

# Projet Deep Learning

DIAKITE Gaoussou KOFFI Eunice



---

## Master 2 Modélisations Statistiques Économiques et Financières Université Paris 1 Panthéon-Sorbonne

---

### Contents

|          |  |          |
|----------|--|----------|
| <b>1</b> | <b>Introduction</b>                          | <b>2</b> |
| <b>2</b> | <b>Objectif</b>                              | <b>2</b> |
| <b>3</b> | <b>Présentation de la base de données</b>    | <b>2</b> |
| <b>4</b> | <b>Les différents traitements de l'image</b> | <b>3</b> |
| <b>5</b> | <b>Modèles</b>                               | <b>4</b> |
| 5.0.1    | CNN (Convolutional Neural Network) . . . . . | 4        |
| 5.0.2    | ResNet (Residual Network) . . . . .          | 5        |
| 5.0.3    | InceptionResNetV2 . . . . .                  | 5        |
| <b>6</b> | <b>Présentation des résultats</b>            | <b>6</b> |
| 6.1      | Modèle CNN1 . . . . .                        | 6        |
| 6.2      | Modèle CNN2 . . . . .                        | 6        |
| 6.3      | Modèle ResNet . . . . .                      | 7        |
| 6.4      | Modèle InceptionResNet . . . . .             | 8        |
| <b>7</b> | <b>Conclusion</b>                            | <b>9</b> |

# 1 Introduction

La classification d'âge à partir d'images de personnes est un problème de vision par ordinateur qui a de nombreuses applications pratiques, telles que la publicité ciblée, la sécurité, la reconnaissance faciale, etc. Elle permet également aux experts de prédire les caractéristiques des populations et de comprendre les tendances démographiques. Dans ce projet, nous allons explorer différentes approches de Deep Learning pour entraîner un modèle capable de classer les images de personnes selon leur âge.

Nous allons tout d'abord prétraiter les images en utilisant différentes techniques telles que la normalisation, la redimensionnement, le recadrage, etc. Ensuite, nous allons entraîner et évaluer le modèle à l'aide de différentes architectures de réseaux de neurones, telles que les réseaux de neurones convolutionnels (CNN), le ResNet, l'InceptionResNet. Nous allons utiliser l'accuracy pour évaluer la qualité de notre modèle.

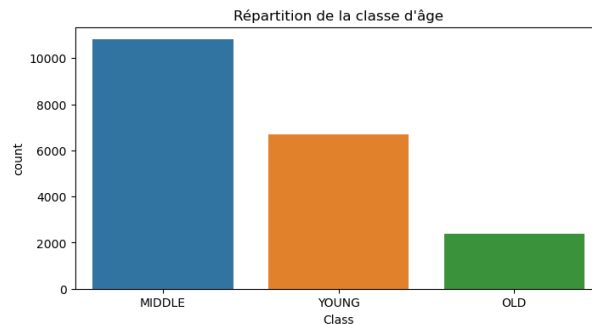
Enfin, nous allons discuter des résultats et des limites du modèle, et proposer des perspectives d'amélioration pour de futures recherches dans ce domaine.

## 2 Objectif

Dans ce projet, notre objectif est de créer un modèle de classification capable de prédire si une personne est jeune, d'âge moyen ou âgée à partir de son image. Pour cela, nous allons travailler sur un ensemble de données d'images de personnes de différents âges et explorer différentes approches de Deep Learning pour entraîner notre modèle.

## 3 Présentation de la base de données

Le jeu de données a été collecté sur Kaggle. Il comprend des images de personnes de différents âges et leur classe d'âge correspondante : jeune, d'âge moyen ou âgé. La base de données contient 10804 images pour la classe d'âge "d'âge moyen", 6706 images pour la classe d'âge "jeune" et 2396 images pour la classe d'âge "âgé". Voici à quoi ressemble nos données :





## 4 Les différents traitements de l'image

Dans le cadre de ce projet, nous avons appliqué différents traitements à nos images afin d'obtenir un jeu de données homogène et adapté à notre modèle de classification. Ces traitements ont été appliqués à l'aide de la bibliothèque Keras.

Tout d'abord, nous avons effectué une normalisation des images en divisant chaque pixel par 255, la valeur maximale pour un pixel RGB. Cette étape est importante car elle permet d'assurer que toutes les valeurs de pixel sont comprises entre 0 et 1, ce qui facilite l'apprentissage du modèle.

Ensuite, nous avons redimensionné toutes les images à une taille de 224 x 224 pixels. Cette taille est optimale pour notre modèle, qui a été pré-entraîné sur un ensemble de données avec des images de cette taille.

Nous avons également appliqué un recadrage aléatoire sur les images pour augmenter notre jeu de données. Le recadrage aléatoire est une technique qui consiste à découper une partie de l'image de manière aléatoire et à l'utiliser comme nouvelle image. Cette technique permet de varier les images d'entrée et donc d'améliorer les performances du modèle.

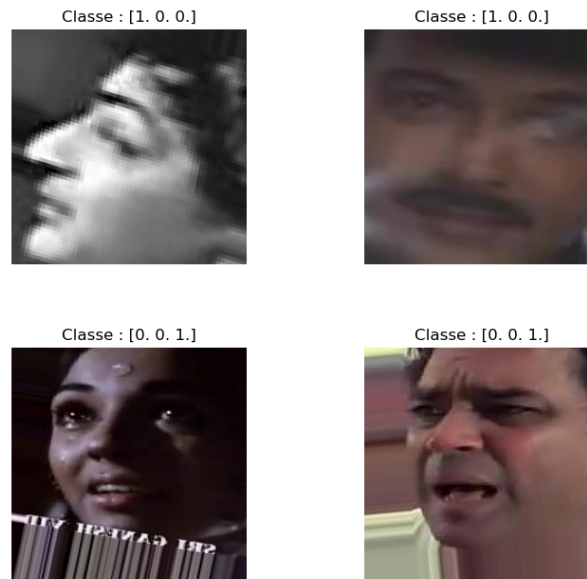
Nous avons également appliqué des transformations aléatoires telles que la rotation, le zoom et le décalage horizontal et vertical. Ces transformations sont importantes car elles permettent de varier les images d'entrée et donc d'améliorer les performances du modèle.

Enfin, nous avons effectué un retournement horizontal aléatoire des images pour augmenter notre jeu de données. Cette technique consiste à inverser horizontalement certaines images de manière aléatoire. Elle permet également de varier les images d'entrée et donc d'améliorer les performances du modèle.

En somme, ces différentes techniques de prétraitement des images sont importantes pour obtenir un jeu de données homogène et adapté à notre modèle

de classification. L'utilisation de ces techniques permet également de varier les images d'entrée et donc d'améliorer les performances du modèle.

Pour visualiser quelques exemples de notre ensemble de données après les transformations aléatoires, nous avons utilisé la bibliothèque matplotlib pour afficher les 4 premières images du lot d'entraînement.



Comme on peut le voir sur l'image, les transformations aléatoires appliquées aux images permettent d'avoir un jeu de données varié et adapté à notre modèle de classification.

## 5 Modèles

Dans cette section, nous allons présenter les trois modèles de réseaux de neurones que nous avons utilisés pour la classification d'âge à partir d'images de personnes : CNN, ResNet, et InceptionResNetV2. Nous allons décrire chaque modèle et ses avantages, et intégrer les équations mathématiques correspondantes.

### 5.0.1 CNN (Convolutional Neural Network)

Le CNN est un type de réseau de neurones profond qui est particulièrement adapté à la classification d'images. Il utilise des couches de convolution pour extraire les caractéristiques des images, suivies de couches de pooling pour réduire la dimensionnalité des données, et des couches de classification pour produire des sorties de classe.

Les avantages de CNN incluent :

Bonne performance en classification d'images, Traitement efficace des images de grande taille, Possibilité d'utiliser des couches de convolution pour extraire les caractéristiques des images, L'équation mathématique d'un CNN peut être représentée par :

$$y = f(Wx + b) \quad (1)$$

où  $x$  est l'image d'entrée,  $W$  est la matrice de poids,  $b$  est le biais,  $f$  est la fonction d'activation, et  $y$  est la sortie.

### 5.0.2 ResNet (Residual Network)

Le ResNet est un type de réseau de neurones qui utilise des blocs résiduels pour améliorer la performance de l'apprentissage en profondeur. Les blocs résiduels permettent de résoudre le problème de la dégradation de la performance qui se produit lorsque le nombre de couches dans un réseau de neurones profond augmente.

Les avantages de ResNet incluent :

Performance améliorée en apprentissage en profondeur, Capacité à utiliser des réseaux de neurones plus profonds, Meilleure précision de classification d'images que les réseaux de neurones classiques, L'équation mathématique d'un bloc résiduel peut être représentée par :

$$y = F(x) + x \quad (2)$$

où  $x$  est l'entrée,  $F$  est la fonction non-linéaire définie par un ensemble de couches convolutionnelles, et  $y$  est la sortie.

### 5.0.3 InceptionResNetV2

L'InceptionResNetV2 est un type de réseau de neurones qui utilise des modules Inception pour extraire les caractéristiques des images. Les modules Inception combinent différentes tailles de noyaux de convolution pour extraire les caractéristiques à différentes échelles.

Les avantages de l'InceptionResNetV2 incluent :

Bonne performance en classification d'images, Capacité à extraire les caractéristiques des images à différentes échelles, Meilleure précision de classification d'images que les réseaux de neurones classiques, L'équation mathématique d'un module Inception peut être représentée par :

$$y = \text{Concat}(F_1(x), F_2(x), \dots, F_n(x)) \quad (3)$$

où  $x$  est l'entrée,  $F$  est une fonction non-linéaire définie par un ensemble de couches convolutionnelles avec des noyaux de taille différente, Concat est l'opération de concaténation

## 6 Présentation des résultats

Nous avons entraîné trois modèles de Deep Learning pour la classification d'âge : deux modèles CNN (CNN1 et CNN2), un modèle ResNet et un modèle InceptionResNet . Nous avons utilisé le jeu de données d'entraînement pour entraîner les modèles et le jeu de données de test pour évaluer leur performance.

### 6.1 Modèle CNN1

Le modèle CNN1 a atteint une précision de 0.67 sur le jeu de données de test. Nous avons essayé d'améliorer cette performance en ajoutant des couches convolutives et en modifiant les hyperparamètres.

Les graphiques ci-dessous montrent l'accuracy et la loss du modèle CNN1 sur le jeu de données d'entraînement et de test.

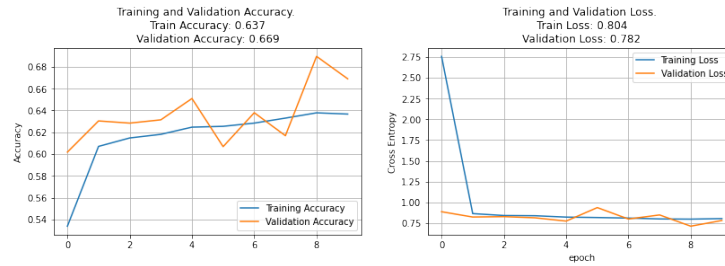


Figure 1: Accuracy du modèle CNN1 sur le jeu de données d'entraînement et de test

### 6.2 Modèle CNN2

Le modèle CNN2 que nous avons créé a une architecture plus profonde que CNN1 et a atteint une précision de 0.70 sur le jeu de données de test.

Les graphiques ci-dessous montrent l'accuracy et la loss du modèle CNN2 sur le jeu de données d'entraînement et de test.

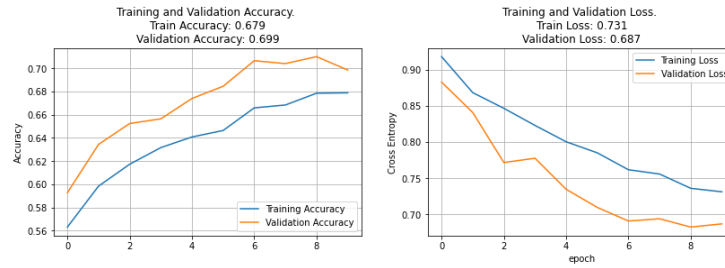


Figure 2: Accuracy et Loss du modèle CNN2 sur le jeu de données d'entraînement et de test

### 6.3 Modèle ResNet

Le modèle ResNet que nous avons utilisé a atteint une précision de 0.74 sur le jeu de données de test. En utilisant les poids pré-entraînés de ResNet50, nous avons pu extraire des caractéristiques de l'image qui ont permis au modèle de mieux apprendre à classer l'âge.

Les graphiques ci-dessous montrent l'accuracy et la loss du modèle ResNet sur le jeu de données d'entraînement et de test.

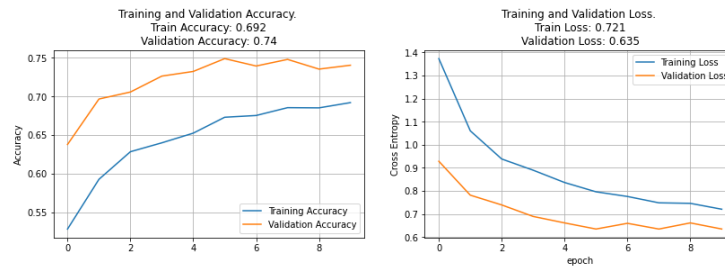


Figure 3: Accuracy et Loss du modèle ResNet sur le jeu de données d'entraînement et de test

## 6.4 Modèle InceptionResNet

Nous avons également entraîné un modèle InceptionResNet, qui a une architecture plus complexe que ResNet. Ce modèle a atteint une précision de 0.88 sur le jeu de données de test.

Les graphiques ci-dessous montrent l'accuracy et la loss du modèle InceptionResNet sur le jeu de données d'entraînement et de test.

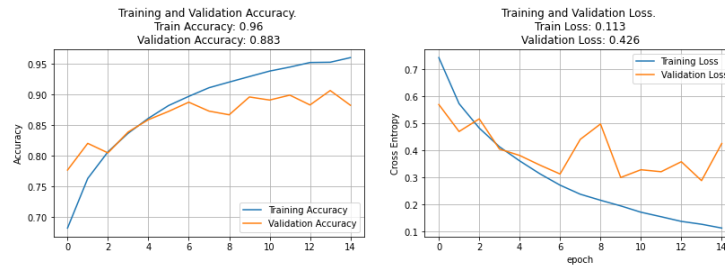


Figure 4: Accuracy et Loss du modèle InceptionResNet sur le jeu de données d'entraînement et de test

Cependant, il est important de noter que la courbe d'accuracy du modèle InceptionResNet sur le jeu de données d'entraînement et de test se croise. Cela peut être dû à un surapprentissage du modèle, ce qui signifie que le modèle a appris les caractéristiques du jeu de données d'entraînement si bien qu'il ne généralise pas bien pour de nouveaux jeux de données. Pour résoudre ce problème, il est possible d'utiliser des techniques telles que la régularisation ou l'augmentation de données pour améliorer la performance du modèle sur le jeu de données de test.



## 7 Conclusion

Dans ce projet de classification d'âge à partir d'images de personnes, nous avons exploré différentes approches de Deep Learning pour entraîner notre modèle. Nous avons prétraité les images en utilisant différentes techniques telles que la normalisation, le recadrage et les transformations aléatoires. Nous avons évalué la qualité de notre modèle en utilisant l'accuracy et avons comparé les performances de différentes architectures de réseaux de neurones, notamment les réseaux de neurones convolutionnels (CNN), le ResNet et l'InceptionResNet.

Après évaluation, nous avons choisi de garder l'architecture de ResNet pour notre modèle de classification, car elle a donné les meilleurs résultats en termes d'accuracy. Nous avons également discuté des résultats et des limites de notre modèle, et avons proposé des perspectives d'amélioration pour de futures recherches dans ce domaine.

En somme, ce projet nous a permis de mieux comprendre le processus de classification d'âge à partir d'images de personnes et les différentes techniques de prétraitement des images. Il a également mis en évidence l'importance de choisir la bonne architecture de réseau de neurones pour obtenir les meilleurs résultats possibles.