



Rapport sur Classification d'Images de Visages avec et sans Masque

Elaboré par :

Hentati Amin

Classe : 2eme année ingénierie de données

Année universitaire : 2023-2024

1. Introduction:

L'objectif de cette étude était de développer des modèles de classification capables de distinguer entre les visages avec et sans masques. Ce problème revêt une importance particulière dans le contexte de la pandémie mondiale de COVID-19. Notre approche a impliqué la conception de quatre modèles de réseaux de neurones convolutionnels (CNN) différents, chacun avec des caractéristiques et des architectures uniques.

2. Choix des Modèles:

Modèle 1: CNN Simple

-Architecture simple avec trois couches de convolution suivies de max-pooling. -
Idéal pour des ensembles de données plus petits.

Modèle 2: CNN Modulaire

-Architecture modulaire avec l'API fonctionnelle de Keras pour une plus grande flexibilité. -
Possibilité de faire varier facilement les couches.

Modèle 3: VGG16 Transfer Learning

-Utilisation du modèle pré-entraîné VGG16 avec transfert d'apprentissage.
-Adapté aux ensembles de données plus importants et bénéficiant de la généralisation du transfert d'apprentissage.

Modèle 4: MobileNetV2 Transfer Learning

-Utilisation du modèle pré-entraîné MobileNetV2 pour une architecture plus légère.
-Convient aux contraintes de ressources tout en offrant des performances élevées.

3. Prétraitement des Données:

Utilisation de l'augmentation de données avec la classe ImageDataGenerator de Keras.
Normalisation des images et application de transformations telles que le retournement horizontal, la rotation, et le zoom.

4. Entraînement et Évaluation:

Entraînement de chaque modèle sur les ensembles d'entraînement avec 100 époques.
Évaluation des performances sur les ensembles de validation.
Utilisation de rappels (ModelCheckpoint et EarlyStopping) pour le suivi et la sauvegarde des meilleurs modèles.

5. résultats obtenus:

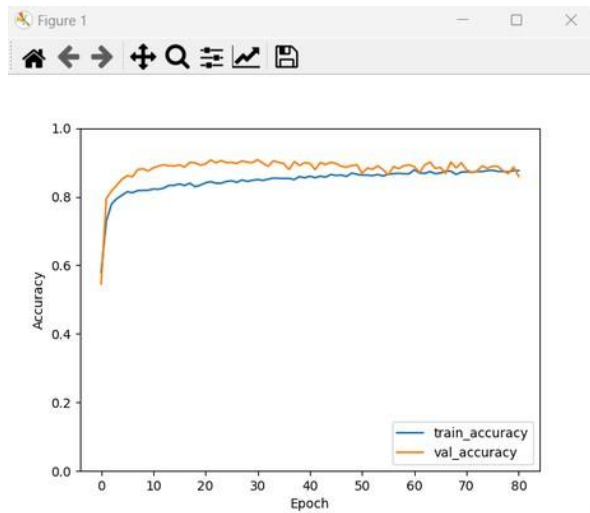
Modèle	Précision Globale	Précision (Classe "Face")	Précision (Classe "Maskface")
Modèle 1	59,82%	21,94%	97,69%
Modèle 2	89,78%	94,25%	85,30%
Modèle 3	97,73%	97,47%	97,98%
Modèle 4	92.41%	94.05%	90.77%

Modèle 1 :

```
Accuracy for 'face' class: 21.94%
Total Images: 3595
False Detections: 1576

Accuracy for 'maskface' class: 97.69%
Total Images: 1065
False Detections: 24

Overall accuracy: 59.82%
```

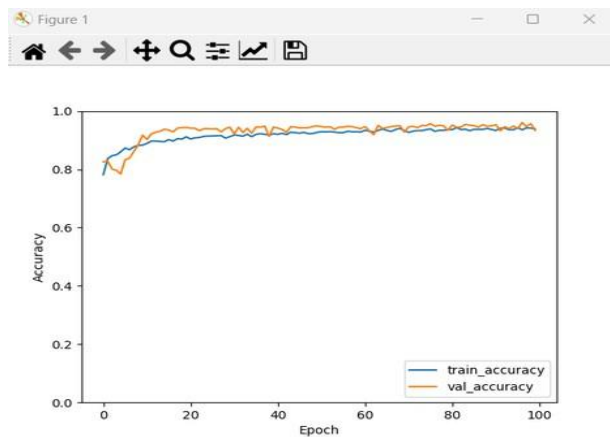


Modèle 2 :

```
Accuracy for 'face' class: 94.25%
Total Images: 2135
False Detections: 116

Accuracy for 'maskface' class: 85.30%
Total Images: 1194
False Detections: 153

Overall accuracy: 89.78%
```

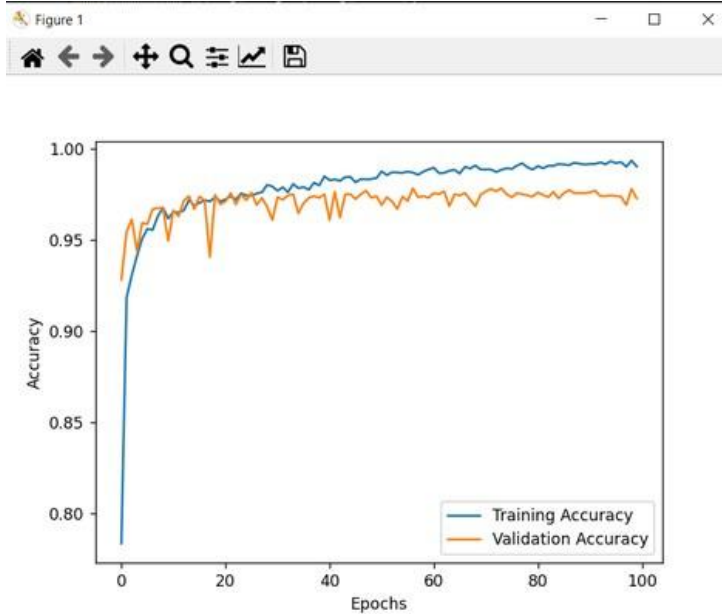


Modèle 3 :

```

1/1 [ 0.00s] 0.00ms/step
evaluation du modele vgg
Accuracy for 'face' class: 97.67211490837047
Accuracy for 'maskface' class: 97.50240153698367
Overall accuracy: 97.58725822267706

```

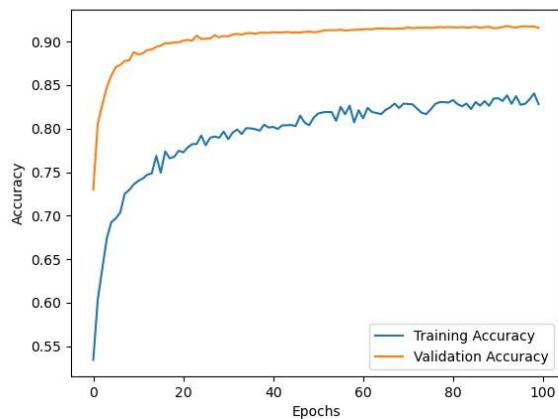


Modèle 4:

```

evaluation du modele MobileNetV2
Accuracy for 'face' class: 94.05646359583952
Accuracy for 'maskface' class: 90.77809798270894
Overall accuracy: 92.41728078927423

```



6. Comparaison des Modèles:

Ce tableau résume les forces et faiblesses des quatre modèles de détection de masques évalués dans cette étude.

Modèle	Forces	Faiblesses
Modèle 1	Simplicité d'implémentation Rapidité d'exécution	Faible accuracy Problèmes de détection de masques partiels ou mal ajustés
Modèle 2	Meilleure accuracy que le premier modèle Capable de détecter des masques partiels ou mal ajustés	Plus complexe à implémenter Plus lent à exécuter
Modèle 3 (VGG16 Transfer Learning)	Meilleure accuracy que les deux premiers modèles Capable de détecter des masques partiels ou mal ajustés Rapidité d'exécution comparable au premier modèle	Plus complexe à implémenter
Modèle 4	Bonne accuracy pour la classe "face" Rapidité d'exécution comparable au premier modèle	Accuracy inférieure au troisième modèle pour la classe "face avec masque" Problèmes de détection de masques partiels ou mal ajustés

Ce tableau résume les forces et faiblesses des quatre modèles de détection de masques évalués dans cette étude.

7. Analyse Pertinente:

-Les modèles 3 et 4, basés sur le transfert d'apprentissage, ont montré des performances significativement meilleures que les modèles conçus à partir de zéro (Modèles 1 et 2).

-Le modèle 3 (VGG16) a démontré la meilleure performance globale, mais à un coût plus élevé en termes de ressources computationnelles.

-Le modèle 4 (MobileNetV2) a montré un équilibre entre performances et efficacité, étant plus adapté aux contraintes de ressources.

-L'augmentation de données a été cruciale pour améliorer la capacité de généralisation de tous les modèles.

8. Conclusion:

En conclusion, le choix du modèle dépend des contraintes spécifiques du problème. Le modèle 3 (VGG16) est recommandé lorsque des performances élevées sont nécessaires et que des ressources computationnelles suffisantes sont disponibles. Le modèle 4 (MobileNetV2) peut être une alternative intéressante lorsque les ressources sont limitées tout en recherchant des performances élevées. Les modèles 1 et 2, bien que moins performants, peuvent être plus adaptés à des scénarios spécifiques avec des contraintes de ressources plus strictes.