

Intelligence Artificial Project Emotion and orientation detection

Leprêtre Romain & Ameeuw Basile 195351 & 195371

12 janvier 2022



Table des matières

1	Introduction	3			
2	Prérequis	3			
3	Structure	4			
4	Fonctionalité 4.1 Entrainement 4.1.1 Masque ou pas masque? 4.1.2 Quel émotion? 4.2 Exécution 4.2.1 Reconnaissance faciale 4.2.2 Détection du masque 4.2.3 Détection de l'émotion 4.2.4 Détection de l'orientation				
5	Comment utilisé 5.1 Entrainement 5.2 Exécution	9			
6	Dataset 6.1 7 différentes émotions	9 10			
7	Conclusion 7.1 Objectifs atteints / non atteints				
8	Références	11			
	Tout d'abord veuillez noter que ce rapport porte sur une application dont le code se trouve sur un repo github à l'adresse suivante ⇒ https://github.com/BasileAmeeuw/IA-project-orientation-and-mood-detection				

1 Introduction

L'objectif de ce projet est d'implémenter une application de reconnaissance faciale capable de distinguer l'émotion et l'orientation du visage. Ce projet étant une évaluation noté, certaines contraintes valent un certain nombre de points. Cette grille d'évaluation peut être retrouvé ci-dessous (total 20 points).

Reconnaissance faciale pour plusieurs visages	+ 3
Bonus si en temps réel	+ 1
Detection de l'emotion	+ 1
Detection de l'orientation	+ 2
Placement d'une emoji	+ 1
Detection d'une personne masqué avec emoji adapté	+ 2
Application mobile	+ 1
Entrainement de l'IA personel	+ 2
Rapport + documentation et présentation	+ 7

2 Prérequis

Ici nous allons expliquer comment etre dans les bonnes conditions pour pouvoir lancer l'application sur n'importe quel appareil Windows, Mac ou Linux.

Avant toute chose, l'application tourne en Python donc assurez vous d'avoir une version assez récente de Python 3 de préférence.

Ensuite, dans un premier temps, une des choses les plus compliqué est l'installation de Dlib. Pour pouvoir l'installer il va d'abord falloir installer cmake pour pouvoir utiliser ce framework et ensuite mettre le setup (je vous laisse parcourir internet si vous avez des doutes sur l'installation mais ce n'est pas très compliqué. Une fois cmake bien intégré il vous suffit d'installer dlib grâce à la commande conda install -c conda-forge dlib sur Anaconda ou pip install dlib autrement.

Ensuite il vous faudra installer quelques librairies Python qui se trouve dans le fichier requirements.txt et que vous pouvez retrouver ci-dessous :

```
tensorflow>=2.5.0*
keras==2.4.3
imutils==0.5.4
numpy==1.19.5
opencv-python>=4.2.0.32
matplotlib==3.4.1
argparse==1.4.0
scipy==1.6.2
scikit-learn==0.24.1
pillow>=8.3.2
streamlit==0.79.0
```

FIGURE 1 – Prérequis

Les autres sont des librairies déja présente dans le Python de base.

Optionel: Si vous voulez effectuer l'entrainement vous même je vous conseille de faire tourner celui-ci sur un ordinateur avec GPU et pouvant supporter CUDA car en le forçant sur le CPU le travail pourrait durer des heures et voir même ne pas être supporté. (Il existe également des alternatives en ligne permettant de profiter de GPU partagé!)

3 Structure

La structure des différents éléments de l'application est assez clair. On peut retrouver 3 files importants à savoir :

- main.py
- emotion_training.py
- mask_training.py

C'est trois premiers fichiers Python sont respectivement le fichier pour lancer l'application (pour image et vidéo) et les deux suivants sont les fichiers pour entrainer le modèle.

Nous avons également fourni nos detection séparé à savoir mask_detection.py et emotion_detection.py.

Ensuite nous avons également quelques répertoires :

- Les répertoires "dataset"
 - Un répertoire dataset_emotion
 - Un répertoire dataset_mask
- Deux répertoires d' "images"
 - Un répertoire image_saved
 - Un répertoire imageSmiley
- un répertoire model

Les répertoires dataset contiennent toutes les images d'entrainements et de tests séparés en deux pour les images pour les émotions et les images pour le port du masque.

Ensuite les deux répertoires d'images sont pour l'un un répertoire contenant les images qui s'affichent pour remplacer la tête des acteurs de l'application et l'autre est un répertoire pouvant contenir les enregistrement effectué par l'application.

Enfin le dernier répertoire contient tous les différents modèles utilisés dans l'application.

deploy.prototxt	23/11/2021 13:19	PROTOTXT File	30 KB
mask_detector.model	31/12/2021 01:10	MODEL File	11.222 KB
model.json	25/11/2021 22:43	JSON Source File	10 KB
model_weights.h5	25/11/2021 22:43	H5 File	17.556 KB
res10_300x300_ssd_iter_140000.caffemod	23/11/2021 13:19	CAFFEMODEL File	10.417 KB

Figure 2 - Modèles

Rentrons maintenant dans ce dernier. Il y a 5 modèles différents pour trois fonctionnalités en effet deploy.prototxt et res##.caffemodel vont de paire ainsi que le modèle model.jsom et le model_weights.h5. L'explication des ces derniers sera expliqué dans le point fonctionnalité de ce rapport.

Enfin, il reste dans ce dossier un autre dossier dlib-19.9 contenant les informations nécessaires au bon fonctionnement du Framework ainsi qu'un fichier shape_predictor_68_face_landmarks.dat afin de determiner le type de déterminator pour le Framework.

4 Fonctionalité

4.1 Entrainement

Pour l'entrainement les deux entrainements utilisent une réseau neuronal convolutif. Pour l'un il utilise une architecture assez connus (surtout dans les applications mobiles) à savoir MobileNetV2 et dans l'autre on utilise une architecture et un modèle séquentielle plus complexe.

4.1.1 Masque ou pas masque?

Dans un premier temps il faut savoir que pour cet entrainement on utilise un dataset qui comporte deux répertoire à savoir un répertoire with_mask contenant toutes les images de personnes masquées et without_mask contenant toutes les images de personnes sans masques.

La première étape est donc de prendre ces deux répertoires et dans deux nouveaux dossiers virtuels train et test. Pour ce faire on va prendre 80% des photos de with_mask et faire un nouveau dossier virtuel with_mask dans train puis ensuite faire la même opératio avec l'autre répertoire. Ensuite on prend les 20% restant pour faire deux nouveaux dossiers dans test.

Cela a pour avantage d'avoir des échantillons différents pour chaque entrainement. Une fois ce réarrangement effectué on peut rentrer dans le vif du sujet.

L'entrainement utilise d'abord un modèle déja implémenté ayant une architecture comme on peut le voir sur la figure suivante.

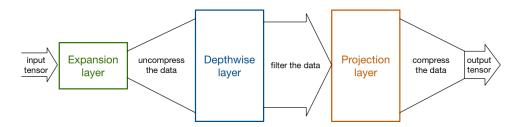


Figure 3 – MobileNetV2 architecture

On va donc utiliser ce modèle que l'ont va venir placer **sur** un modèle plus simple et avec des connections convolutionnelles.

```
headModel = baseModel.output
headModel = AveragePooling2D(pool_size=(7, 7))(headModel)
headModel = Flatten(name="flatten")(headModel)
headModel = Dense(128, activation="relu")(headModel)
headModel = Dropout(0.5)(headModel)
headModel = Dense(2, activation="softmax")(headModel)
```

FIGURE 4 – Modèle convolutionnelle

Comme optimisateur on utilise un optimisateur qui utilise l'algorithme du gradient stochastique et on utilise pas de callback étant donné qu'on a un classement sur deux possibilités et que 20 epochs suffisent à avoir un bon résultat.

Remarque: Nous avons utilisé cette entrainement qui est repris du repo suivant : https://github.com/chandrikadeb7/Face-Mask-Detection car il fonctionne très bien et donne de très bon résultat comme on peut le constater sur la figure ci-après. (LearningRate=1e-4,Epoch=20,BatchSize=32)

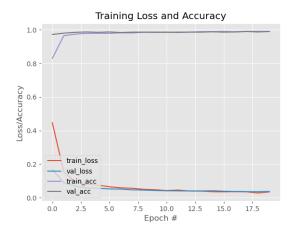


FIGURE 5 – Perte et précision

Enfin une fois l'entrainement terminé on sérialize et on enregistre le modèle. Pour ce faire on le sauve dans un format h5 qui offre la possibilité d'enregistrer un grand nombre de données structurées

4.1.2 Quel émotion?

Pour cet entrainement-ci contrairement au précédent on opte pour un dataset déja "trié" avec 20% de tests et 80% de train. Ceci principalement dans une optique de gain de temps et car l'échantillonage a été logiquement effectué dans de bonnes conditions au préalable. On va donc directement commencer l'entrainement grâce au réseau convolutif de neuronnes.

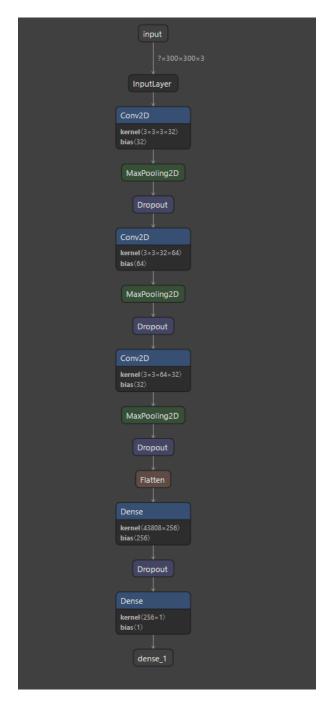


FIGURE 6 – Architecture modèle émotion

Le modèle piur lequel nous avons opté après quelques recherches sur internet est le suivant.

On a 2 systèmes de callbacks. Un qui réduit le learning_rate si le modèle stagne et qui arrete l'entrainement a partir d'un certain learning_rate et un qui enregistre le modèle si c'est le meilleur depuis le début et écrase l'ancien meilleur.

Ensuite on plot le résultat et on enregistre le modèle un peut différemment comme ici nous avons plus de possibilité. On enregistre le modèle dans un fichier .json et les poids dans un fichier .h5

4.2 Exécution

Pour l'exécution nous avons divisé celle-ci pour le rapport en 4 parties à savoir

- 1. La reconnaissance faciale
- 2. La détection des masques
- 3. La détection des émotions
- 4. La détection de l'orientation

A savoir que dans l'application elle se déroule également dans cet ordre.

4.2.1 Reconnaissance faciale

La reconnaissance faciale se passe gràace à un modèle fourni par caffe. En effet on réalise un modèle grâce au deux fichiers prototxt et res10_300x300_ssd_iter_140000.caffemodel. En effet on va détecter grâce à ce modèle un certain nombre de carré avec une certaine confidence. Grâce à un threshold qu'on va imposer on peut récupérer les visages plutôt évidents ou non selon celui-ci. Enfin on va parcourir chaque visage un par un pour passer à l'étape suivante.

Remarque : Nous n'avons pas utilisé haarcascade qui est plus simple car les résultats étaient bien en dessous en terme de reconnaissance faciale.

4.2.2 Détection du masque

Pour cette étape nous chargeons le modèle que nous avons obtenu grâce à l'entrainement et après avoir resize et changer les couleurs de la photos on rentre juste l'image du visage dans le modèle et il nous renvoie une probabilité de masque (et de non masqué) On définit alors un threshold (de 0.5) pour nous et s'il est supérieur on définit le visage comme masqué. Si celui-ci est inférieur alors on passe à l'étape suivante pour détecter l'émotion

4.2.3 Détection de l'émotion

Pour détecter l'émotion sur le visage concerné si celui-ci n'est pas masqué, nous chargeons dans un premier temps le modèle obtenu grâce à l'entrainement. Vu que l'entrainement est effectué en grayscale nous devons dans un premier temps prendre le visage et le resize pour avoir la même taille que le modèle ensuite on introduit l'image dans le modèle qui nous renvoit une probabilité pour chaque émotion (un vecteur de taille 7). Ensuite il suffit de choisir l'index dans le vecteur de la probabilité la plus grande. Et grâce à cet index on obtient l'émotion la plus probable. Une fois l'émotion trouvé ou si la personne est masqué nous passons ensuite à l'étape suivante.

4.2.4 Détection de l'orientation

Une fois l'émotion ou le masque détecté on va passer à la détection de l'orientation de chaque visage. Pour se faire on va utiliser la librairie dlib. Dans un premier temps, on va définir un détecteur, ensuite on va prédire une région d'un visage et on va regarder grâce à différents points sur le visage la position des yeux, de la bouche, du nez etc. Une fois ceux-ci obtenus on va définir l'angle du visage en comparant ceux-ci avec une référence de base. Après quoi nous allons placer le smiley avec l'orientation détecté.

5 Comment utilisé

5.1 Entrainement

Pour effectuer ces entrainements, si vous avez simplement téléchargé le repo Github il vous suffit d'exécuter le fichier Python grâce à python mask_training.py ou bien python emotion_training.py pour entrainer respectivement le modèle pour détecter le masque ou celui pour détecter l'émotion.

Ensuite peut mettre 3 arguments différents :

- --dataset suivi d'un "path" pour définir le path de l'endroit du dossier avec le dataset
- --plot suivi d'un nom d'image pour l'enregistrement du plot de la précision et la perte de l'entrainement
- --model suivi d'un nom de modèle pour enregistrer le modèle avec ce nom

5.2 Exécution

Pour l'exécution de l'application, une fois toutes les différentes dépendances installées et configurées il vous suffit d'exécuter python main.py dans le dossier le contenant. Ceci exécutera l'application avec votre caméra en temps réel. Si vous voulez exécuter l'application sur une image ou une vidéo il vous faudra utiliser les arguments suivant :

- --video suivi du path de la vidéo que vous voulez analyser
- --image suivi du path de l'image que vous voulez analyser

6 Dataset

Il y a deux datasets pour cette application étant donné qu'il y a deux entrainements différents comme expliqué ci-avant. Ces deux datasets sont présentés ci-dessous.

6.1 7 différentes émotions

Pour la partie emotion nous avons utilisé le celèbre Dataset FER contenant un certains nombres d'images pour chaque catégorie comme on peut le voir sur la figure ci-dessous. Ces catégories sont au nombre de 7 à savoir "Angry", "Disgust", "Fear", "Happy", "Neutral", "Sad" et "Surprise". on peut également apercevoir sur les deux dernières lignes que le dataset est divisé en deux parties (une partie entrainement et une partie test) on peut également apercevoir qu'il s'agit de 80%

(0.8*35887=28709.6) pour l'entrainement et 20% pour les tests. (0.2*35887=7177.4)

```
3995 angry images
436 disgust images
4097 fear images
7215 happy images
4965 neutral images
4830 sad images
3171 surprise images
Found 28709 images belonging to 7 classes.
Found 7178 images belonging to 7 classes.
```

Figure 7 – Initialisation dataset pour emotions

Remarque : Il est tout de même important de noter que ce dataset n'est pas énorme et ne contient surtout que des hommes et femmes de type européen ce qui influence assez fort les résultats obtenus.

6.2 Avec ou sans masque

Le Dataset utilisé ici est beaucoup moins populaire et est un mélange de plusieurs en effet, il s'agit d'un Dataset en partie récolté sur le repo suivant : https://github.com/chandrikadeb7/Face-Mask-Detection mais c'est surtout un mélange d'image venant de Kaggle et RMFD (deux sites très populaires de Dataset) contenant uniquement des images de la réalité.

Remarque : Pour ce dataset contrairement à l'autre il y a surtout des personne asiatique néanmoins dans ce cas de figure-ci cela influence les résultats avec moins d'importance.

7 Conclusion

7.1 Objectifs atteints / non atteints

Objectifs	Priorite	Lien	Réalisé?
Reconnaissance faciale pour plu-	1	main.py	100%
sieurs visages			
En temps réel	2		
Detection de l'emotion	1	detect_emotion_video.py	100%
Detection de l'orientation	1	orientation_detection.py	100%
Placement d'une emoji	2	main_py	100%
Detection d'une personne masqué	3	mask_detection.py	100%
avec emoji adapté			
Application mobile	4	Uniquement des recherches ef-	20%
		fectuées sans implémentation	
Entrainement de l'IA personel	2	emotion_training.py	100%
		mask_training.py	
Rapport + documentation et	1	README + rapport	100%
présentation			

7.2 Pistes d'amélioration

- Se pencher sur l'application mobile
- Emettre plus de possibilité d'argument pour rendre l'application plus scalable
- Etirer le dataset pour s'étendre à d'autres continents
- Améliorer la qualité de la reconnaissance de l'orientation
- Structure et commentaire du code
- Détecter l'orientation avant le masque et l'émotion

8 Références

```
https://github.com/ai-coodinator/Face_orientation
https://github.com/dhruvpandey662/Emotion-detection
https://analyticsindiamag.com/top-8-datasets-available-for-emotion-detection/
https://github.com/atulapra/Emotion-detection
https://github.com/iamcal/emoji-data
http://dlib.net/
https://keras.io/api/
https://github.com/chandrikadeb7/Face-Mask-Detection
https://github.com/opencv/opencv/tree/master
https://on-demand.gputechconf.com/gtc/2015/webinar/deep-learning-course/
getting-started-with-caffe.pdf
https://caffe2.ai/docs/tutorial-models-and-datasets.html
```