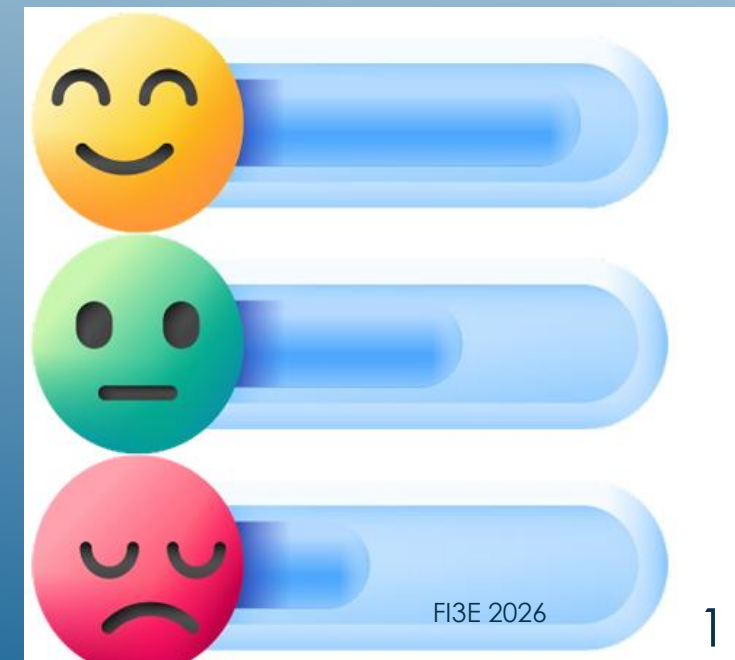


RECONNAISSANCE DES ÉMOTIONS FACIALES À TRAVERS DES CARACTÉRISTIQUES PROFONDES.

Présentée par : Yaye Dieynaba Fall

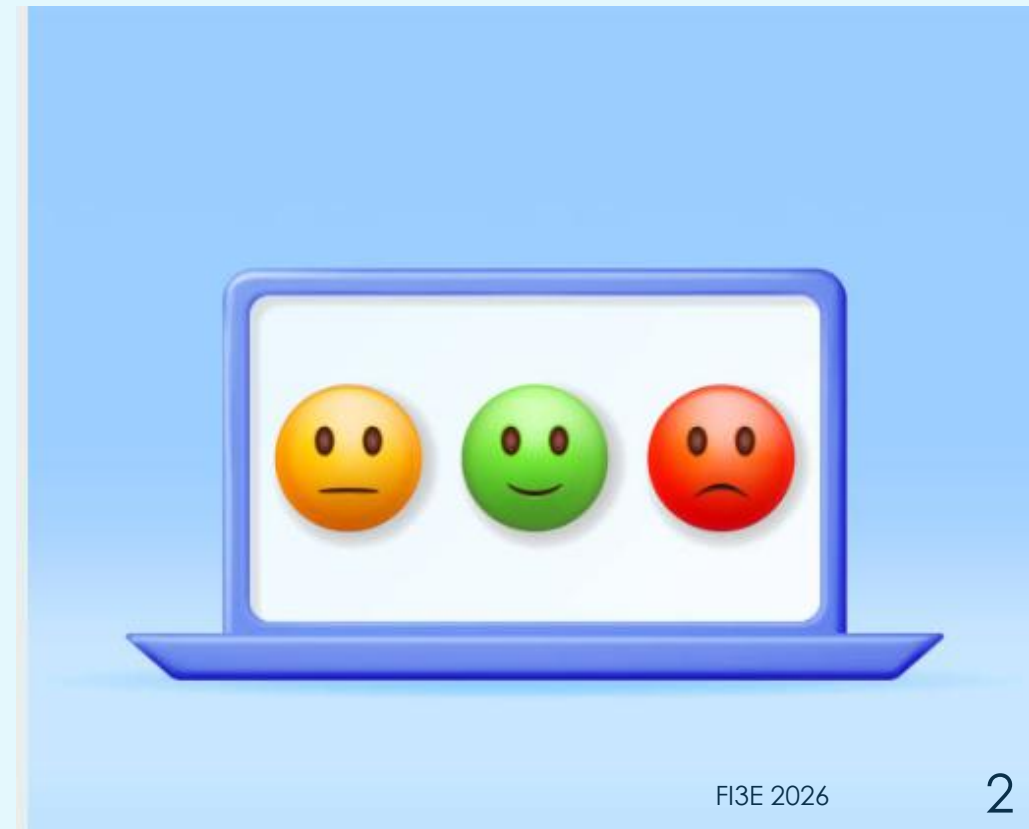
Professeur: Yacine Yaddaden

Date: 29 Avril 2026



Plan

- ✓ Introduction
- ✓ Objectifs
- ✓ Méthodologie
- ✓ Évaluation
- ✓ Résultats
- ✓ Conclusion



Introduction

La reconnaissance des expressions faciales (FER) permet de convertir les expressions humaines en données afin d'identifier automatiquement les émotions.

Applications :

- Interaction homme-machine
- Santé et psychologie
- Sécurité.

Problème :

- Variabilité des expressions
- Conditions d'acquisition (éclairage, pose)
- Faible quantité de données.

Objectifs

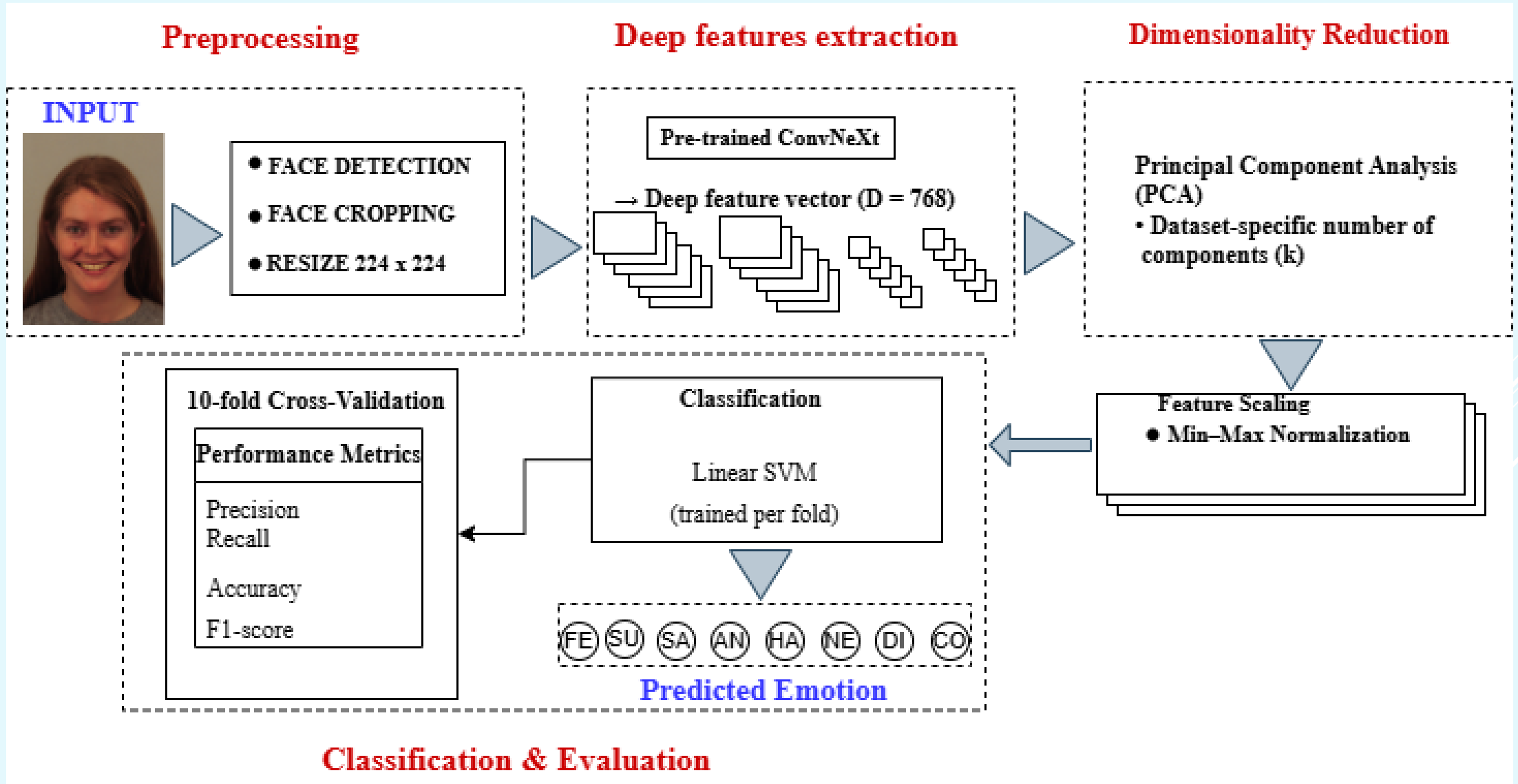
Objectif principal :

Concevoir un système efficace de reconnaissance des émotions faciales basé sur des caractéristiques profondes.

Objectifs spécifiques :

- Utiliser ConvNeXt pré-entraîné pour extraire des caractéristiques robustes
- Réduire la dimension via PCA adapté à chaque base
- Classifier avec un SVM linéaire
- Garantir des résultats robustes et reproductibles.

Systeme propose



Description de la méthodologie proposée



✓ Prétraitement des données



✓ Extraction des caractéristiques



✓ Réduction de dimensionnalité



✓ Classification



✓ Evaluation

Prétraitement

- Détection (MediaPipe)
- Redimensionnement 224×224
- Normalisation ImageNet.



Bases de données

Émotions	JAFFE	WSEFEP	KDEF	RaFD
Peur	30	30	140	67
Surprise	30	30	140	67
Heureux	29	30	140	67
Dégout	28	30	140	67
Colère	30	30	140	67
Triste	30	30	140	67
Mépris	-	-	-	67
Neutre	30	30	140	67
Total	207	210	980	536

Extraction des caractéristiques

Extraction des caractéristiques (ConvNeXt):

- ✓ Modèle pré-entraîné ConvNeXt-Tiny
- ✓ Fine-tuning partiel (couches profondes à partir du stage 2)
- ✓ Extraction de caractéristiques profondes ($D = 768$)
- ✓ Capture des textures, contours et structures faciales.

Sélection des caractéristiques

Application de la PCA pour réduire la dimension des caractéristiques profondes

- Suppression de la redondance et du bruit
- Conservation de l'information discriminante.
- Nombre de composantes :
 - Optimisé pour chaque base de données
 - Sélection empirique via validation croisée (10-fold).

Evaluation

Validation croisée stratifiée à 10 plis

- Chaque échantillon testé une fois
- Évaluation robuste.

Métriques :

- Exactitude
- Précision (macro)
- Rappel (macro)
- F1-score (macro).

Résultats

Observation :

- Meilleure performance sur RaFD
- Résultats stables sur toutes les bases
- PCA améliore la généralisation.

Base de données	Nb images	Exactitude	Précision	Rappel	F1-score	Classes les plus fortes	Classes les plus faibles	Nb composantes PCA
KDEF	980	93.06	0.93	0.93	0.93	Heureux	Peur	256
JAFFE	207	93.14	0.93	0.93	0.93	Neutre	Dégout	205
RaFD	536	96.82	0.97	0.96	0.96	Heureux	Triste	483
WSEFE P	210	89.05	0.89	0.89	0.89	Heureux	Triste	205

MATRICES DE CONFUSION

	FE	SU	HA	DI	AN	SA	NE
FE	90.0	3.3	0.0	3.3	0.0	3.3	0.0
SU	3.3	96.7	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
HA	0.0	0.0	93.1	0.0	0.0	3.4	3.4
DI	7.1	0.0	0.0	89.3	3.6	0.0	0.0
AN	0.0	0.0	0.0	6.7	93.3	0.0	0.0
SA	0.0	0.0	0.0	0.0	3.3	96.7	0.0
NE	0.0	0.0	3.3	0.0	0.0	0.0	93.3

PRÉDIT

JAFFE

	FE	SU	HA	DI	AN	SA	NE
FE	85.0	5.0	0.0	5.0	0.0	5.0	0.0
SU	2.1	97.9	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
HA	0.0	0.0	100.0	0.0	0.0	0.0	0.0
DI	3.6	0.0	0.0	92.1	4.3	0.0	0.0
AN	0.0	0.0	0.0	6.4	93.6	0.0	0.0
SA	0.0	0.0	0.0	0.0	5.0	95.0	0.0
NE	0.0	0.0	2.1	0.0	0.0	0.0	87.9

PRÉDIT

KDEF

MATRICE DE CONFUSION (SUITE)

VRAI		FE	SU	HA	DI	AN	SA	NE
	FE	90.0	0.0	0.0	10.0	0.0	0.0	0.0
	SU	3.3	86.7	0.0	3.3	0.0	6.7	0.0
	HA	0.0	0.0	100.0	0.0	0.0	0.0	0.0
	DI	10.0	3.3	0.0	83.3	3.4	0.0	0.0
	AN	0.0	0.0	0.0	10.0	90.0	0.0	0.0
	SA	0.0	0.0	0.0	0.0	6.7	93.3	0.0
	NE	0.0	0.0	3.3	0.0	0.0	0.0	76.7
			PRÉDIT					

WSEFEP

VRAI		FE	SU	HA	DI	AN	SA	NE	CO
	FE	97.0	0.0	0.0	0.0	0.0	1.5	1.5	0.0
	SU	0.0	97.0	0.0	0.0	0.0	0.0	1.5	1.5
	HA	0.0	0.0	100.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
	DI	0.0	0.0	0.0	98.5	1.5	0.0	0.0	0.0
	AN	0.0	1.5	0.0	0.0	95.5	0.0	3.0	0.0
	SA	1.5	0.0	0.0	0.0	0.0	98.5	0.0	0.0
	NE	0.0	4.5	0.0	0.0	3.0	0.0	92.5	0.0
	CO	0.0	1.5	0.0	0.0	0.0	0.0	4.5	95.5
		PRÉDIT							

RAFD

Conclusion

Pipeline ConvNeXt + PCA + SVM :

- ✓ Performances élevées (jusqu'à 96.82%)
- ✓ Bonne généralisation en faible quantité de données
- ✓ Méthode simple, robuste et reproductible.

Limites :

- Dépendance à la qualité des données (pose, éclairage)
- Perte possible d'information après PCA
- Absence d'information géométrique (Landmark)
- Sensibilité aux petites bases déséquilibrées.

Perspectives :

- Fusion avec des caractéristiques géométriques
- Optimisation de la sélection de caractéristiques
- Extension à des données réelles (conditions non contrôlées).

Références

- [1] Sanoar Hossain, Saiyed Umer, Vijayan Asari, and Ranjeet Ku-mar Rout. A unified framework of deep learning-based facial expression recognition system for diversified applications. *Applied Sciences*, 11(19) :9174, 2021.
- [2] Shan Li and Weihong Deng. Deep facial expression recognition :A survey. *IEEE Transactions on Affective Computing*, 2018.
- [3] Yacine Yaddaden. Efficient dynamic emotion recognition from facial expressions using statistical spatio-temporal geometric features. *Big Data and Cognitive Computing*, 9(8) :213, 2025.
- [4] H. Kassab, M. Bahaa, and A. Hamdi, “Gcf: Graph convolutional networks for facial expression recognition,” in *2024 Intelligent Methods, Systems, and Applications (IMSA)*. IEEE, 2024, pp. 166–171.

MERCI DE VOTRE ATTENTION !