

RECONNAISSANCE DES ÉMOTIONS FACIALES PAR DEEP LEARNING

EN ENVIRONNEMENTS CONTRÔLÉ ET RÉEL

Lobna Labidi et Pr. Yacine Yaddaden

Département de mathématiques, informatique et génie
Université du Québec à Rimouski

UQAR



Problématique

- ✓ La reconnaissance des émotions faciales est un enjeu clé en intelligence artificielle (santé, sécurité, interaction homme-machine).
 - ✓ Les données se répartissent en deux catégories : conditions contrôlées et conditions réelles (*in-the-wild*).
 - ✓ Les modèles performants en conditions contrôlées généralisent difficilement aux situations réelles.
- ⇒ Comment concevoir un modèle robuste capable de fonctionner efficacement en conditions réelles ?

Objectifs

- ✓ Mettre en place un système de reconnaissance des émotions faciales.
 - ✓ Étudier l'influence des conditions d'acquisition sur les performances.
 - ✓ Améliorer la robustesse du modèle face aux variations réelles.
- ⇒ Proposer une approche capable de généraliser efficacement.

Base de données

- ✓ **RAFD** : images d'expressions faciales acquises en laboratoire, dans des conditions contrôlées.

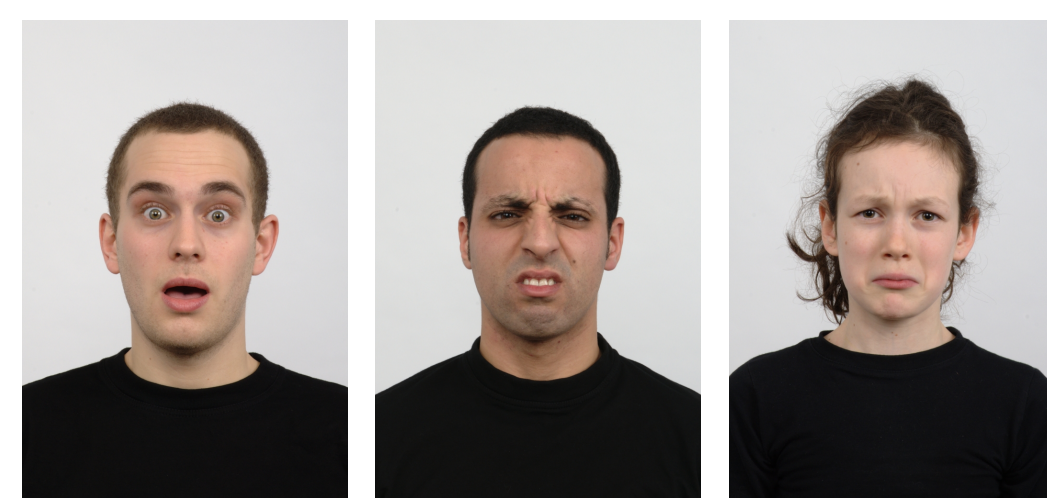


FIGURE 1 – Exemples d'images de la base RAFD

- ✓ **RAF-DB** : images issues d'environnements réels (*in-the-wild*), avec forte variabilité.

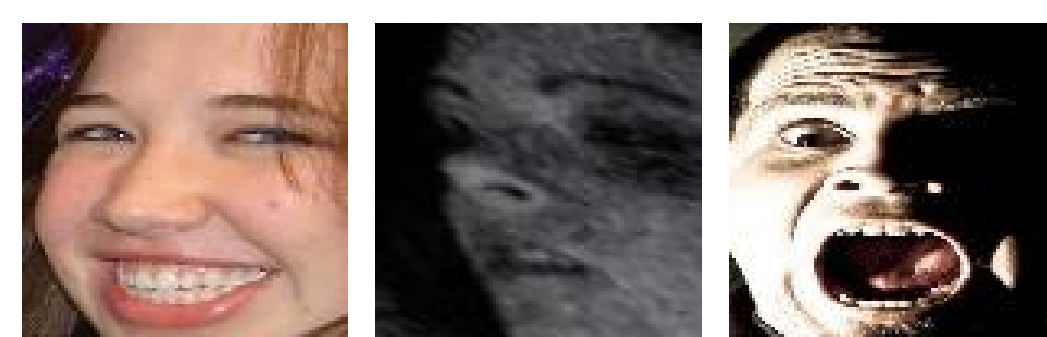


FIGURE 2 – Exemples d'images de la base RAF-DB

Méthodologie suivie

Notre approche repose sur deux pipelines : un premier en conditions contrôlées et un second adapté aux conditions réelles. Une architecture globale commune est adoptée, avec des adaptations pour améliorer la robustesse sur des données *in-the-wild* (Fig. 3).

Le processus, validé par validation croisée, comprend :

- **Prétraitement** : MediaPipe est utilisé pour une détection et un alignement précis des visages.
- **Extraction des caractéristiques** : EfficientNet est choisi pour ses performances élevées et sa capacité à extraire des représentations discriminantes et généralisables.
- **Classification** : Ridge (pipeline 1) pour sa simplicité et sa stabilité, et SVM à noyau RBF (pipeline 2) pour modéliser des relations non linéaires.

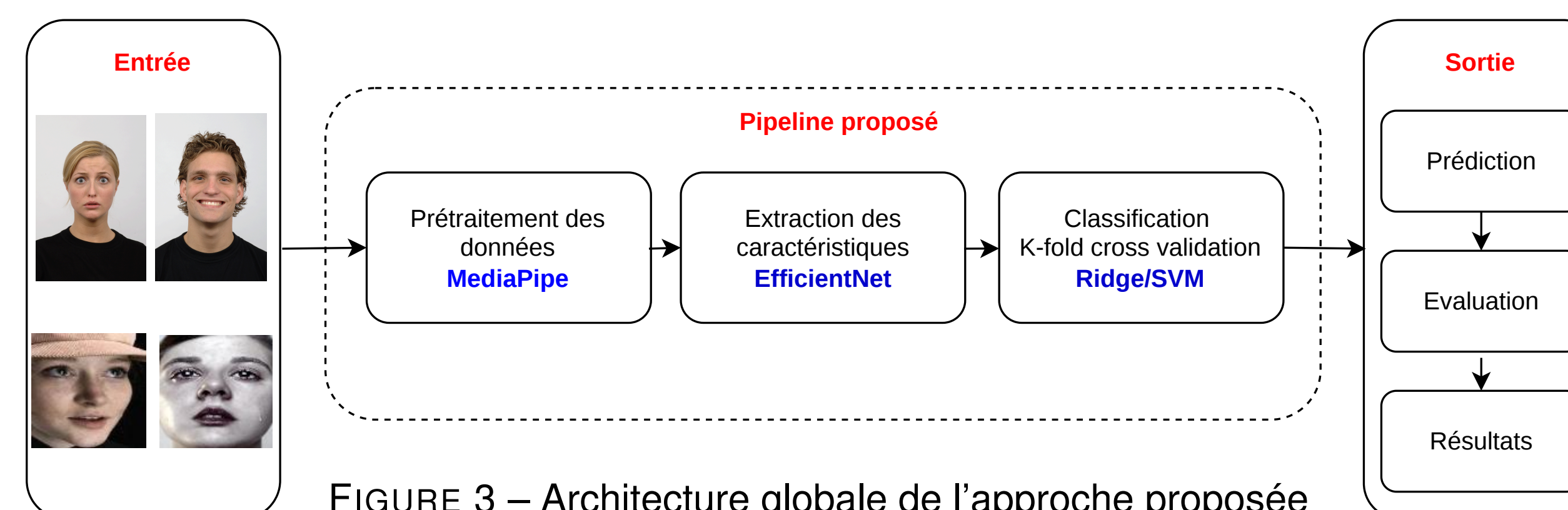


FIGURE 3 – Architecture globale de l'approche proposée

Partie 1 - Pipeline en conditions contrôlées (RAFD)

- Données acquises dans un environnement contrôlé avec faible variabilité (pose, éclairage).
- Extraction des caractéristiques avec EfficientNet-B3 (vecteur 1536), offrant un bon compromis entre performance et coût.
- Classification avec Ridge, sélectionné via PyCaret pour ses performances et sa simplicité.

Partie 2 - Pipeline en conditions réelles (RAF-DB)

- Données *in-the-wild* caractérisées par une forte variabilité (pose, occlusion, éclairage).
- Utilisation de EfficientNet-B5 (vecteur 2048) avec fine-tuning pour extraire des caractéristiques plus robustes.
- Classification avec SVM (noyau RBF), mieux adapté à la non-linéarité et à la complexité des données.

Résultats

Cette section présente les performances des deux pipelines, évaluées par l'exactitude, la précision, le rappel, le score F1 et les matrices de confusion dans les deux environnements.

- **Environnement contrôlé – RAFD (pipeline 1)**
Exactitude : 0.8731

TABLE 1 – Rapport de classification

	précision	rappel	f1-score
Peur	0.92	0.91	0.92
Colère	0.91	0.93	0.92
Mépris	0.66	0.72	0.69
Dégoût	1.00	0.99	0.99
Joie	1.00	0.97	0.98
Neutre	0.67	0.67	0.67
Tristesse	0.88	0.88	0.88
Surprise	0.97	0.93	0.95

TABLE 2 – Matrice de confusion

	Peur	Colère	Mépris	Dégoût	Joie	Neutre	Tristesse	Surprise
Peur	61	0	0	0	0	1	3	2
Colère	0	62	1	0	0	2	2	0
Mépris	0	1	48	0	0	17	1	0
Dégoût	0	0	1	66	0	0	0	0
Joie	0	0	1	0	65	1	0	0
Neutre	0	0	21	0	0	45	1	0
Tristesse	1	5	1	0	0	1	59	0
Surprise	4	0	0	0	0	0	1	62

- **Environnement réel (in the wild) – RAF-DB (pipeline 2)**
Exactitude : 0.9215

TABLE 3 – Rapport de classification

	précision	rappel	f1-score
Surprise	0.96	0.94	0.95
Peur	0.93	0.93	0.93
Dégoût	0.87	0.90	0.88
Joie	0.95	0.94	0.95
Tristesse	0.91	0.91	0.91
Colère	0.97	0.91	0.94
Neutre	0.87	0.92	0.89

TABLE 4 – Matrice de confusion

	Surprise	Peur	Dégoût	Joie	Tristesse	Colère	Neutre
Surprise	322	5	5	1	2	1	9
Peur	5	331	4	3	4	3	5
Dégoût	0	0	318	6	10	4	17
Joie	1	2	9	335	4	0	4
Tristesse	2	5	9	1	324	3	11
Colère	2	10	9	4	4	322	4
Neutre	4	4	10	2	7	0	328

Conclusion et perspectives

- ✓ Le pipeline proposé assure une reconnaissance efficace des émotions.
 - ✓ EfficientNet avec fine-tuning et SVM améliore les performances.
- ⇒ Tester le pipeline 2 sur RAFD pour analyser ses performances en conditions contrôlées.

Références

[1] Yaddaden, Y. (2022). An efficient facial expression recognition system with appearance-based fused descriptors, *Intell. Syst. Appl.*, 17 (2023), 200166.

[2] Yaddaden, Y. (2025). Efficient Dynamic Emotion Recognition from Facial Expressions using Statistical Spatio-Temporal Geometric Features. *Big Data and Cognitive Computing*, 9(8), 213.