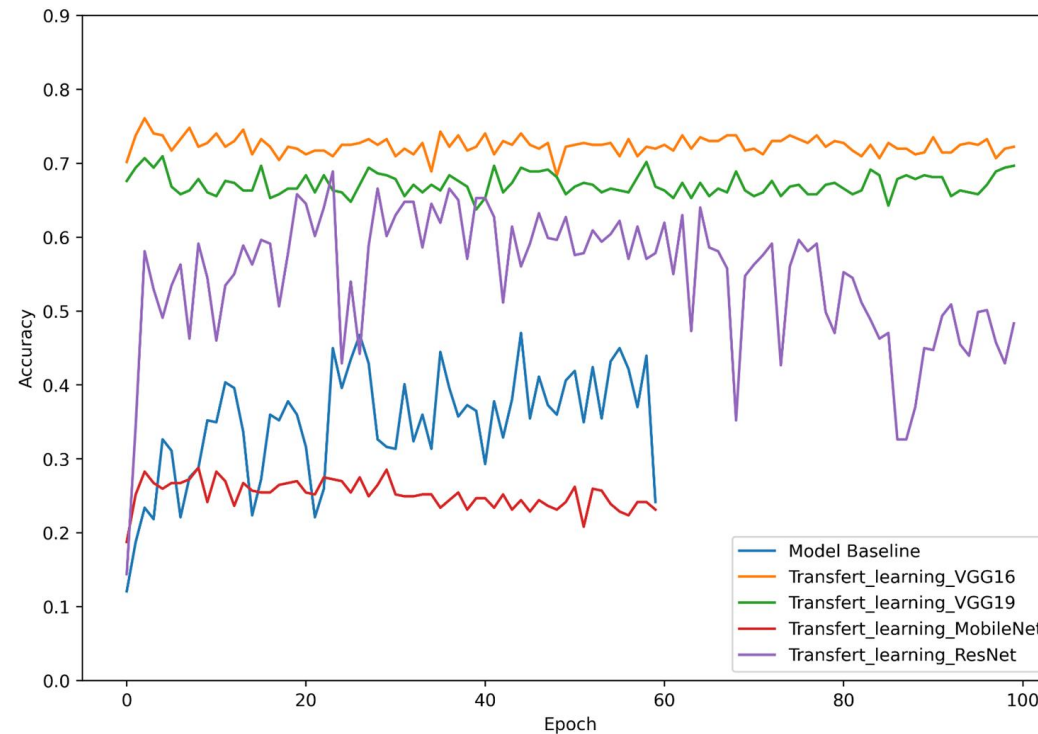
# Transfer Learning

- Performance des modèles :
- Utilisation du modèle VGG19



# Transfer Learning

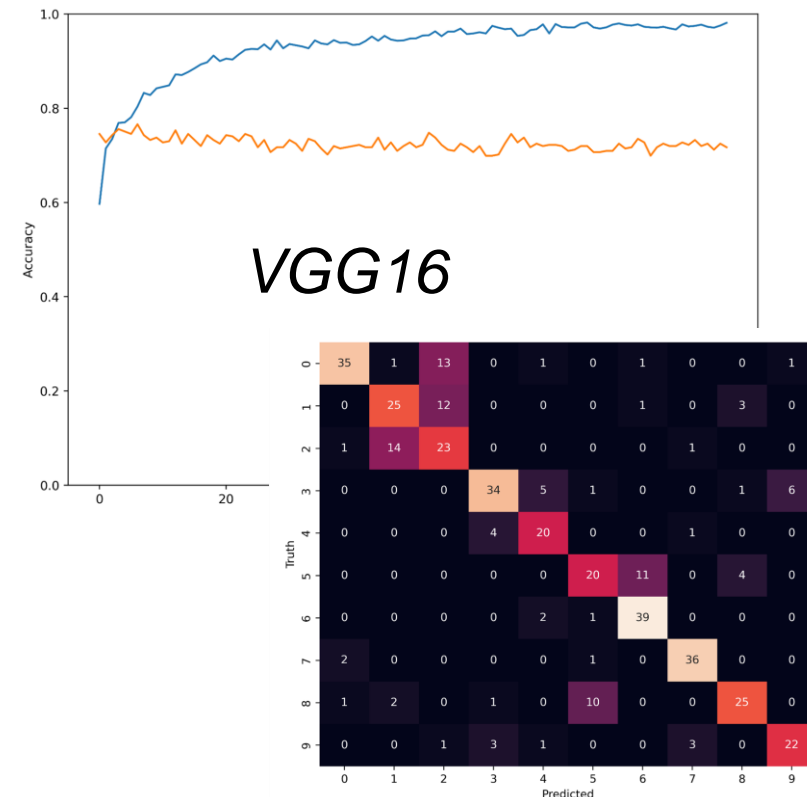
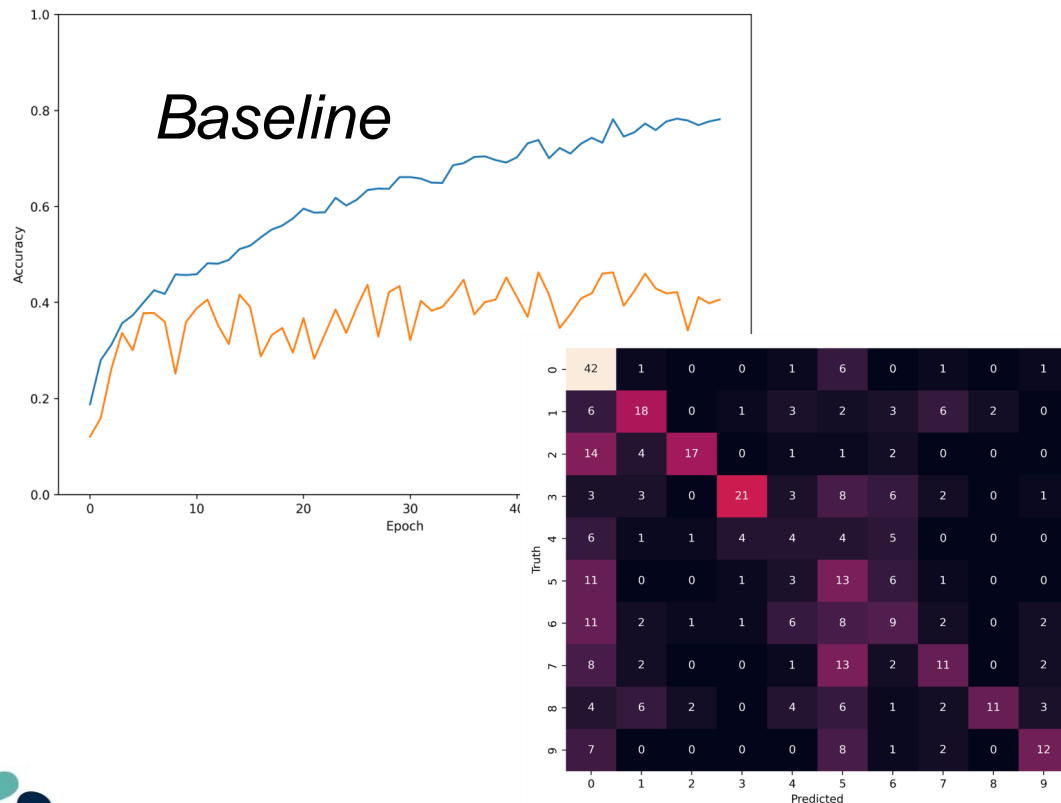
- Performance des modèles :
- Comparaison des modèles de transfert learning



Le transfer learning utilisant le modèle VGG16 semble être le plus performant

# Transfer Learning

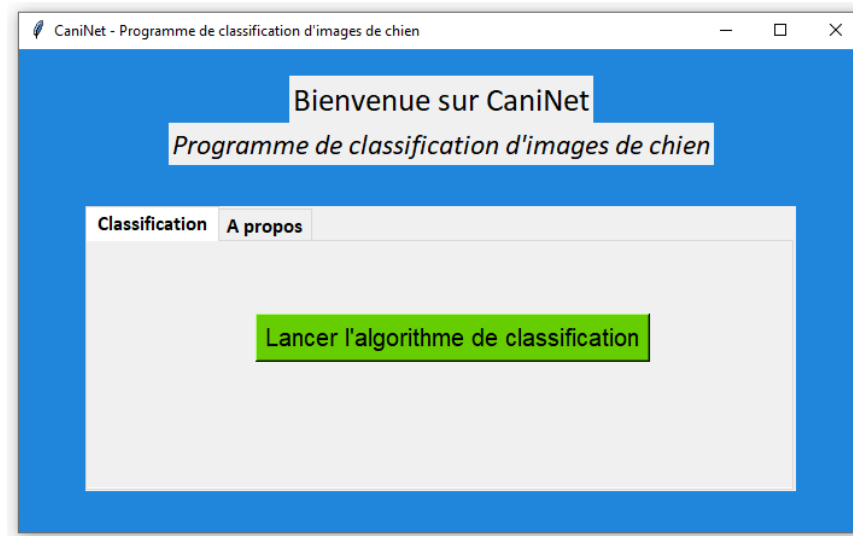
- Performance des modèles :
- Comparaison du modèle choisi avec la baseline





# Programme python mise en production

- Rappel de la problématique :
  - Développer un programme permettant de faire aisément la classification des races de chien à partir d'une image donnée (pour une mise en production)
  - Interface utilisateur développée avec Tkinter



# CONCLUSION

- **Rappel de la problématique :**
  - Vous êtes bénévole pour l'association de protection des animaux de votre quartier.
  - L'association aimerait obtenir un algorithme capable de classer les images en fonction de la race du chien présent sur une image.
- **Résultats :**
  - La méthode baseline donne des résultats moyens (accuracy = 0.4)
  - Une méthodologie utilisant le transfer learning est nettement plus performante (0.8)
  - Un programme pour une mise en production a été développé afin d'être utilisé facilement en routine.



# Projet 6 - Classez des images à l'aide d'algorithmes de Deep Learning

**Aurélien Corroyer-Dulmont, PhD**  
*Ingénieur imagerie médicale*

# Activation functions

