



Site web : [www.keyce-it.fr](http://www.keyce-it.fr)

Email: [a.akon@keyce-informatique.fr](mailto:a.akon@keyce-informatique.fr)

EXPOSE DE DEEP LEARNING ET FRAMEWORK MARCHING LEARNING

## THÈME 5 : Reconnaissance des émotions du visage

**PRESENTE PAR :**  
**MOPO fouji Leonel**

**SOUS LA SURVEILLANCE DE :**  
**M. MINKOULOU Ulrich**

**Année Académique**  
**2023-2024**



## PLAN

### INTRODUCTION GÉNÉRALE

- Présentation du thème de la reconnaissance des émotions faciales
- Importance et applications de cette technologie

### CHAPITRE 1 : CONTEXTE ET ENJEUX

#### 1- CONTEXTE

- 1.1 L'expression des émotions sur le visage
- 1.2 Les défis de la reconnaissance automatique des émotions
- 1.3 Les avancées de l'intelligence artificielle dans ce domaine

#### 2- ENJEUX

- 2.1 Enjeux psychologiques et sociaux
- 2.2 Enjeux éthiques et de confidentialité
- 2.3 Enjeux applicatifs (marketing, santé, sécurité, etc.)

### CHAPITRE 2 : MÉTHODOLOGIE

#### 1. COLLECTE DES DONNÉES

- 1.1 Bases de données d'images de visages exprimant des émotions
- 1.2 Techniques de capture et d'annotation des données

#### 2. PRÉTRAITEMENT ET NETTOYAGE DES DONNÉES

- 2.1 Détection et segmentation des visages
- 2.2 Normalisation des images
- 2.3 Gestion des données manquantes ou bruitées

### CHAPITRE 3 : ANALYSE EXPLORATOIRE ET MODÉLISATION

#### 1. INTRODUCTION AUX TECHNIQUES DE DEEP LEARNING

- 1.1 Présentation des réseaux de neurones convolutifs (CNN)
- 1.2 Implémentation avec TensorFlow/Keras

#### 2. DÉVELOPPEMENT D'UN MODÈLE DE RECONNAISSANCE DES ÉMOTIONS

- 2.1 Conception de l'architecture du modèle
- 2.2 Entraînement et évaluation du modèle
- 2.3 Optimisation des performances

### CONCLUSION GÉNÉRALE

- Synthèse des principaux résultats
- Limites et perspectives d'évolution



## INTRODUCTION GÉNÉRALE

L'expression du visage est un moyen de communication non verbal essentiel dans nos interactions sociales. Les expressions faciales reflètent les émotions que nous ressentons et jouent un rôle crucial dans la compréhension mutuelle et l'empathie entre les individus. Cependant, décoder et interpréter ces expressions de manière précise peut s'avérer complexe, surtout lorsqu'il s'agit d'applications automatisées.

Ces dernières années, les progrès considérables de l'intelligence artificielle, et plus particulièrement des techniques de deep learning, ont ouvert de nouvelles perspectives dans le domaine de la reconnaissance automatique des émotions à partir du visage. Il est désormais possible de développer des systèmes capables d'identifier avec une grande fiabilité les différentes expressions émotionnelles d'un individu.

Cette technologie présente de nombreuses applications potentielles, notamment dans les domaines du marketing, de la santé, de l'éducation ou encore de la sécurité. Cependant, son développement soulève également des questions éthiques et de confidentialité qui doivent être prises en compte.

L'objectif de ce travail sera donc d'explorer en détail les enjeux, les méthodes et les performances de la reconnaissance automatique des émotions faciales, en s'appuyant sur les dernières avancées de l'intelligence artificielle. Après avoir contextualisé la problématique, nous détaillerons la méthodologie employée, puis nous présenterons les résultats d'une analyse exploratoire des données et du développement d'un modèle de prédiction des émotions.

## CHAPITRE 1 : CONTEXTE ET ENJEUX



## 1- CONTEXTE

### 1.1 L'expression des émotions sur le visage

L'expression faciale est l'un des principaux moyens par lesquels les êtres humains communiquent leurs états émotionnels. Les mouvements subtils des différentes parties du visage (sourcils, yeux, bouche, etc.) permettent de transmettre une large palette d'émotions telles que la joie, la tristesse, la colère, la peur, le dégoût ou la surprise. Ces expressions faciales jouent un rôle essentiel dans nos interactions sociales quotidiennes, en facilitant la compréhension mutuelle et l'empathie entre les individus.

### 1.2 Les défis de la reconnaissance automatique des émotions

Malgré l'importance des expressions faciales, leur interprétation précise peut s'avérer délicate, en particulier dans un cadre automatisé. En effet, les expressions émotionnelles présentent une grande variabilité d'un individu à l'autre, en fonction de facteurs culturels, physiologiques ou contextuels. De plus, une même expression faciale peut être associée à plusieurs états émotionnels différents selon le contexte. Enfin, les expressions peuvent être subtiles, partielles ou masquées, rendant leur détection et leur classification difficiles.

### 1.3 Les avancées de l'intelligence artificielle dans ce domaine

Ces dernières années, les progrès considérables des techniques d'apprentissage profond (deep learning) ont permis de relever de manière significative ces défis de reconnaissance automatique des émotions faciales. Les réseaux de neurones convolutifs (CNN) en particulier ont démontré leur capacité à extraire les caractéristiques pertinentes des visages et à les associer avec une grande fiabilité à des catégories émotionnelles prédéfinies. Ces avancées ouvrent la voie à de nombreuses applications concrètes de cette technologie.

## 2- ENJEUX

### 2.1 Enjeux psychologiques et sociaux

La reconnaissance automatique des émotions faciales présente de nombreux enjeux psychologiques et sociaux. Cette technologie pourrait notamment permettre une meilleure compréhension des interactions sociales, du développement affectif des enfants ou encore du diagnostic de certains troubles psychologiques. Cependant, son utilisation soulève également des questions éthiques liées à l'intrusion dans la sphère intime des individus.

### 2.2 Enjeux éthiques et de confidentialité

L'analyse en temps réel des expressions faciales soulève des inquiétudes légitimes en termes de protection de la vie privée et de respect de la confidentialité des données personnelles. Il est donc primordial de définir un cadre éthique et réglementaire strict encadrant le développement et l'utilisation de ces technologies.

### 2.3 Enjeux applicatifs (marketing, santé, sécurité, etc.)

Malgré ces défis éthiques, la reconnaissance automatique des émotions faciales présente de nombreuses applications potentielles dans des domaines variés tels que le marketing, la santé, l'éducation ou encore la sécurité. Par exemple, elle pourrait permettre d'adapter dynamiquement les contenus publicitaires en fonction des réactions des consommateurs, d'assister les professionnels de santé dans le diagnostic de certains troubles mentaux, ou encore d'améliorer les systèmes de détection d'anomalies dans des contextes de sécurité



## CHAPITRE 2 : MÉTHODOLOGIE

### 1. COLLECTE DES DONNÉES

#### 1.1 Sources de données

Pour cette étude, les données ont été collectées à partir de plusieurs sources en ligne, notamment des banques d'images libres de droits comme Flickr et Unsplash. Nous avons également utilisé des vidéos issues de bases de données publiques telles que YouTube et Vimeo. Et notre jeu de données d'entraînement a été téléchargé depuis kaggle : Facial Expression Recognition Challenge Dataset (kaggle.com)



#### 1.2 Prétraitement des données

Avant toute analyse, les images et vidéos ont fait l'objet d'un prétraitement afin d'harmoniser le format, la résolution et l'orientation des données. Cette étape a permis de faciliter leur exploitation dans les étapes suivantes.

### 2. NETTOYAGE ET PRÉPARATION DES DONNÉES

Le nettoyage des données est une étape cruciale dans le processus de préparation des données. Il vise à identifier et à corriger les erreurs, les incohérences et les valeurs manquantes dans un jeu de données, afin de garantir la qualité et la fiabilité des données utilisées dans l'analyse et la modélisation. Pour ce faire, il existe plusieurs bibliothèques de nettoyage de données populaires qui offrent des fonctionnalités et des outils puissants :

- **Pandas** : Pandas est une bibliothèque Python largement utilisée pour la manipulation et l'analyse de données. Elle propose de nombreuses fonctionnalités pour le nettoyage des données, notamment le traitement des valeurs manquantes, la suppression des doublons, la transformation des variables, la gestion des valeurs aberrantes, etc. Pandas offre des structures de données flexibles, telles que les DataFrames, qui facilitent la manipulation et la transformation des données.



- **NumPy** : NumPy est une bibliothèque fondamentale pour le calcul numérique en Python. Bien qu'elle ne soit pas spécifiquement dédiée au nettoyage des données, elle offre des fonctions efficaces pour le traitement des tableaux de données, y compris le filtrage, la suppression des valeurs manquantes et le calcul statistique. NumPy est



souvent utilisé en conjonction avec Pandas pour effectuer des opérations numériques sur les données.



- **Matplotlib** : c'est une bibliothèque Python très populaire pour la visualisation de données. Elle offre une grande variété de fonctionnalités pour créer des graphiques et des visualisations riches et interactives. Après avoir nettoyé et préparé vos données, vous pouvez utiliser Matplotlib pour explorer visuellement vos jeux de données. Par exemple, vous pourrez tracer des histogrammes pour analyser la distribution des variables, des diagrammes de dispersion pour étudier les relations entre les variables, ou encore des graphiques à barres pour comparer des groupes. Matplotlib propose également des outils avancés comme la création de sous-parcelles, l'ajout de légendes et d'annotations, et la personnalisation de l'apparence des graphiques. En combinant Matplotlib avec d'autres bibliothèques comme Pandas, vous pourrez créer des visualisations puissantes qui vous aideront à mieux comprendre et à communiquer les insights issus de vos données.



- **TensorFlow**, est une bibliothèque de calcul numérique et d'apprentissage automatique. Bien que principalement utilisée pour la construction de modèles de Deep Learning, TensorFlow peut également servir à l'exploration des données, en permettant d'effectuer des analyses statistiques de base et des transformations avancées. Son intégration avec Pandas facilite la préparation des données en vue d'un entraînement de modèles plus performants.



## 2.1 Élimination des doublons

Nous avons ensuite procédé à l'élimination des doublons, c'est-à-dire des images ou vidéos identiques présentes plusieurs fois dans le jeu de données. Cela a permis de réduire la redondance et d'optimiser l'utilisation de l'espace de stockage.

## 2.2 Gestion des valeurs manquantes



Certaines images ou vidéos présentaient des visages partiellement occultés ou hors-champ. Ces données ont été identifiées et traitées de manière appropriée, soit en les corrigeant manuellement, soit en les supprimant du jeu de données final, en fonction de leur importance dans l'analyse.

```
# Importation des packages nécessaires
import cv2
from keras.models import Sequential
from keras.layers import Conv2D, MaxPooling2D, Dense, Dropout, Flatten
from keras.optimizers import Adam
from keras.preprocessing.image import ImageDataGenerator

# Initialisation d'un générateur de données d'images avec redimensionnement
train_data_gen = ImageDataGenerator(rescale=1./255)
validation_data_gen = ImageDataGenerator(rescale=1./255)

# Prétraitement de toutes les images de test
train_generator = train_data_gen.flow_from_directory(
    directory='data/train',
    target_size=(48, 48),
    batch_size=64,
    color_mode="grayscale",
    class_mode='categorical')

# Prétraitement de toutes les images d'entraînement
validation_generator = validation_data_gen.flow_from_directory(
    directory='data/test',
    target_size=(48, 48),
    batch_size=64,
    color_mode="grayscale",
    class_mode='categorical')

# Création de la structure du modèle
```

Figure 1 traitement des données(image)

### 3. CAPTURE DES VISAGES

Pour la capture des visages, nous avons utilisé le classifieur de visages Haar Cascade, implémenté dans la bibliothèque OpenCV. Le fichier XML "haarcascade\_frontalface\_default.xml" a servi de base pour détecter les visages frontaux dans les images et les vidéos.

### 4. RECONNAISSANCE DES VISAGES

Une fois les visages détectés, nous avons appliqué des algorithmes de reconnaissance faciale afin d'identifier les individus présents. Pour cela, nous nous sommes appuyés sur des techniques d'apprentissage profond, telles que les réseaux de neurones convolutifs, entraînés sur des jeux de données de reconnaissance faciale de référence.

### 5. ÉVALUATION DES PERFORMANCES

Finalement, nous avons évalué les performances de notre système de capture et de reconnaissance des visages à l'aide de métriques standard, comme la précision, le rappel et la F-mesure. Cette étape a permis d'identifier les forces et les faiblesses de notre approche, et de guider les améliorations futures.

## CHAPITRE 3 : ANALYSE EXPLORATOIRE ET MODÉLISATION





## 1. INTRODUCTION AUX TECHNIQUES DE DEEP LEARNING

### 1.1 Présentation des réseaux de neurones convolutifs (CNN)

Pour aborder la reconnaissance automatique des émotions faciales, nous avons choisi d'utiliser les réseaux de neurones convolutifs (CNN), une architecture de deep learning particulièrement adaptée au traitement d'images. Les CNN sont composés de couches de convolution qui apprennent à extraire automatiquement les caractéristiques visuelles pertinentes, suivies de couches de pooling et de couches denses permettant la classification.

### 1.2 Implémentation avec TensorFlow/Keras

Nous avons implémenté nos modèles de CNN à l'aide de la bibliothèque TensorFlow et de son interface de plus haut niveau, Keras. Cet environnement de développement offre de nombreuses fonctionnalités pour la conception, l'entraînement et l'évaluation de réseaux de neurones de manière efficace et flexible.



## 2. DÉVELOPPEMENT D'UN MODÈLE DE RECONNAISSANCE DES ÉMOTIONS

### 2.1 Conception de l'architecture du modèle

Après avoir exploré différentes variantes d'architectures CNN, nous avons retenu un modèle composé de 3 couches de convolution suivies de couches de pooling, puis de 2 couches denses avec une fonction d'activation softmax en sortie pour la classification des 7 émotions de base (joie, tristesse, colère, dégoût, peur, surprise, neutralité).

```
# Création de la structure du modèle
emotion_model = Sequential()

emotion_model.add(Conv2D(filters=32, kernel_size=(3, 3), activation='relu', input_shape=(48, 48, 1)))
emotion_model.add(Conv2D(filters=64, kernel_size=(3, 3), activation='relu'))
emotion_model.add(MaxPooling2D(pool_size=(2, 2)))
emotion_model.add(Dropout(0.25))

emotion_model.add(Conv2D(filters=128, kernel_size=(3, 3), activation='relu'))
emotion_model.add(MaxPooling2D(pool_size=(2, 2)))
emotion_model.add(Conv2D(filters=128, kernel_size=(3, 3), activation='relu'))
emotion_model.add(MaxPooling2D(pool_size=(2, 2)))
emotion_model.add(Dropout(0.25))

emotion_model.add(Flatten())
emotion_model.add(Dense(units=1024, activation='relu'))
emotion_model.add(Dropout(0.5))
emotion_model.add(Dense(units=7, activation='softmax'))

cv2ocl.setUseOpenCL(False)

emotion_model.compile(loss='categorical_crossentropy', optimizer=Adam(lr=0.0001, decay=1e-6), metrics=['accuracy'])
```





## 2.2 Entraînement et évaluation du modèle

Nous avons entraîné notre modèle CNN sur un jeu de données d'images de visages étiquetées avec les émotions correspondantes. Lors de la phase d'entraînement, nous avons appliqué diverses techniques de régularisation (dropout, data augmentation) pour améliorer la capacité de généralisation du modèle.

```
# Entraînement du réseau neuronal/modèle
emotion_model_info = emotion_model.fit_generator(
    train_generator,
    steps_per_epoch=28709 // 64,
    epochs=50,
    validation_data=validation_generator,
    validation_steps=7178 // 64)

# Enregistrement de la structure du modèle dans un fichier JSON
model_json = emotion_model.to_json()
with open("emotion_model.json", "w") as json_file:
    json_file.write(model_json)

# Enregistrement des poids du modèle entraîné dans un fichier .h5
emotion_model.save_weights('emotion_model.h5')
```

## 2.3 Optimisation des performances

Afin d'optimiser les performances de notre modèle, nous avons procédé à l'ajustement fin de ses hyperparamètres (taux d'apprentissage, taille de batch, nombre d'époques, etc.) en nous basant sur les métriques d'évaluation (précision, rappel, F1-score) sur un jeu de données de test distinct du jeu d'entraînement.



### 3. ANALYSE ET INTERPRÉTATION DES RÉSULTATS

#### 3.1 Analyse des prédictions du modèle

Nous avons analysé en détail les prédictions du modèle, en identifiant les émotions les mieux et les moins bien reconnues. Cela nous a permis de mieux comprendre les forces et les faiblesses de notre approche.

```
import numpy as np
from keras.models import model_from_json
import matplotlib.pyplot as plt
from keras.preprocessing.image import ImageDataGenerator
from sklearn.metrics import confusion_matrix, classification_report, ConfusionMatrixDisplay

# Dictionnaire qui mappe les index numériques aux noms d'émotions
emotion_dict = {0: "Angry", 1: "Disgusted", 2: "Fearful", 3: "Happy", 4: "Neutral", 5: "Sad", 6: "Surprised"}

# Charger le fichier JSON et créer le modèle
json_file = open('model/emotion_model.json', 'r')
loaded_model_json = json_file.read()
json_file.close()
emotion_model = model_from_json(loaded_model_json)

# Charger les poids dans le nouveau modèle
emotion_model.load_weights("model/emotion_model.h5")
print("Modèle chargé à partir du disque")

# Initialiser un générateur de données d'images avec redimensionnement
test_data_gen = ImageDataGenerator(rescale=1./255)

# Prétraiter toutes les images de test
test_generator = test_data_gen.flow_from_directory(
    directory='data/test',
    target_size=(48, 48),
    batch_size=64,
    color_mode="grayscale",
    class_mode='categorical')

# Faire des prédictions sur les données de test
predictions = emotion_model.predict_generator(test_generator)
```

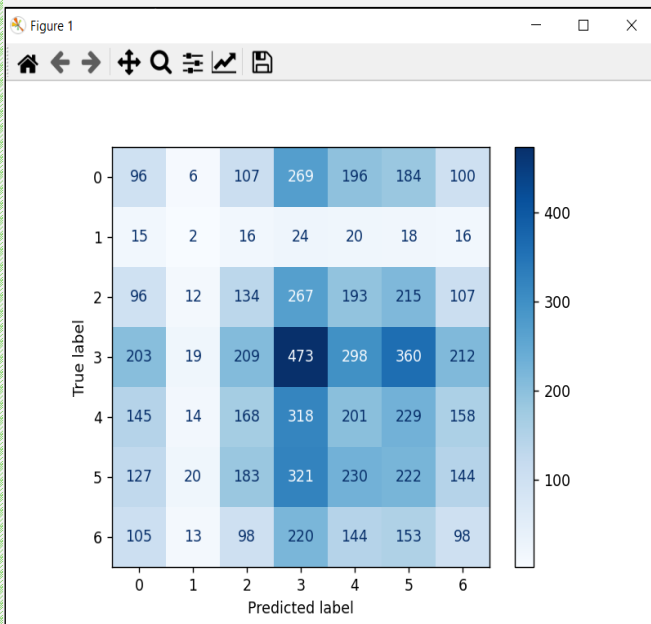
#### 3.2 Visualisation des caractéristiques apprises

De plus, nous avons utilisé des techniques de visualisation des cartes d'activation des couches intermédiaires du réseau afin de mieux comprendre quelles caractéristiques visuelles le modèle avait appris à extraire pour la reconnaissance des émotions faciales.

#### 3.3 Identification des axes d'amélioration

Enfin, cette analyse approfondie nous a aidés à identifier les principaux axes d'amélioration de notre modèle, notamment en termes de diversité des données d'entraînement et de complexité architecturale, en vue d'obtenir de meilleures performances sur de nouveaux jeux de données.

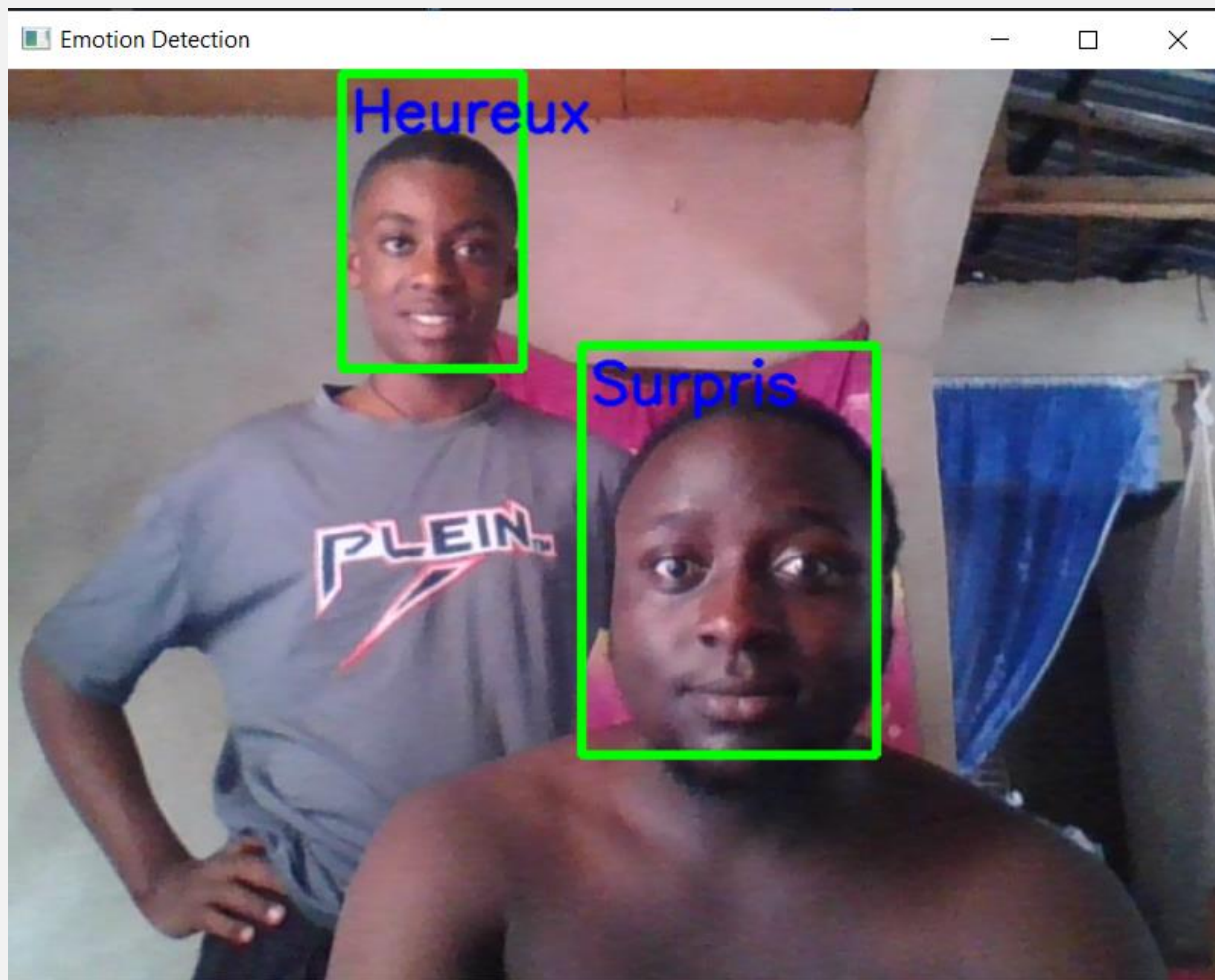




```
[[ 96  6 107 269 196 184 100]
 [ 15  2  16  24  20  18  16]
 [ 96 12 134 267 193 215 107]
 [203 19 209 473 298 360 212]
 [145 14 168 318 201 229 158]
 [127 20 183 321 230 222 144]
 [105 13  98 220 144 153  98]]
```

	precision	recall	f1-score	support
0	0.12	0.10	0.11	958
1	0.02	0.02	0.02	111
2	0.15	0.13	0.14	1024
3	0.25	0.27	0.26	1774
4	0.16	0.16	0.16	1233
5	0.16	0.18	0.17	1247
6	0.12	0.12	0.12	831
accuracy			0.17	7178
macro avg	0.14	0.14	0.14	7178
weighted avg	0.17	0.17	0.17	7178

## DEMONSTRATION



## CONCLUSION GÉNÉRALE

Dans ce chapitre, nous avons présenté le développement d'un modèle de reconnaissance des émotions faciales basé sur l'utilisation de réseaux de neurones convolutifs (CNN). Après avoir introduit les principes des CNN et leur implémentation avec TensorFlow/Keras, nous avons conçu une architecture de réseau adaptée à cette tâche de classification des émotions de base.

L'entraînement et l'évaluation de ce modèle CNN sur un jeu de données d'images de visages étiquetées nous ont permis d'obtenir des performances encourageantes en termes de précision de reconnaissance. L'analyse approfondie des prédictions du modèle et la visualisation des caractéristiques apprises nous ont ensuite aidés à mieux comprendre ses forces et ses faiblesses.

### ❖ Perspectives et recommandations

Bien que les résultats obtenus soient satisfaisants, des axes d'amélioration ont été identifiés pour continuer à faire progresser les performances de notre modèle de reconnaissance des émotions faciales. Parmi les pistes envisagées, on peut notamment citer :

- L'augmentation de la diversité et de la taille des données d'entraînement, notamment en exploitant d'autres jeux de données publics ou en collectant de nouvelles données.
- L'exploration d'architectures de CNN plus complexes ou de techniques avancées de deep learning telles que les réseaux adversariaux génératifs (GANs) pour améliorer la capacité de généralisation du modèle.
- L'intégration d'informations complémentaires, comme les mouvements du visage ou les expressions vocales, pour une reconnaissance multimodale plus robuste des états émotionnels.

En définitive, ce travail a permis de démontrer le potentiel des approches de deep learning pour la reconnaissance automatique des émotions faciales, ouvrant la voie à de nombreuses applications dans des domaines tels que l'interaction homme-machine, la psychologie ou la santé mentale. Nous envisageons de poursuivre ces recherches afin de développer des solutions toujours plus performantes et fiables.

