



Rapport du Projet d'Apprentissage Profond

Reconnaissance d'émotions humaines

Louis Amoros-Bessède - Rémi Dabrowski - Nathan Gaud
Martin Guidez - Barraud Nathan

Département Sciences du Numérique - Deuxième année
2022-2023

Contents

1	Introduction	3
2	Base de données	4
2.1	Acquérir, annoter et partitionner les données	4
2.2	Utiliser notre base de données	4
3	Pronostique et résultats attendus	4

1 Introduction

Notre projet de reconnaissance d'émotions humaines à l'aide de l'apprentissage profond vise à développer un modèle permettant de reconnaître cinq émotions différentes : la colère, la peur, la joie, la tristesse et la surprise.



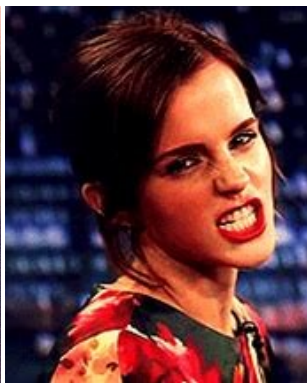
(a) Peur



(b) Tristesse



(c) Joie



(d) Colère



(e) Surprise

Figure 1: Emotions étudiées au cours du projet

2 Base de données

2.1 Acquérir, annoter et partitionner les données

Nous avons utilisé GoogleImages pour collecter un grand nombre d'images pour les 5 émotions choisies et nous les avons annotées manuellement en les plaçant dans des dossiers séparés.

Il n'existe pas de règle absolue pour la répartition des données, mais une méthode courante consiste à répartir les données en utilisant la proportion 80-10-10. Cela signifie que 80% des données sont utilisées pour l'ensemble d'entraînement, 10% pour l'ensemble de validation et 10% pour l'ensemble de test. Nous avons donc utiliser une répartition aléatoire en suivant ces proportions.

Vous trouverez notre base de données dans notre dépôt GitHub dans le dossier "emotions_images".

2.2 Utiliser notre base de données

Pour pouvoir charger et utiliser les images de notre base de données, nous avons créer un script de chargement de ces données que vous pourrez également trouver dans notre dépôt GitHub dans le fichier "Fournitures.ipynb".

3 Pronostique et résultats attendus

Le problème de reconnaissance de 5 émotions à partir d'images est relativement complexe, mais avec une base de données d'un peu plus de 1000 images de bonne qualité et un réseau de neurones convolutif, on peut espérer obtenir des résultats satisfaisants. Le recours à des méthodes telles que le "transfer learning" permettra d'optimiser les performances du modèle, et l'application de techniques de régularisation comme l'augmentation de la base de données devrait permettre de limiter le surapprentissage. Nous pensons pouvoir viser un résultat avoisinant les 80% au moins. Toutefois, les résultats dépendront fortement de la qualité de la base de données, de la complexité de l'architecture du réseau de neurones, des hyperparamètres choisis et du temps d'entraînement alloué.