



Université Mohamed Khider de Biskra  
Faculté des sciences et de la technologie  
Département de génie électrique

# MÉMOIRE DE MASTER

Domaine : Sciences et Techniques

Filière : Génie Electrique

Spécialité : Réseaux et télécommunication

Réf. :

---

Présenté et soutenu par :

**BERRACHED khaoula**

Le : 26 juin 2022

## Sélection de bandes dans l'identification de visage multi spectral

---

**Jury:**

<b>Mr.</b> BAARIR zine eddine	<b>Pr</b> Université de Biskra	<b>Président</b>
<b>Mme.</b> BARKAT Aicha	<b>MAA</b> Université de Biskra	<b>Rapporteur</b>
<b>Mr.</b> OUAFI abdel karim	<b>Pr</b> Université de Biskra	<b>Examineur</b>

**Année universitaire: 2021 - 2022**



Université Mohamed Khider de Biskra  
Faculté des sciences et de la technologie  
Département de génie électrique

# MÉMOIRE DE MASTER

Domaine : Sciences et Techniques

Filière : Génie Electrique

Spécialité : Réseaux et télécommunication

Réf. :

---

## Sélection de bandes dans l'identification de visage multi spectral

**Présenté par :** BERRACHED khaoula

**Avis favorable de l'encadreur :** BARKAT Aicha

**Signature Avis favorable du Président du Jury**

**Pr. BAARIR zine eddine**

**Cachet et signature**

# Remerciement

Avant tout, je voudrais remercier **ALLAH** pour tout, Avec dévotion et appréciation, je remercie mes professeurs, **BARKAT Aicha**, Qui a été créditée de m'avoir guidé et aidé à accomplir mes recherches scientifiques. Qu'Allah la récompense de tout le meilleur. Je tiens également à adresser mes sincères remerciements à tous les membres du jury, Et à tous ceux qui m'ont fait part de connaissances au cours de mon parcours académique. Je dédie ce travail à mes **parents** chers qui m'ont soutenu toute ma vie. Et mes chers **frères et sœurs**,

---

# Sommaire

---

Liste des figures .....	I
Liste des tableaux .....	III
Liste des Abréviations .....	IV
Tableau des Notations mathématiques .....	V
Résumé.....	VI
Introduction générale .....	1

## *Chapitre I*

### *Etat de l'art de reconnaissance de visage multi spectral*

<b>I. 1</b>	<b>Introduction .....</b>	<b>4</b>
<b>I. 2</b>	<b>La reconnaissance de visage .....</b>	<b>4</b>
I.2.1	Définition.....	4
I.2.2	Système de reconnaissance de visage.....	4
I.2.3	Principales difficultés de la reconnaissance de visage .....	6
I.2.4	Les classes des techniques de reconnaissance de visages .....	8
I.2.5	Applications reconnaissance de visage .....	9
<b>I. 3</b>	<b>La reconnaissance de visage Multi spectral .....</b>	<b>12</b>
I.3.1	Définition.....	12
I.3.2	Les caractéristiques des images multi spectral .....	12
I.3.3	Objectif de Reconnaissance visage multi spectrale.....	14
I.3.4	Systèmes reconnaissance de visage multi spectrale .....	15
I.3.5	Utilisations du système reconnaissance de visage multi spectrale.....	16
I.3.6	Gammes spectrales utilisées en reconnaissance faciale .....	17
<b>I. 4</b>	<b>Conclusion .....</b>	<b>17</b>

## *Chapitre II*

### *Propriétés des tenseurs et modélisation multidimensionnelle*

<b>II.1</b>	<b>Introduction .....</b>	<b>19</b>
<b>II.2</b>	<b>Réduction et classification de la dimensionnalité du tenseur .....</b>	<b>19</b>
II.2.1	Notations.....	19
II.2.2	Définition d'un tenseur .....	19
II.2.3	Définition mathématique .....	21
II.2.4	Analyse en composantes principales blanchies multilignes (MWPCA) des corps tensoriels.....	25
II.2.4.1	MPCA (Multilinéaire principal Component Analysais).....	25
II.2.4.2	Blanchiment (Whitehead) .....	26
<b>II.3</b>	<b>Conclusion .....</b>	<b>27</b>

## *Chapitre III*

### *Conception et implémentation du système*

<b>III.1</b>	<b>Introduction .....</b>	<b>29</b>
<b>III.2</b>	<b>Environnement matériel et logiciel .....</b>	<b>29</b>
III.2.1	Programme de travail .....	29
<b>III.3</b>	<b>Description de la base de données UWA-HSFD utilisée .....</b>	<b>30</b>
III.3.1	Configuration de notre BDD UWA-HSFD .....	31
<b>III.4</b>	<b>Système suggère pour identifier une image de visage multi spectrale .....</b>	<b>31</b>
III.4.1	Description de l'approche proposée .....	32
III.4.2	Prétraitement d'image .....	32
III.4.3	Extraction de caractéristique par BSIF (Binarized Statistical Image Features) .....	33
III.4.4	Réduction par MWPCA .....	34

III.4.5	Classification par RF (Random Forest) .....	35
III.4.6	Le taux de reconnaissance (taux d'identification) .....	36
<b>III.5</b>	<b>Résultats .....</b>	<b>36</b>
<b>III.6</b>	<b>Conclusion .....</b>	<b>39</b>
	<b>Conclusion générale.....</b>	<b>41</b>

---

# Liste des figures

---

## *Chapitre I*

### *Etat de l'art de reconnaissance de visage multi spectral*

<b>Figure I.1:</b> Système général de reconnaissance de visage.....	5
<b>Figure I.2:</b> Détection de visage.....	5
<b>Figure I.3 :</b> Exemple d'un visage d'une même personne subissant un changement d'éclairage.....	7
<b>Figure I.4 :</b> Exemple d'un visage d'une même personne subissant un changement de pose.....	7
<b>Figure I.5 :</b> Exemples de variation d'expressions.....	8
<b>Figure I.6 :</b> Exemple d'un visage partiellement occulté.....	8
<b>Figure I.7 :</b> Un exemple d'application de contrôle d'accès.....	10
<b>Figure I.8 :</b> Le police Dun état australien fait appel à morpho pour renforce sons système reconnaissance de visage.....	10
<b>Figure I.9:</b> Vidéosurveillance Reconnaissance faciale.....	11
<b>Figure I.10:</b> Exemple de système de reconnaissance faciale de patient.....	11
<b>Figure I.11 :</b> Échantillon de bandes d'images multi spectrales.....	12
<b>Figure I.12:</b> Ensemble d'images. De gauche à droite : image originale couleur, couche correspondante rouge, couche correspondante verte, couche correspondante bleue.....	13
<b>Figure I.13 :</b> Exemple d'image multi spectrale.....	13
<b>Figure I.14:</b> Un autre exemple d'image multi spectrale.....	14
<b>Figure I.15:</b> Ensemble d'images. De gauche à droite : image visible, image infrarouge, image infrarouge thermique.....	14
<b>Figure I.16 :</b> Système générique de reconnaissance faciale multi spectrale.....	15

## *Chapitre II*

### *Propriétés des tenseurs et modélisation multidimensionnelle*

<b>Figure II.1</b> : Exemple d'une représentation tensorielle : (a) deuxième ordre, (b) troisième ordre, (c) quatrième ordre (Séquence vidéo couleur).....	20
<b>Figure II.2</b> : Illustration visuelle des vecteurs en mode k: (a) tenseur $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{8 \times 6 \times 4}$ , (b) vecteurs mode 1, (c) vecteurs mode 2, (d) vecteurs mode 3.....	21
<b>Figure II.3</b> : Illustration visuelle du dépliement 1-mode d'un tenseur du troisième ordre...	22
<b>Figure II.4</b> : Déploiement d'un tenseur d'ordre 3 dans les différents modes.....	23
<b>Figure II.5</b> : Tenseurs mode-k d'un tenseur à 3 voies.....	23
<b>Figure II.6</b> : Illustration visuelle d'un produit mode 1 du tenseur $\mathbf{X}$ du troisième ordre avec une matrice $G$ .....	25

## *Chapitre III*

### *Conception et implémentation du système*

<b>Figure III.1</b> : Fenêtre du Matlab 9.2 / 2017a.....	29
<b>Figure III.2</b> : Un cube hyper spectral de visage d'UWA-HSFD .....	30
<b>Figure III.3</b> : Représentation du tenseur d'ordre 4.....	31
<b>Figure III.4</b> : Architecture du système d'identification de personne multi spectral.....	32
<b>Figure III.5</b> : Image de visage (a) avant et (b) après découpage.....	33
<b>Figure III.6</b> : Image de visage (a) avant (b) après décimation.....	33
<b>Figure III.7</b> : Illustration du classificateur Random Forest.....	36
<b>Figure III.8</b> : Taux d'identification (reconnaissance).....	39

# Liste des tableaux

## *Chapitre I*

### *Etat de l'art de reconnaissance de visage multi spectral*

**Tableau I.1:** des bandes spectrales utilisées en reconnaissance faciale.....17

## *Chapitre II*

### *Propriétés des tenseurs et modélisation multidimensionnelle*

**Tableau II.1:** Exemples de modélisations tensorielles.....21

## *Chapitre III*

### *Conception et implémentation du système*

**Tableau III.1:** les bandes sélectionnées en nombre  $k$  (k-means).....37

**Tableau III.2 :** taux d'identification (TR) en fonction de critère énergie (CE%) à  $k=5$ .....37

**Tableau III.3:** taux d'identification (TR) en fonction de critère énergie (CE%) à  $k=10$ .....37

**Tableau III.4 :** Taux d'identification (TR) selon la norme énergétique (CE%) à toutes les bandes 1:33.....38

## Liste des Abréviations

---

**ACP** : Analyse en composantes principales.

**LDA** : Analyse Discriminante Linéaire.

**RVB (RGB)** : rouge vert bleu.

**MWPCA**: Multilinéaire Whitened Principal Component Analysais.

**MPCA** : Analyse en composantes principales multilinéaire.

**UWA-HSFD**: UWA Hyper spectral Face Data base.

**LBP**: Local Binary Patterns.

**BDD**: Base de données.

**ID**: Identification.

**BSIF**: Binarized Statistical Image Features.

**RF**: Random Forest.

**Nr** : le nombre d'images de test reconnus.

**Nt** : le nombre total des images de test.

**TR**: Le taux de reconnaissance.

**TD** : le taux d'identification

---

# Tableau des Notations mathématiques

Symbole	La designation
$A \in \mathbb{R}^{I_1 \times I_2 \times \dots \times I_N}$	tenseur d'ordre N de dimension $I_1 \times I_2 \times \dots \times I_N$ .
$N$	la taille de la vectrice image.
$I_K$	Dimension de l'espace vectoriel K-modal.
$a_{i_1 i_2 \dots i_N}$	élément d'indice $(i_1 i_2 \dots i_N)$ du tenseur A.
$A^{(k)}$	Matrice dépliant dans le mode K du tenseur A.
$\ A\ _F$	norme de Frobenius du tenseur A.
$\text{Vec}(\mathbf{A})$	représentation vectorielle du tenseur A.
$\text{Dist}(\mathbf{A}, \mathbf{B})$	La distance entre tenseur A et B.
$A_K \text{ Et } B_K$	Les matrices dépliantes des tenseurs $\mathbf{A}$ et $\mathbf{B}$ dans le mode k.
$\bar{A}$	Tenseur moyen de tous les échantillons d'apprentissage.
$U_{(K)}$	Matrice de projection dans le mode K.
$\wedge$	Matrice des vecteurs propres.
$\lambda$	Valeur propre.

**Résumé :**

Le système de reconnaissance des personnes est considéré comme l'une des technologies les plus demandées ces derniers temps, car il a grandement contribué à la protection contre le vol, l'intrusion et autres, car il a conduit au développement de nombreux domaines et l'a rendu plus fiable et sécurisé. Cependant, le système rencontre des problèmes, tels que l'éclairage et les modes qui créent une barrière à l'accès et à l'identification des personnes. Ceci est amélioré en incluant l'image multi spectrale dans le domaine de la reconnaissance faciale qui fait l'objet de notre étude. Nous avons utilisé l'image multi spectrale dans le système de reconnaissance faciale et sélectionné la base de données UWA-HSFD.

Nous avons également utilisé l'algèbre multidimensionnelle pour représenter le cube du visage et réduire les dimensions du tenseur. Enfin, nous avons utilisé un algorithme qui sélectionne les meilleures bandes qui nous ont amené au meilleur taux d'identification.

**Mots clés:**

Reconnaissance de visage, image multi spectrale, algèbre multidimensionnelle,...

**المخلص :**

يعتبر نظام التعرف على الأشخاص من أكثر التقنيات طلباً في الآونة الأخيرة ، حيث ساهم بشكل كبير في الحماية من السرقة والتطفل وغيرها ، حيث أدى إلى تطوير العديد من المجالات وجعلها أكثر موثوقية وأماناً . ومع ذلك ، يواجه النظام مشاكل ، مثل الإضاءة والأوضاع التي تخلق حاجزاً أمام الوصول إلى الأشخاص وتحديد هويتهم. تم تحسين ذلك من خلال تضمين الصورة متعددة الأطياف في مجال التعرف على الوجه وهو موضوع دراستنا. استخدمنا الصورة متعددة الأطياف في نظام التعرف على الوجه واخترنا قاعدة بيانات UWA-HSFD. كما استخدمنا الجبر متعدد الأبعاد لتمثيل مكعب الوجه وتقليل أبعاد الموتر ، وأخيراً استخدمنا خوارزمية تختار أفضل النطاقات التي اوصلتنا الى أفضل معدل تعرف .

**الكلمات المفتاحية :**

التعرف على الوجوه ، الصورة متعددة الأطياف ، الجبر متعدد الأبعاد ، ...

# *Introduction générale*

# Introduction générale

Les systèmes d'identification des personnes ont montré une importance croissante ces derniers temps, car ils ont contribué au développement de nombreux domaines tels que "la sécurité, la surveillance, le contrôle d'accès automatisé...". Apprendre à connaître les gens est une activité quotidienne et routinière. Une fois que nous voyons une personne, nous pouvons l'identifier grâce au cerveau, qui contient des milliers de personnes. Cela lui permet de communiquer avec la personne et de la rechercher dans sa mémoire proche ou lointaine et l'identifier. La même chose s'applique à la machine, car elle a commencé à jouer le rôle d'un humain dans l'identification des personnes, mais le système est confronté à certains problèmes qui entraîneraient un obstacle et une difficulté à accéder et à reconnaître le visage, dont les plus importants sont : "Le problème de positions, d'éclairage et d'expressions faciales..." Cela a conduit à davantage de recherches sur des moyens plus précis d'améliorer les performances du système.

L'image multi spectrale est plus précise dans le domaine de la reconnaissance faciale avec ses multiples bandes, elle peut faire une grande différence pour améliorer le système de reconnaissance faciale et en faire un système plus précis et éliminer le problème des modes, de l'éclairage, etc... Cela nous a amené à l'inclure dans notre système et à utiliser sa base de données UWA-HSDF. L'image multi spectrale se heurte au problème des grandes dimensions qui nous a poussés à développer notre thèse et à essayer de trouver des solutions. La thèse est divisée en trois chapitres :

Dans le premier chapitre: Nous avons parlé en général du système de reconnaissance faciale et de ses principales problématiques, puis nous avons abordé l'utilisation de l'image multi spectrale dans les domaines de l'identification des personnes et le principe de son fonctionnement.

Dans le deuxième chapitre: Nous avons parlé des propriétés du tenseur et de l'algèbre multidimensionnelle qui résoudraient le problème des grandes dimensions et les réduiraient.

Dans le troisième chapitre: Nous avons conçu notre système multi-spectral d'identification des personnes, où nous avons ajouté les algorithmes et la base de données

nécessaires pour que le système fonctionne correctement et avec plus de précision afin d'atteindre le meilleur taux d'identification.

Nous terminerons enfin par une conclusion générale dans laquelle nous résumerons le travail réalisé, et nous donnons quelques suggestions pour améliorer et développer ce système.

Chapitre I

*Etat de l'art de  
reconnaissance de  
visage multi spectral*

## **I. 1 Introduction:**

La reconnaissance faciale permet d'adapter la vérification biométrique à toutes les situations, C'est une technologie très efficace qui est utilisée dans de nombreuses applications liées à la sécurité. Elle est par exemple un outil très fiable pour aider les forces de police à identifier des criminels, ou bien pour permettre aux services de douanes de vérifier l'identité des voyageurs. Actuellement, avec la numérisation des échanges, l'usage de cette technologie est en train de s'étendre au monde des entreprises. Utilisée dans des applications commerciales, la reconnaissance faciale permet par exemple de sécuriser des transactions en ligne. La reconnaissance faciale est sans contact et son utilisation ne nécessite aucun outil spécifique, ce qui en fait la solution idéale pour l'identification de personnes dans une foule ou dans des espaces publics [1]

Déférentes bases de données de visage ont été collectées afin de tester les performances des algorithmes de reconnaissance et des compétitions à l'échelle mondiale sont organisées chaque année pour évaluer les avancées réalisées dans ce domaine. Mais la biométrie de reconnaissance de visage connaît des challenges techniques assez importants du fait que le visage est sujet à de multiples variations liées soit aux conditions d'acquisition (problème d'illumination) soit aux poses et à l'expression [2] .Par rapport à la reconnaissance faciale conventionnelle, l'imagerie multi spectrale peut séparer les informations d'illumination et de réflexion des images faciales [3]

## **I. 2 La reconnaissance de visage:**

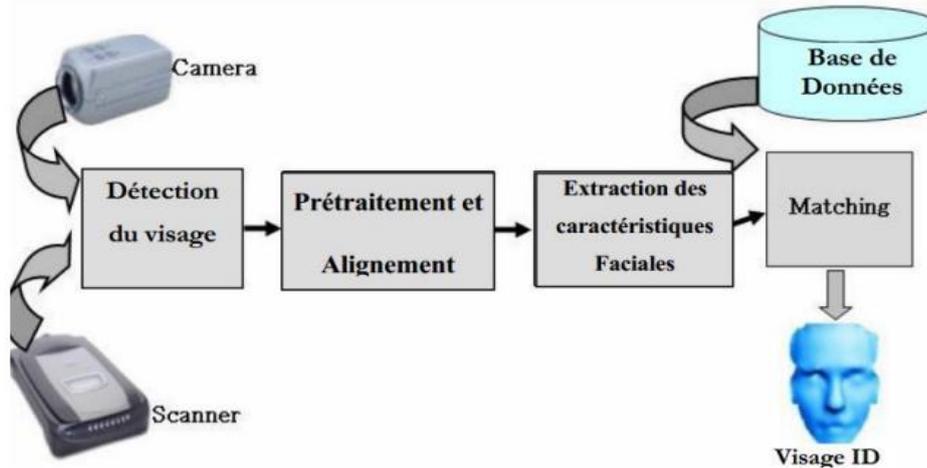
### **I.2.1 Définition:**

La reconnaissance des visages est une technique d'identification des individus basée sur leurs caractéristiques faciales. L'identification du visage en question revient à trouver une ou plusieurs images du visage correspondant dans une base de données [4].

### **I.2.2 Système de reconnaissance de visage :**

Les méthodes de reconnaissance du visage diffèrent l'une par rapport à l'autre, cependant le processus est le même, en effet la reconnaissance automatique des visages humains peut être divisée en deux types d'applications : l'identification et la vérification. Dans le problème d'identification, le visage à reconnaître est comparé avec les visages dans la base de données. Cependant dans le problème de vérification, le système doit confirmer si le visage à l'entrée

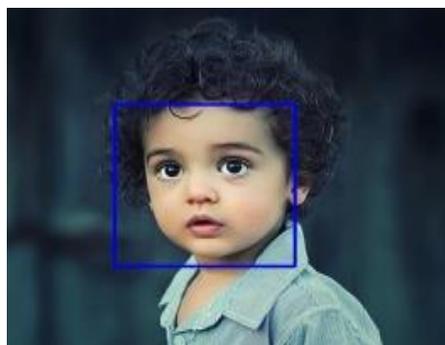
appartient à la base de visage, dans le cas contraire, ce visage sera rejeté. Quel que soit le type d'application, le processus de reconnaissance faciale est le même. Le système se compose généralement des quatre étapes suivantes, voir Fig. I.1 [4].



*Figure I.1: Système général de reconnaissance de visage [4].*

- **Détection :**

C'est la première phase dans le processus de reconnaissance automatique des visages, la détection joue un rôle très important et a une très grande influence sur la fiabilité et la performance de tout le système de reconnaissance. Etant donné une image fixe ou dans une séquence vidéo, la détection du visage dans cette scène doit être capable de localiser le visage dans sa totalité, quelles que soient sa position, l'échelle, l'orientation, les conditions d'éclairage et les expressions faciales, etc. La détection peut se baser sur différents critères (c'est-à-dire la couleur de la peau, l'émotion, la forme de la tête, etc.) [4].



*Figure I.2: Détection de visage [5].*

- **Prétraitement :**

C'est une phase importante, son objectif est l'élimination des bruits dans l'image et sa normalisation selon une taille, un contraste, une distribution des pixels et une intensité adéquate, correspondants aux exigences du concepteur [4].

- **Alignement du visage :**

L'objectif de l'alignement est la localisation des caractéristiques faciales telles que les yeux, le nez et la bouche pour pouvoir par la suite mettre le visage à l'échelle et dans la zone adéquate du traitement [4].

- **Extraction des caractéristiques :**

L'objectif de cette phase est la définition et la génération d'un ensemble de caractéristiques les plus représentatives du visage. Cette phase réduit énormément la taille des données à traiter et peut réduire le temps de reconnaissance d'une manière très significative [4].

- **Reconnaissance :**

L'objectif de cette étape est la reconnaissance du visage en se basant uniquement sur ces caractéristiques principales, dans cette étape une procédure du Matching est exécutée pour déterminer les visages les plus proches et qui ont une correspondance très proche à celui en entrée [4].

- **Classification :**

Basé sur le résultat du matching, le classificateur doit apprendre une fonction de décision afin d'implémenter la décision sur la classification finale du visage. Dans cette étape le système est censé trouver la personne dans la base des visages correspondant aux caractéristiques mentionnées, ou bien rejeter le visage dans le cas contraire [4].

### **I.2.3 Principales difficultés de la reconnaissance de visage:**

Bien que les êtres humains puissent détecter et identifier des visages sans aucune difficulté, construire un système automatique capable d'effectuer de telles tâches représente un grand défi. Nous détaillons ici les principales difficultés rencontrées par un système de reconnaissance faciale automatique dans des conditions réelles qui sont généralement[6]:

### I.2.3.1 Changements d'illumination :

L'intensité et la direction d'éclairage lors de la prise de vue influent énormément sur l'apparence du visage dans l'image. En effet, le changement d'apparence d'un visage dû à l'illumination, se révèle parfois plus critique que la différence physique entre les individus, et peut entraîner une mauvaise classification des images d'entrée, particulièrement lorsque les vues sont collectées à des heures différentes, en intérieur ou en extérieur. Etant donnée la forme spécifique d'un visage humain, ces variations d'éclairage peuvent y faire apparaître des ombres accentuant ou masquant certaines caractéristiques faciales. L'identification de visage dans un environnement non contrôlé reste donc un domaine de recherche très ouvert [6].



*Figure I.3: Exemple d'un visage d'une même personne subissant un changement d'éclairage [7].*

### I.2.3.2 Variations de la pose:

Les changements d'orientation et les changements de l'angle d'inclination du visage engendrent de nombreuses modifications d'apparence dans les images collectées. Provoquant des déformations qui font varier la forme globale du visage [5].



*Figure I.4: Exemple d'un visage d'une même personne subissant un changement de pose[8].*

### I.2.3.3 Expressions de visage :

Le visage est un élément non-typique. Le sentiment qui exprime le visage, en plus de la transformation résultant de la parole, se traduit par un changement significatif [5]. La déformation du visage qui est due aux expressions faciales est localisée, principalement, sur

la partie inférieure du visage. L'information faciale se situant dans la partie supérieure du visage reste quasi-invariable car, en général, l'élément facial qui varie, le plus, est la bouche. Toutefois, étant donné que l'expression faciale modifie l'aspect du visage, elle entraîne forcément une diminution du taux de reconnaissance [6].



*Figure 1.5: Exemples de variation d'expressions. [5]*

#### **I.2.3.4 Occultations partielles :**

Un visage peut être partiellement masqué par des objets ou par le port d'accessoires tels que lunettes, un chapeau, une écharpe. Les occultations peuvent être intentionnelles ou non mais il est clair que la reconnaissance sera d'autant plus difficile que peu d'éléments discriminants seront simultanément visibles. Alors, les performances des algorithmes de reconnaissance restent faibles dans ces conditions [6].



*Figure 1.6: Exemple d'un visage partiellement occulté [9].*

#### **I.2.4 Les classes des techniques de reconnaissance de visages:**

Les méthodes de reconnaissance des visages peuvent être classées en trois grandes : une approche globale dans laquelle on analyse le visage (l'image pixellisée du visage) dans son entier ; une approche locale basée sur un modèle, dans laquelle le système essaie de détecter, regrouper et reconnaître les différents éléments constitutifs du visage tels que le nez, les yeux et la bouche ; enfin, il existe des méthodes hybrides qui combinent les deux approches précédentes. [4]

#### **I.2.4.1 Les méthodes globales :**

Les méthodes globales (linéaires et non linéaires) utilisent l'image du visage dans sa globalité c'est-à-dire utilisé le visage complet comme une source d'information sans segmentation de ses parties, Le principe de ces méthodes est de représenter une image faciale par un seul vecteur de grande dimension en concaténant les niveaux de gris de tous les pixels du visage.

L'avantage principal des méthodes globales sont relativement rapides à mettre en œuvre, mais ils sont sensibles aux problèmes d'éclairément et d'expression faciale. Il existe plusieurs méthodes globales, les plus connues sont : ACP, LDA, ... etc [5].

#### **I.2.4.2 Les méthodes locales :**

Les approches locales de la reconnaissance de visages sont basées sur des modèles et reposent sur un traitement séparé des différentes régions de l'image du visage. Les modèles utilisés reposent sur les connaissances que l'on possède à priori de la morphologie des visages. La plupart du temps, cela implique la détection/extraction de caractéristiques faciales locales.

L'avantage de ces méthodes est qu'elles prennent en compte la particularité du visage en tant que forme naturelle à reconnaître, en plus elles utilisent un nombre réduit de paramètres. Par rapport aux méthodes globales elles sont plus robustes aux problèmes posés par les variations d'éclairément, de pose et d'expression faciale. Parmi ces approches on peut citer : filtres de Gabor, LBP, ...etc [5].

#### **I.2.4.3 Les méthodes hybrides :**

La méthode globale et la méthode locale ont des propriétés différentes, la méthode hybride fait la combinaison entre la détection de caractéristiques structurales et l'extraction de caractéristiques d'apparence locales, pour obtenir des informations complémentaires utiles ce qui permettent d'augmenter la performance de reconnaissance lors de changements de pose, d'éclairément et d'expressions faciales [5].

#### **I.2.5 Applications reconnaissance de visage :**

Le grand intérêt accordé à la reconnaissance des visages est dû à l'importance et à l'utilité du visage par rapport aux autres parties du corps humain. En effet à partir de l'image du visage d'une personne on peut deviner son identité, sa race, son sexe, etc. Cet intérêt

s'explique aussi par la multitude et la variété des domaines d'applications possibles, parmi lesquelles on trouve [10]:

- **Les systèmes de contrôle d'accès automatique :** Une caméra placée à l'entrée d'un site envoie les images des individus, désirant accéder à ce site, à un ordinateur qui effectue une reconnaissance des visages pour décider s'il faut accorder l'accès ou non .



*Figure I.7: Un exemple d'application de contrôle d'accès [11].*

- **Les systèmes d'identification criminelle :** Pour les enquêteurs la vérification des identités des suspects peut être assistée par ordinateur ou entièrement automatisée [10].



*Figure I.8: Le police Dun état australien fait appel à morpho pour renforcer son système reconnaissance de visage [12].*



*Figure I.9: Vidéosurveillance Reconnaissance faciale [13].*

- **Les interfaces homme-machine :** On peut rendre la communication entre l'homme et la machine plus attractive, plus naturelle et plus confortable. Par exemple, s'il est possible d'estimer la direction de la tête, on peut diriger une caméra vers l'objet que L'individu regarde et acquérir des informations concernant cet objet .En EIAO (Enseignement Intelligemment Assisté par Ordinateur), le système (le Tuteur) peut deviner si l'élève a compris une certaine notion selon l'expression de son visage (souriant, satisfait, étonné ou mécontent) [10].
- **Systèmes d'identification des patients :** le système nous permet d'accéder aux informations de base et aux dossiers de santé d'un patient, qui comprennent des informations telles que le nom, l'adresse, le groupe sanguin, les médicaments interdits, etc. Ce qui permet aux médecins de fournir plus facilement les soins de santé nécessaires, comme indiqué dans la figure I.10.



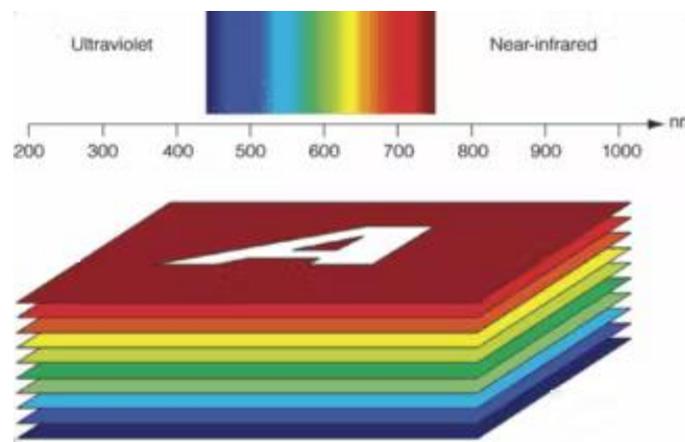
*Figure I.10: Exemple de système de reconnaissance faciale de patient [14].*

### I.3 La reconnaissance de visage Multi spectral :

#### I.3.1 Définition :

Une image multi spectrale est un empilement d'images ou de bandes représentant chacune l'image d'intensité à une longueur d'onde donnée (voir la Figure I.11). Une image à niveau de gris standard peut être considérée comme une image à une bande et une image RVB comme une image à trois bandes. Certaines images multi spectrales peuvent avoir plusieurs centaines de bandes, et celles-ci sont généralement appelées images hyper spectrales [15].

une image multi spectrale est une image qui capture des données d'image a des fréquences spécifiques à travers le spectre électromagnétique les longueur d'onde peuvent être séparées par des filtre ou par l'utilisation d'instruments sensibles a des longueurs d'onde particulières, y compris la lumière provenant de fréquences au de la plage de lumière visible , comme l'imagerie spectral infrarouge peut permettre l'extraction d'information supplémentaires que loeil humain ne parvient pas à capturer avec ses récepteurs pour le rouge, le vert et le bleu il été développe à l'origine pour l'imagerie spatiale les image multi spectrales sont le principal type d'images acquises par télédétection les radiomètre RS divisant le spectre en plusieurs bande le multi spectrale [16].



*Figure I.11: Échantillon de bandes d'images multi spectrales [15].*

#### I.3.2 Les caractéristiques des images multi spectral :

Les systèmes biométriques conventionnels utilisent soit des images en niveau de gris, soit des images couleurs.

L'imagerie multi spectrale peut aider à améliorer un système biométrique traditionnel. L'imagerie multi spectrale permet de mesurer la quantité de lumière absorbée par la peau et

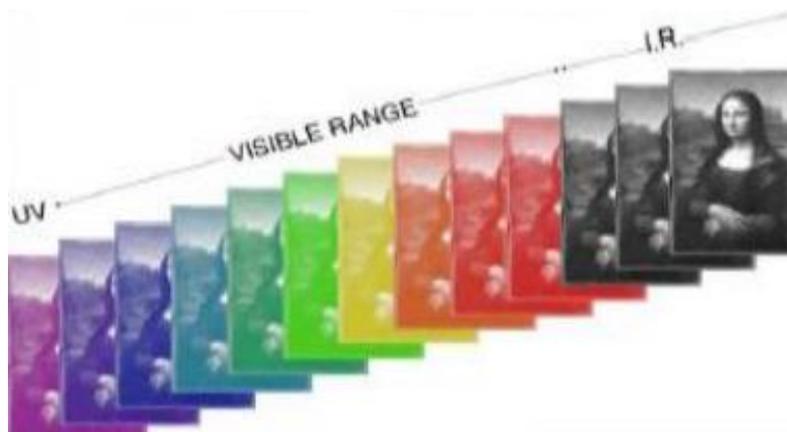
quantifier les propriétés de conduction électrique de cette peau à l'aide de capteurs de champ électrique.

Les capteurs en imagerie multi spectrale capturent les données d'image à des longueurs d'ondes spécifiques du spectre électromagnétique. Ceci est contraire à l'imagerie conventionnelle qui capture trois valeurs de canal qui sont le rouge, le vert et le bleu comme présentée dans la Figure I.12 [3].

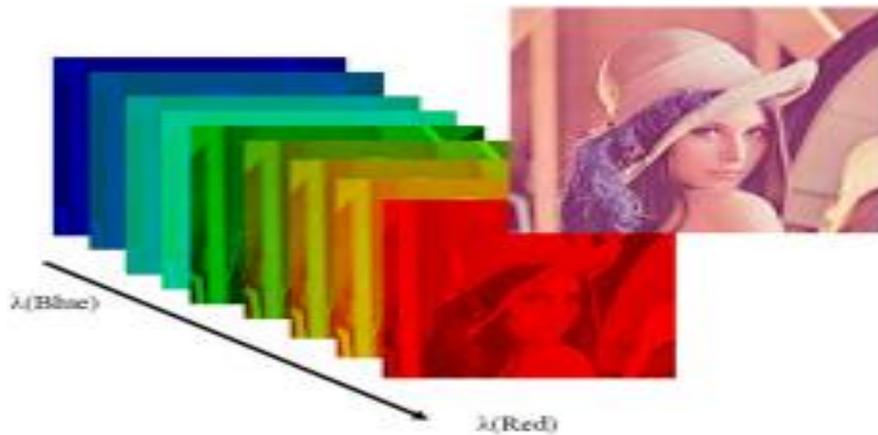


**Figure I.12:** Ensemble d'images. De gauche à droite : image originale couleur, couche correspondante rouge, couche correspondante verte, couche correspondante bleue. [3]

Une image en niveau de gris est une image à un canal et une image RVB est une image à trois canaux. Une image multi spectrale est un multicanal c'est-à-dire plus de trois images qui peuvent être vues comme une pile d'images, chacune représentant l'image d'intensité à une longueur d'onde donnée. Le nombre de canaux en image multi spectrale est en général compris entre 4 et 20 comme présenté dans la Figure I.13 et I.14 [3].



**Figure I.13:** Exemple d'image multi spectrale [3].

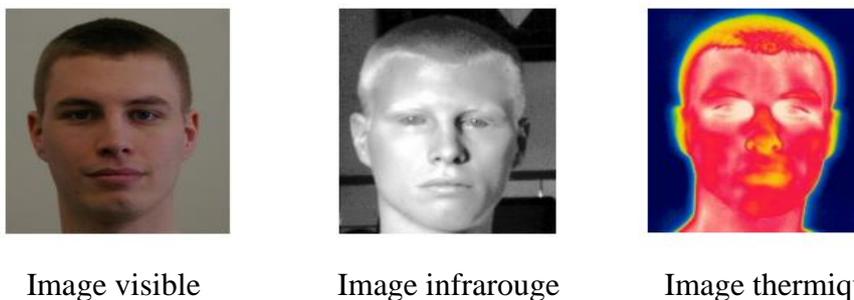


*Figure I.14: Un autre exemple d'image multi spectrale [17].*

L'image multi spectrale peut éviter le problème de métamérisé de l'image RVB Deux couleurs métamères sont deux lumières visibles dont les spectres physiques sont différents, mais que la vision humaine ne différencie pas. Le multi spectral fournit plus d'informations que la couleur. Il ne se limite pas à la portée visuelle, mais peut également être utilisé dans le proche infrarouge, le rayonnement infrarouge et le rayonnement ultraviolet. Ces propriétés permettent de construire des systèmes biométriques multi spectraux plus efficaces [3].

### **I.3.3 Objectif de Reconnaissance visage multi spectrale :**

La reconnaissance de visage dans le spectre visible a montré ses limites par des problèmes tels que l'illumination, les poses, etc. Comme alternative, la reconnaissance de faciale multi spectrale présente de meilleures performances par l'utilisation d'images acquises dans plusieurs bandes spectrales (visible, infrarouge, infrarouge thermique) dont un ensemble d'images est présentée dans la Figure I.15. [3]

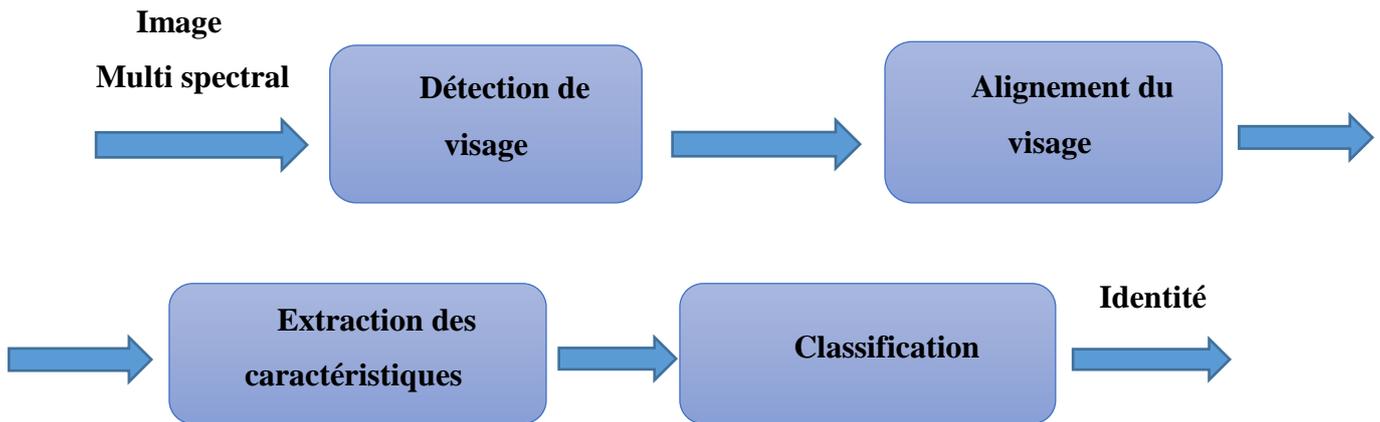


*Figure I.15: Ensemble d'images. De gauche à droite : image visible, image infrarouge, image infrarouge thermique. [3]*

L'utilisation des spectres infrarouges et visibles permet de réduire les variations de couleur dans le visage occasionnées par les variations d'illuminations et de poses [3].

### I.3.4 Systèmes reconnaissance de visage multi spectrale :

Les systèmes de reconnaissance faciale multi spectrale sont composés des phases suivantes, illustrées à la Figure I.16 :



*Figure I.16: Système générique de reconnaissance faciale multi spectrale [18].*

- **Détection de visage :**

Le système commence par l'acquisition d'images multi spectrales. Ensuite, une détection de visage est effectuée sur l'image pour obtenir une boîte englobante de visage, de sorte qu'il est possible d'éliminer ce qui n'appartient pas à la personne à identifier (c'est-à-dire l'arrière-plan ou d'autres personnes) [18].

- **Alignement du visage :**

Un alignement facial est effectué par la suite. Pour cela il faut d'abord extraire des repères faciaux. Les repères faciaux sont des structures faciales bien définies sur le visage (c'est-à-dire le nez, les yeux, la mâchoire). Après l'extraction des repères faciaux, il est possible d'effectuer un alignement facial, cet alignement peut être effectué par les yeux ou par les yeux avec la bouche.

La détection faciale et l'extraction des repères faciaux peuvent être effectuées sur toutes les images de la bande spectrale ou uniquement sur l'image de la bande spectrale visible. Les images visibles obtiennent de meilleurs résultats que les autres bandes spectrales, car les

modèles de détection faciale et d'extracteurs de repères faciaux sont entraînés uniquement avec des images visibles. Par conséquent, si les images sont acquises au même endroit en même temps (c'est-à-dire alignées), il est préférable d'utiliser l'image visible, puis de partager la boîte englobante et les repères faciaux pour les autres images de bandes spectrales [18].

- **Extraction des caractéristiques :**

La phase d'extraction de caractéristiques a pour objectif principal d'extraire les caractéristiques intrinsèques de chaque identité. Cette phase dépend de la méthode employée [18].

- **Classification :**

Après avoir obtenu les caractéristiques, ou incrustations, représentant l'identité, il est possible de classer ces caractéristiques afin d'obtenir l'identité de la personne dans l'image [18].

### **I.3.5 Utilisations du système reconnaissance de visage multi spectrale :**

Les systèmes reconnaissance de visage multi spectrale peuvent être utilisés comme méthode :

- Ajouter une couche de sécurité supplémentaire
- Pour reconnaître une personne avec plus de précision
- Pour accéder à un lieu de haute sécurité
- Afin de garantir l'accès uniquement aux personnes autorisées.

Ces lieux peuvent être des hôpitaux, des écoles, des laboratoires et des bâtiments militaires. [18]

**I.3.6 Gammes spectrales utilisées en reconnaissance faciale :**

Nom de la bande spectrale	Longueur d'onde ( $\mu\text{m}$ )
Visible	0.38 – 0.75
Proche infrarouge	0.75 – 1.40
Infrarouge à courte longueur d'onde	1.40 - 3.00
Infrarouge moyenne longueur d'onde	3.00 – 8.00
Infrarouge à grande longueur d'onde	8.00 – 15.00

*Table I.1: des bandes spectrales utilisées en reconnaissance faciale [18].*

**I.4 Conclusion :**

A travers ce chapitre, nous avons donné un aperçu du système de reconnaissance faciale et de ses problèmes, ainsi que de ses techniques et applications. Puis nous avons introduit le principe de l'image multi spectrale dans la reconnaissance faciale, ses propriétés et son système de fonctionnement.

Dans le deuxième chapitre nous présenterons les méthodes algébriques nécessaires et utiles pour développer les techniques présentées dans cette thèse.

## Chapitre II

# *Propriétés des tenseurs et modélisation multidimensionnelle.*

## II.1 Introduction:

Les données multidimensionnelles sont générées quotidiennement dans de nombreuses applications. Ceci conduit à une forte demande d'utilisation des outils d'algèbre multilinéaire. Le but de ce chapitre est de présenter des outils d'algèbre multilinéaire et la méthode MWPCA (Multilinéaire Whitened Principal Component Analysis) [13] qui seront utiles dans l'élaboration des techniques présentées dans cette thèse et aider les lecteurs à comprendre les concepts multilinéaires[2]. Dans ce chapitre, nous définissons ce que nous appelons « tenseur » et nous donnons quelques exemples d'applications pouvant utiliser un tel formalisme. Nous présentons, au travers des propriétés d'algèbre multilinéaire, des outils nécessaires à la compréhension de l'approche tensorielle [13].

## II.2 Réduction et classification de la dimensionnalité du tenseur :

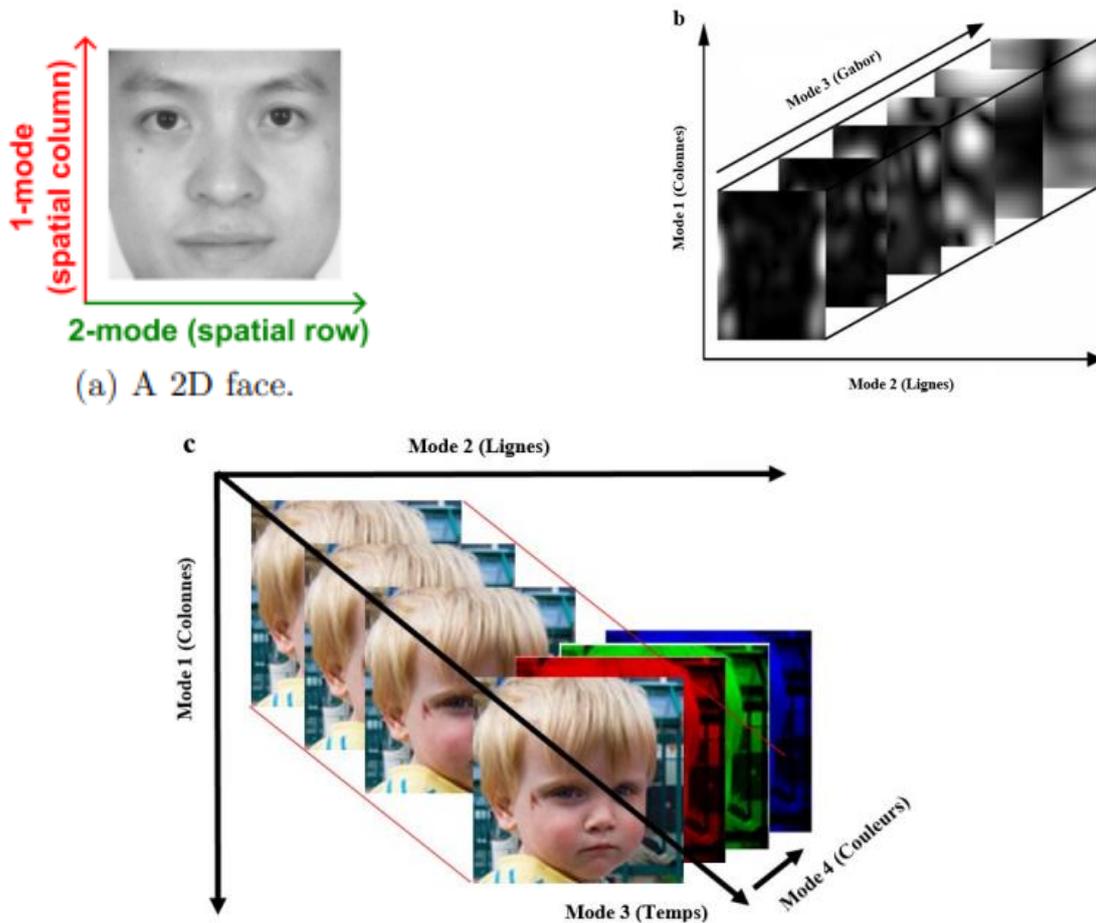
Cette section présente l'approche de traction utilisée dans la vérification de visage. Nous introduisons les symboles, les définitions et les concepts de base de l'algèbre multilinéaire, qui sont nécessaires pour définir le problème d'apprentissage dans les sous-espaces multilinéaires des données multidimensionnelles [20].

### II.2.1 Notations:

Cette thèse suit les conventions de notation dans la littérature sur l'algèbre multilinéaire, la reconnaissance des formes et l'apprentissage adaptatif. Les scalaires sont désignés par des lettres minuscules et majuscules ( $i, j, L, N, \dots$ ), les vecteurs par des lettres minuscules en gras ( $\mathbf{x}, \mathbf{y}, \dots$ ), les matrices par des lettres majuscules italiques ( $V, Y, \dots$ ), et les tenseurs par des lettres majuscules en gras ( $\mathbf{A}, \mathbf{B}, \dots$ ) [20].

### II.2.2 Définition d'un tenseur :

Un tenseur est considéré comme un tableau multidimensionnel. C'est l'extension d'ordre élevé du vecteur et de la matrice à  $N$  entrées. Un tenseur d'ordre  $N$  est représenté par:  $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{I_1 \times I_2 \times \dots \times I_N}$  donc il décrit par  $N$  indices, où  $I_K, 1 \leq K \leq N$ , indique la dimension du mode  $k$  du tenseur. Chaque élément du tenseur  $\mathbf{A}$  est noté par  $a_{i_1 i_2 \dots i_N}$ . Les figures II.1 (a), (b) et (c), présentent des exemples d'un tenseur d'ordre 2, 3 et 4, respectivement [20].



**Figure II.1** : Exemple d'une représentation tensorielle : (a) deuxième ordre, (b) troisième ordre, (c) quatrième ordre (Séquence vidéo couleur) [20] [21].

L'espace du tenseur d'ordre  $N$  est composé de  $N$  mode de sous-espaces. Un ensemble de données comprenant  $N$  paramètres peut-être modéliser comme un tableau de  $N$  entrées, dans lequel chaque mode du tenseur est associé à un paramètre différent. Le tableau II.1 donne quelques exemples de la modélisation tensorielle [20].

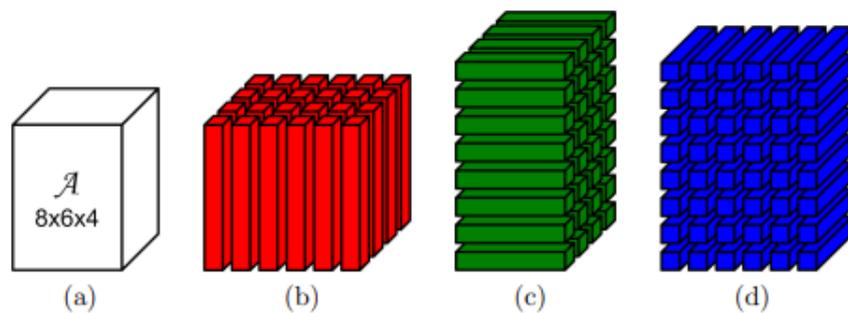
Modélisation tensorielles	Exemple
Tenseur d'ordre 0	Longueur d'onde
Tenseur d'ordre 1	Coordonnées cartésiennes
Tenseur d'ordre 2	Image en niveau de gris
Tenseur d'ordre 3	Image RGB (couleur)
Tenseur d'ordre 4	Séquence vidéo couleur

*Table II.1: Exemples de modélisations tensorielles [20]*

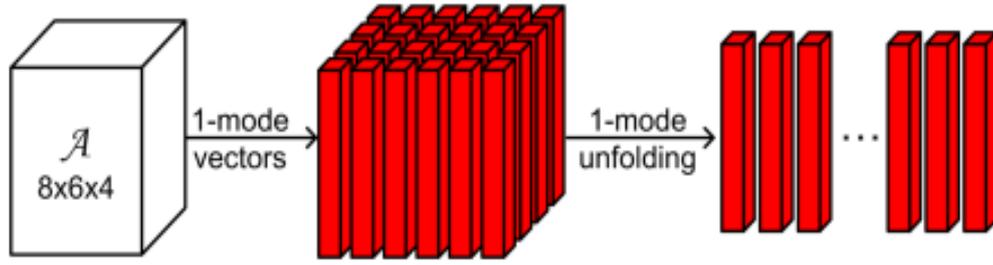
### II.2.3 Définition mathématique :

Nous rappelons ici quelques définitions essentielles de l'algèbre multilinéaire qui seront utiles dans la suite de cette thèse [20].

- **La vectorisation** : La vectorisation d'un tenseur est une transformation linéaire qui convertit le tenseur  $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{I_1 \times I_2 \times \dots \times I_N}$  en une vectrice colonne  $\mathbf{a} \in \mathbb{R}^{\prod_{n=1}^N I_n}$ , dénoté par  $\mathbf{a} = \text{vec}(\mathbf{A})$  [20] [19].



*Figure II.2 : Illustration visuelle des vecteurs en mode  $k$ : (a) tenseur  $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{8 \times 6 \times 4}$ , (b) vecteurs mode 1, (c) vecteurs mode 2, (d) vecteurs mode 3. [21]*



**Figure II.3 :** Illustration visuelle du dépliement 1-mode d'un tenseur du troisième ordre. [21]

- **Déploiement de tenseurs :** Nous utilisons les matrices de déploiement dans le mode  $k$  pour travailler avec les tenseurs selon un mode favorisé. De ce fait, le déploiement dans le mode  $k$  du tenseur est désigné par  $A^{(k)} \leftarrow_K \mathbf{A}$ .

$\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{I_1 \times I_2 \times \dots \times I_N}$  Dans une matrice  $A^{(k)} \in \mathbb{R}^{\prod_{n=1, n \neq k}^N I_n}$  est noté par :

$$A_{i_{k,j}}^{(k)} = A_{i_1 \dots i_N}, j = I + \sum_{q=1, q \neq k}^N \prod_{p=I+1, p \neq k}^N I_p \quad (2.1)$$

Le mode  $k$  matrices est formé en arrangeant tous les modes  $k$  vecteurs séquentiellement ainsi que ses colonnes. La Figure II.4 montre le déploiement du tenseur  $\mathbf{A}$  de la Figure II.2 (a) dans les différents modes [20].

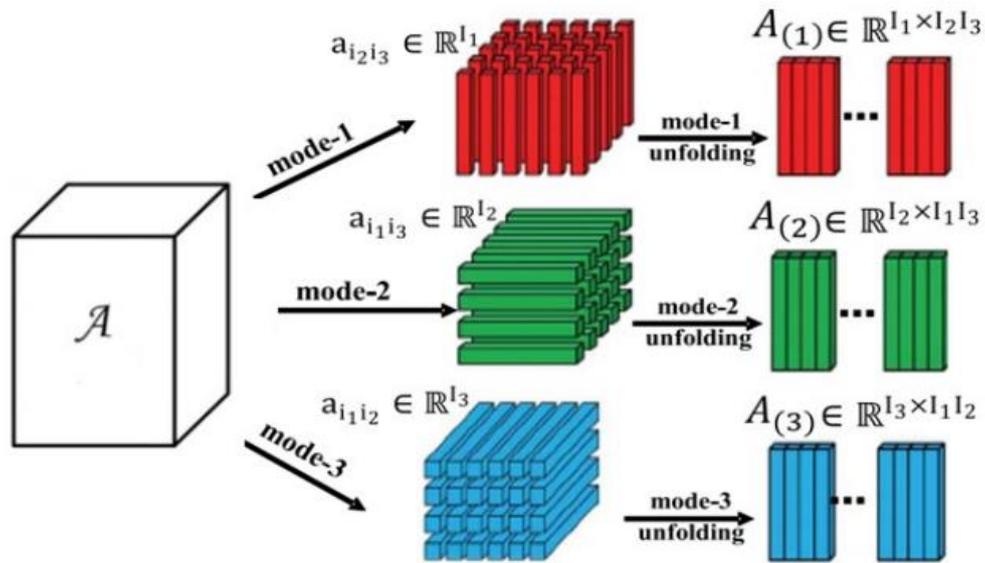


Figure II.4 : Déploiement d'un tenseur d'ordre 3 dans les différents modes [22].

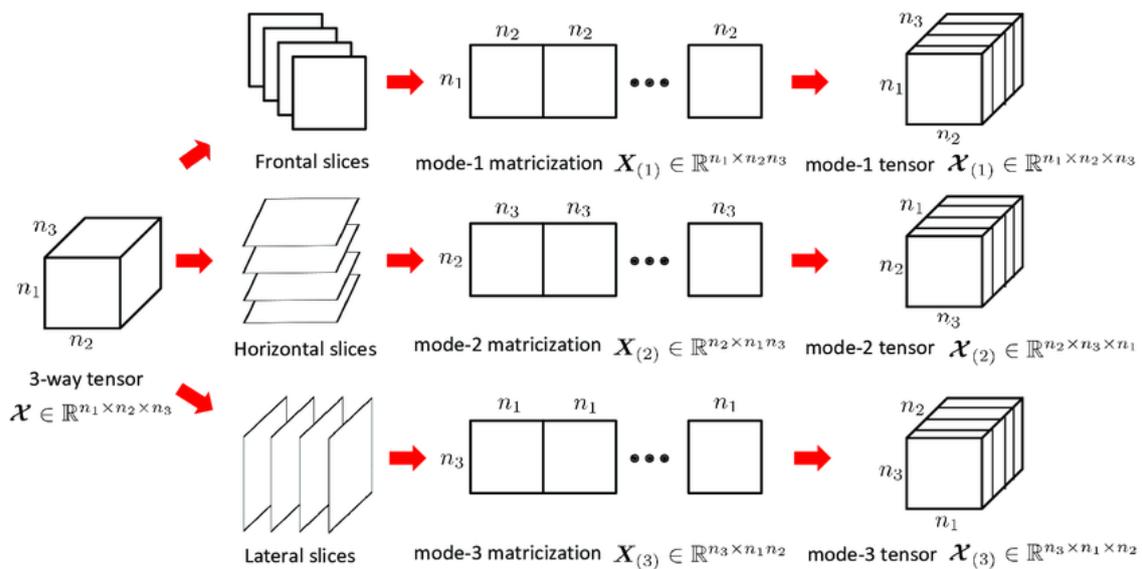


Figure II.5: Tenseurs mode-k d'un tenseur à 3 voies [23].

- **Produit intérieur tensoriel et norme de Frobenius** : Le produit scalaire de deux tenseurs,  $\mathbf{A}$ ,  $\mathbf{B}$ , de même ordre et dimensions est donné par :

$$\langle \mathbf{A} | \mathbf{B} \rangle = \sum_{i_1, \dots, i_N} a_{i_1 \dots i_N} \cdot b_{i_1 \dots i_N} \quad (2.2)$$

La norme d'un tenseur  $\mathbf{A}$  est définie par :

$$\begin{aligned} \|\mathbf{A}\|_F &= \sqrt{\langle \mathbf{A}, \mathbf{A} \rangle} \\ &= \sqrt{\sum_{i_1=1}^{I_1} \sum_{i_2=1}^{I_2} \dots \sum_{i_N=1}^{I_N} a_{i_1 i_2 \dots i_N}^2} \end{aligned} \quad (2.3)$$

- **Mesure de distance tenseur** : La différence entre deux tenseurs  $\mathbf{A}, \mathbf{B} \in \mathbb{R}^{I_1 \times I_2 \times \dots \times I_N}$  est défini par :

$$\text{Dist}(\mathbf{A}, \mathbf{B}) = \|\mathbf{A} - \mathbf{B}\|_F \quad (2.4)$$

- **Le produit k-mode** d'un tenseur  $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{I_1 \times I_2 \times \dots \times I_N}$  et d'une matrice  $G \in \mathbb{R}^{I \times I_K}$  ( $K = 1, \dots, N$ ). Tenseur désigné par  $\mathbf{B} = \mathbf{A} \times_K G$ , Où chaque élément du tenseur est donné par :

$$\mathbf{B} = (\mathbf{A} \times_K G)_{i_1 i_2 \dots i_{K-1} j_K i_{K+1} \dots i_N} = \sum_{i_K=1}^{I_K} a_{i_1 i_2 \dots i_{K-1} i_K i_{K+1} \dots i_N} + i_{K-1} j_K i_{K+1} \dots i_N \cdot g_{j_K i_K} \quad (2.5)$$

Ce résultat, peut s'écrire avec la forme matricielle en utilisant les matrices dépliantes :

$$B_K = G \cdot A_K \quad (2.6)$$

Où  $A_K$  et  $B_K$  représentent les matrices dépliantes des tenseurs  $\mathbf{A}$  et  $\mathbf{B}$  dans le mode  $k$ . Ainsi le tenseur résultant des  $N$  mode  $k$  produits entre le tenseur  $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{I_1 \times \dots \times I_N}$  et les matrices  $G^{(K)} \in \mathbb{R}^{K \times I_K}$ ,  $K=1, N=1, \dots, N$  se définit par :

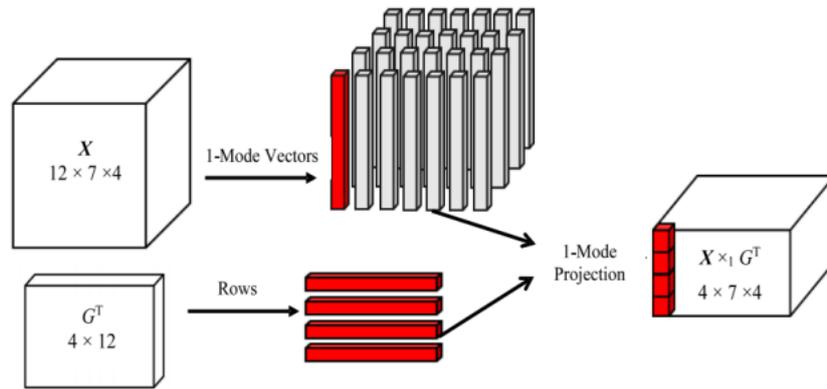
$$\mathbf{B} = \mathbf{A} \times_1 G^{(1)} \dots \times_N G^{(N)} \in \mathbb{R}^{J_1 \times \dots \times J_N} \quad (2.7)$$

Les éléments indice ( $J_1, \dots, J_N$ ) du tenseur  $\mathbf{B}$  sont donnés par :

$$b_{j_1 \dots j_N} = \sum_{i_1=1}^{I_1} \dots \sum_{i_N=1}^{I_N} a_{i_1 \dots i_N} g_{j_1 i_1}^{(1)} \dots g_{j_N i_N}^{(N)} \quad (2.8)$$

Où  $i_k \in \{1, \dots, J_k\}$  et  $J_k \in N^*$ ,  $k = 1, \dots, N$

La Figure II.6 illustre un exemple de produit mode 1 du tenseur de troisième ordre  $\mathbf{X} \in \mathbb{R}^{12 \times 7 \times 4}$  Avec matrice  $G^{(T)} \in \mathbb{R}^{4 \times 12}$ , où le résultat est un tenseur  $\mathbf{X} \in \mathbb{R}^{4 \times 7 \times 4}$  [20]



**Figure II.6:** Illustration visuelle d'un produit mode 1 du tenseur  $X$  du troisième ordre avec une matrice  $G$ . [24]

## II.2.4 Analyse en composantes principales blanchies multilignes (MWPCA) des corps tensoriels :

### II.2.4.1 MPCA (Multilinéaire principal Component Analysis) :

L'introduction d'un nouveau cadre MPCA pour la réduction de la dimensionnalité des objets tensoriels et l'extraction de caractéristiques à l'aide de la représentation tensorielle. Le cadre est introduit du point de vue de la capture de la variation des tenseurs d'origine [25].

MPCA est l'extension de PCA à l'espace tensoriel. Il permet de projeter les tenseurs vers un nouveau sous-espace inférieur, où la variation maximale présente dans les tenseurs d'origine est conservée. A cette fin, les vecteurs de base orthonormés de chaque mode du tenseur sont identifiés et utilisés pour former un nouveau sous-espace multilinéaire. La projection tensorielle est réalisée de manière itérative en décomposant le problème original en une série de sous-projections multiples le long des modes tensoriels [19].

Soit  $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{I_1 \times I_2 \times \dots \times I_m}$  et d'ordre  $\mathbf{m}$  un tenseur représentant un échantillon de données (dans notre cas, les vecteurs caractéristiques d'une image de visage). L'ensemble de tous les échantillons d'apprentissage peut être vu comme un tenseur d'ordre  $(\mathbf{m} + 1)$ ,  $\tilde{\mathbf{A}} \in \mathbb{R}^{I_1 \times I_2 \times \dots \times I_m \times N}$  où  $N$  est le nombre d'échantillons d'apprentissage. L'algorithme MPCA est exécuté comme suit :

- Le tenseur moyen  $\bar{\mathbf{A}}$  de l'ensemble de tenseurs d'entraînement :

$$\bar{A} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N A_i \quad (2.9)$$

- Centrez les échantillons d'apprentissage :

$$\bar{A}_i = A_i - \bar{A}, i = 1, \dots, N \quad (2.10)$$

- La décomposition en vecteurs propres de la matrice de covariance Pour chaque mode k :

$$C_{(k)} = \sum_i^N \bar{A}_{i(k)} \cdot \bar{A}_{i(k)}^T = V_{(k)}^T \Lambda_{(k)} V_{(k)}, \quad (2.11)$$

Où  $\bar{A}_{i(k)}$  est la matrice de dépliement k-mode du tenseur  $\bar{A}_i$ ,  $V_{(k)}$  est la matrice des vecteurs propres et  $\Lambda_{(k)}$  est la matrice des valeurs propres, soit :

$U_{(k)} = [u_1, u_2, \dots, u_{n(k)}]$ , Où  $U_{(k)}$  contient les vecteurs propres sélectionnés correspondant aux  $n_{(k)}$  plus grandes valeurs propres [19].

- La réduction de dimensionnalité du tenseur  $A_i$  est obtenue par la projection suivante :

$$Y_i = A_i \times_1 U_{(1)}^T \times_2 U_{(2)}^T \cdots \times_m U_{(m)}^T \quad (2.12)$$

#### II.2.4.2 Blanchiment (Whitehead):

Le blanchiment transforme linéairement les données afin que sa covariance devienne la matrice d'identité. Après blanchiment, les données deviennent moins corrélées et avec une variance uniforme dans toutes les directions. En PCA, le blanchiment uniformise l'effet de différentes directions. Ceci est réalisé en normalisant chaque vecteur propre par la racine carrée de sa valeur propre correspondante. Cette étape avérée améliorer la discrimination des caractéristiques des données avec un bruit élevé. Dans ce travail, nous étendons le MPCA au MPCA blanchi (MWPCA) afin d'améliorer la représentation des données à l'aide de tenseurs. Dans le cas des données du tenseur, le blanchiment est effectué sur chaque mode du tenseur :

$$W_{(K)} = \Lambda_{(K)}^{-\frac{1}{2}} U_{(K)}, \Lambda_{(K)} = [\lambda_1 \lambda_2 \cdots \lambda_{n(K)}]. \quad (2.13)$$

Où  $U_{(K)}$  sont les vecteurs propres sélectionnés correspondant aux  $n_{(K)}$  plus grandes valeurs propres. Après le blanchiment initial de chaque mode du tenseur, les matrices de projection  $W_{(K)}$  sont optimisées itérativement jusqu'à ce qu'un nombre max d'itérations soit atteint ou que la différence de la norme du tenseur projeté entre deux itérations soit inférieure à un seuil prédéfini  $\eta$ . Le MWPCA est détaillé dans l'algorithme (2.1).

Soit les échantillons d'apprentissage représentés par les tenseurs d'ordre  $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{I_1 \times I_2 \times \cdots \times I_m}$  appartenant aux différentes classes et chaque classe  $\mathbf{A}_i$  contiennent  $n_i$  échantillons. Par conséquent, l'ensemble d'échantillons de toutes les données d'apprentissage peut être caractérisé comme un tenseur d'ordre  $(m + 1)$   $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{I_1 \times I_2 \times \cdots \times I_m \times N}$  où  $N$  est le nombre d'échantillons d'apprentissage [19].

### II.3 Conclusion :

Dans ce chapitre, nous avons introduit les principes de base pour une bonne compréhension de l'algèbre multilignes. Nous avons également pu définir le concept de tenseur et également introduit un analyseur multilignes en composantes principales (MWPCA). Ce qu'il faut pour comprendre notre approche du travail Enfin nous décrivons l'approche proposée dans notre système.

Chapitre III

*Conception et  
implémentation du  
système.*

### III.1 Introduction :

L'image multi spectrale a une meilleure capacité à reconnaître les visages humains que les méthodes traditionnelles. Cependant, le problème des grandes dimensions est une tâche difficile. Dans ce chapitre, nous allons concevoir un système de reconnaissance faciale multi spectrale, et nous présenterons les logiciels et algorithmes nécessaires au bon fonctionnement du système afin d'obtenir de bons résultats de taux d'identification.

### III.2 Environnement matériel et logiciel :

Processeur : Intel (R) core (TM) i3-4005U cpu@ 1.70 GHZ (4cpus).

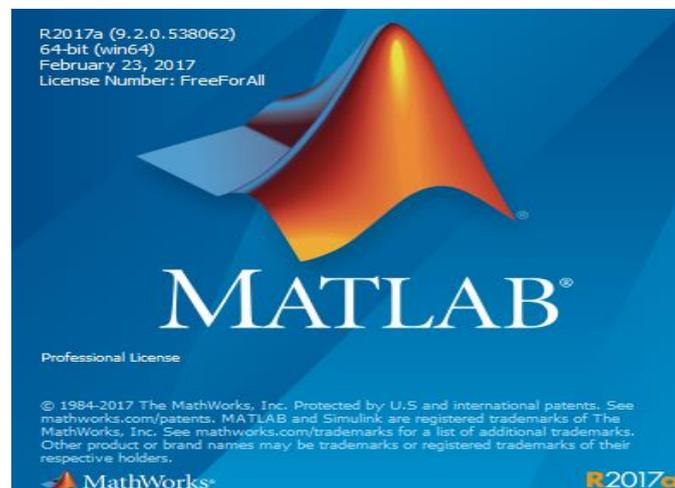
Mémoire : 4096 MB RAM.

Type du Système : 64 bit dexploitation .

Edition : Windiws 10.

#### III.2.1 Programme de travail :

Notre système a été développé à l'aide du logiciel Matlab à partir de la version 9.2/ 2017a.



*Figure III.1: Fenêtre du Matlab 9.2 / 2017a.*

Matlab est un logiciel de calcul numérique .Il est destiné à traiter des applications à partir des outils de l'analyse numérique matricielle. Matlab possède aussi tout un ensemble de fonctionnalités graphiques permettant de visualiser les résultats numériques .Il possède des boites à outils, c'est-à-dire des fonctionnalités supplémentaires, dédiées à des domaines

particuliers du calcul scientifique, comme la résolution d'équations aux dérivées partielles, l'optimisation, l'analyse de données, etc. Il existe deux modes de fonctionnement :

- Mode interactif : MATLAB exécute les instructions au fur et à mesure qu'elles sont données par l'utilisateur.
- Mode exécutif : MATLAB exécute ligne par ligne un "fichier .M" (programme en langage MATLAB) [9] .

### III.3 Description de la base de données UWA-HSFD utilisée :

Acquise localement (Figure III.2) qui se compose d'images de visages hyper spectraux acquises par un système d'imagerie intérieure utilisant un filtre Varis pec LCTF de CRI intégré à une caméra Photon focus. Chaque cube de face hyper spectrale se compose de 33 bandes acquises dans la gamme spectrale de 400 à 720 nm avec une taille de pas de 10 nm. Lors de l'acquisition, nous avons sélectionné de manière adaptative le temps d'exposition de la caméra selon la force du signal dans différentes longueurs d'onde. Par conséquent, les niveaux de bruit dans cette base de données sont relativement inférieurs à ceux des deux autres bases de données. Des erreurs d'alignement sont présentes entre les bandes dues aux mouvements du sujet et au clignement des yeux lors de l'acquisition de l'image. La base de données UWA-HSFD se compose de 120 cubes de 70 sujets, chacun ayant un ou deux cubes.

La galerie est construite en sélectionnant au hasard un cube pour chacun des 70 sujets. Les 50 cubes restants sont utilisés comme sondes. Les coordonnées des yeux cliquées manuellement dans chaque bande sont utilisées pour recadrer une image de visage normalisée[26].



*Figure III.2: Un cube hyper spectral de visage d'UWA-HSFD.*

### III.3.1 Configuration de notre BDD UWA-HSFD :

Notre base de données contient 137 personnes. La taille de chaque image est de 200 x 240 pixels en niveaux de gris. Il a été divisé comme suit :

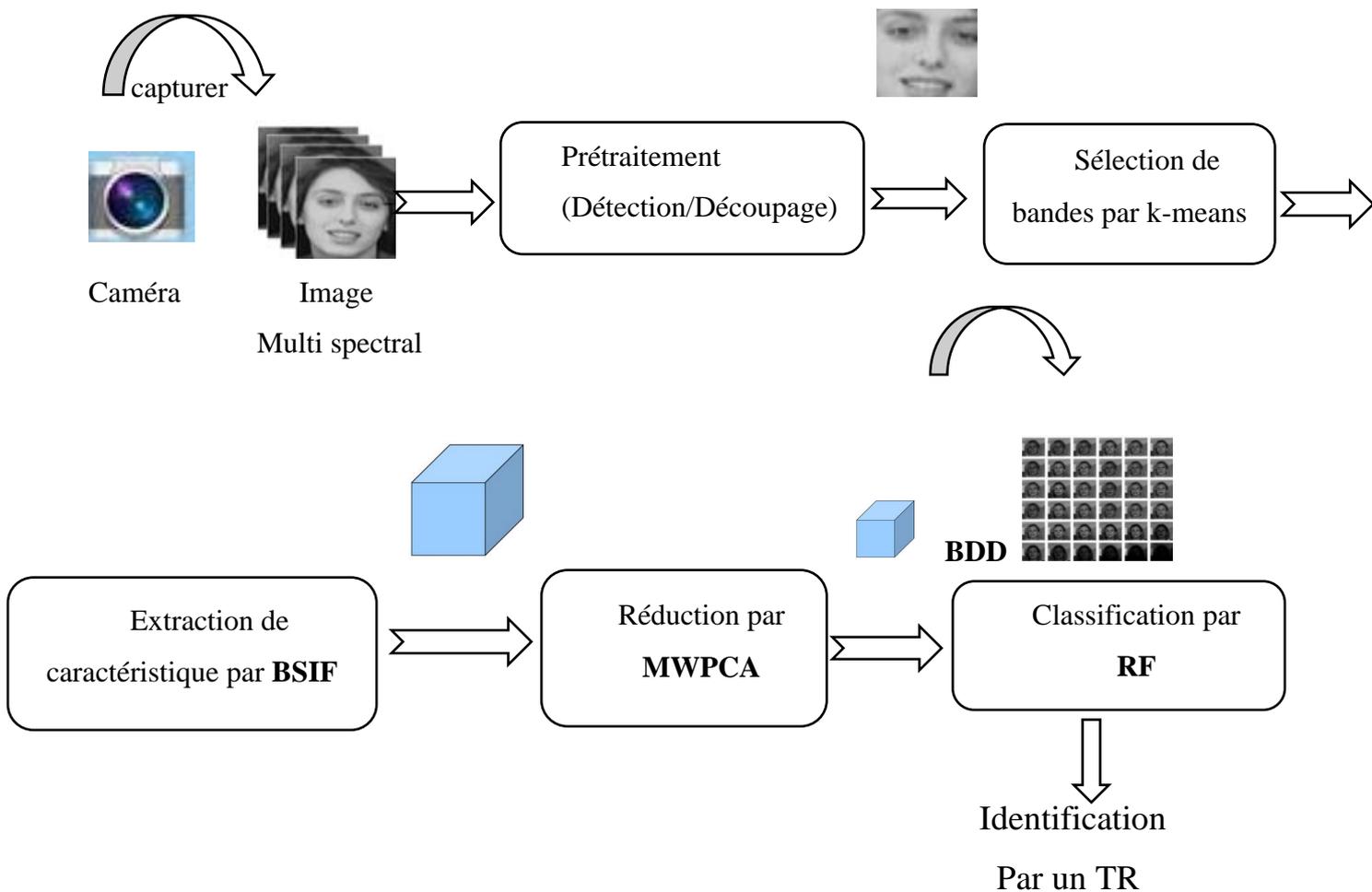
**Image d'apprentissage :** Nous avons utilisé 70 images dans la phase apprentissage parmi 137 images.

**Image de teste :** Nous avons utilisé 67 image dans la phase teste parmi 137 image.

### III.4 Système suggère pour identifier une image de visage multi spectrale :

On peut résumer le principe de fonctionnement des images multi spectrales en reconnaissance faciale dans les étapes suivantes :

Prétraitement et extraction de caractéristiques par **BSIF** et réduction par **MWPCA** pour réduction de dimension et classification par **RF**.

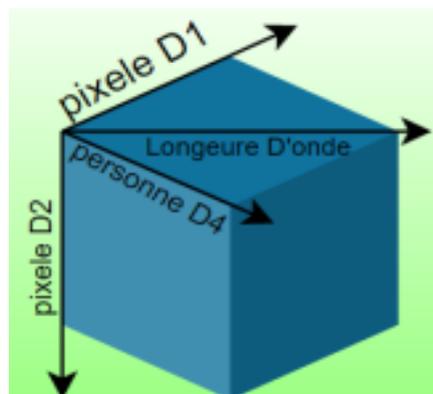


*Figure III.3: Architecture du système d'identification de personne multi spectral.*

### III.4.1 Description de l'approche proposée :

L'approche proposée consiste à créer un tenseur de dimensions 4 qui est une déclaration en forme de tenseur utilisée dans le système de vérification de visage (D1, D2, D3, D4) comme le montre la figure III.3.

Les données Tenseur du visage sont construites en utilisant des caractéristiques locales sur trois étapes; Premièrement, le prétraitement des visages comprend un recadrage et un découpage centré sur le bout du nez. Deuxièmement, pour l'extraction de caractéristiques, les vecteurs caractéristiques obtenus sont extraits et réduits en utilisant une méthode efficace la MWPCA. Ensuite, la mesure de distance est utilisée pour la classification [2].



*Figure III.4: Représentation du tenseur d'ordre 4. [2]*

D1 et D2 : associés aux pixels de l'image de chaque personne.

D3 : associé aux différentes variations de longueur d'onde.

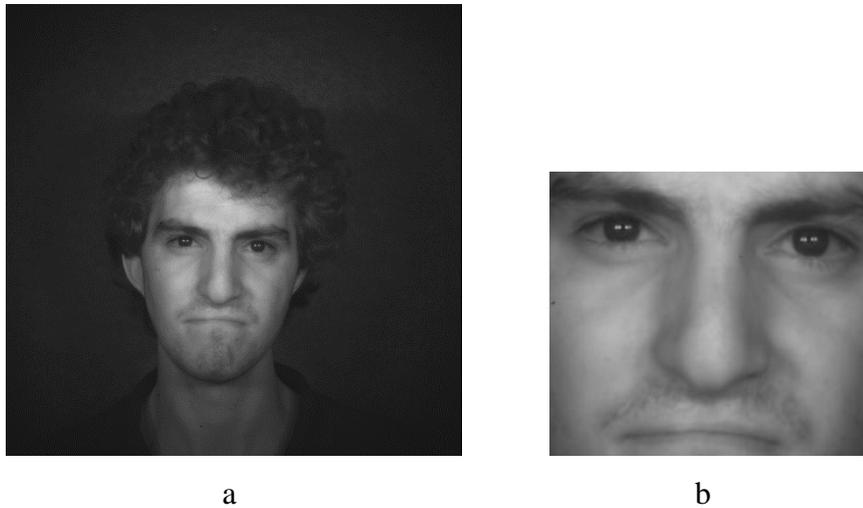
D4 : Les personnes, différentes personnes avec diverses variations d'expressions.

### III.4.2 Prétraitement d'image :

Le prétraitement est une phase importante dans le processus global d'authentification. C'est une méthode simple qui augmente en général les performances du système. Elle permet souvent une première réduction des données et elle atténue les effets d'une différence de conditions lors des prises de vues. Nous utilisons deux phases de prétraitement : le découpage et la décimation.

**Découpage :** Le découpage de l'image consiste à conserver les maximums des variations intrinsèques du visage, et à supprimer les autres informations comme l'arrière-plan, les cheveux, les cols de chemise, les oreilles...etc. afin d'améliorer les performances du système d'authentification.

Rectangulaire de taille  $(128 \times 128)$ , centrée autour des caractéristiques les plus stables liées aux yeux, aux sourcils, au nez et à la bouche, a été utilisée.



*Figure III.5: Image de visage (a) avant et (b) après découpage.*

#### **Décimation :**

La Décimation consiste à ne prendre qu'un pixel sur quatre. Cela réduit bien entendu la résolution des images. Comme il est illustré sur la figure [27].



*Figure III.6: Image de visage (a) avant (b) après décimation.*

#### **III.4.3 Extraction de caractéristique par BSIF (Binarized Statistical Image Features) :**

Le nouveau descripteur local appelé BSIF (Binarized Statistical Image Features), qui a été récemment proposé par Kannala and Rahtu pour la reconnaissance faciale 2D et la classification de texture, utilise un ensemble prédéfini manuellement des filtres linéaires et binarisation des réponses du filtre. [27]

Compte tenu d'une image patch  $X$  de taille  $l \times l$  pixels et un filtre linéaire  $W_i$  de la même taille, la réponse du filtre si est obtenue par:

$$s_i = \sum_{u,v} W_i(u,v)X(u,v) = w_i^T x \quad (3.1)$$

Où la notation de vecteur est introduite dans la dernière étape, à savoir, les vecteurs  $w$  et  $x$  contiennent les pixels de  $W_i$  et  $X$ . La fonction binarisée  $b_i$  est obtenue par:

$$b_i = \begin{cases} 1 & \text{si } s_i > 0 \\ 0 & \text{autrement} \end{cases} \quad (3.2)$$

Enfin, les fonctions BSIF sont extraites comme l'histogramme des codes binaires de chaque pixel. BSIF caractérise efficacement les composants de texture de l'image. Il existe deux facteurs importants dans le descripteur BSIF: la taille du filtre  $N$  et  $n$  la longueur du filtre. [28]

#### III.4.4 Réduction par MWPCA :

- **Algorithme 1** Multilinear Whiten PCA (MWPCA):

##### Entrées:

- Un ensemble d'échantillons de tenseur  $\mathbf{A}_i \in \mathbb{R}^{I_1 \times I_2 \times \dots \times I_m}$  ( $i = 1, \dots, N$ ).
- Le nombre  $n_{(k)}$  de vecteurs propres sélectionnés pour chaque  $k$ -mode.
- $itr_{\max}$  est le nombre maximal d'itérations et le seuil  $\eta$ .

**Sorties :** Les matrices de projection  $W_{(k)}$

- 1) Prétraitement : Centrer les échantillons d'entraînement d'entrée  $\tilde{A}_i = A_i - \bar{A}$ ,  $i = 1, \dots, N$  et  $\bar{A} = \frac{1}{N} \sum_i A_i$ .
- 2) Initialisation : Calculer la matrice de covariance  $C_{(k)}$  sa décomposition propre, et les vecteurs propres blanchis comme :

$W_{(k)} = \Lambda_{(k)}^{-\frac{1}{2}} U_{(k)}$ , trier les  $n_{(k)}$  vecteurs propres  $W_{(k)}$  selon  $\lambda_{i(k)}$  par ordre décroissant pour  $k = 1, \dots, m$ .

- 3) Optimisation locale :

- Calculer :  $B_{(i)} = \tilde{A}_i \times_1 W_{(1)}^T \times_2 W_{(2)}^T \dots \times_m W_{(m)}^T$ ,  $i = 1, \dots, N$

- Calculer:  $\psi_{B_0} = \sum_{i=1}^N \|B_{\sim i}\|_F^2$
- Pour :  $t=1$  à  $\text{itr}_{\max}$ 
  - ✓ Pour  $k=1$  à  $m$

Calculer la matrice de covariance  $C_{(k)}$ , sa décomposition propre, puis les vecteurs propres blanchis comme :

$W_{(k)} = \Lambda_{(k)}^{-\frac{1}{2}} U_{(k)}$ , trier les  $n_{(k)}$  vecteurs propres  $W_{(k)}$  selon  $\lambda_{i(k)}$  par ordre décroissant.

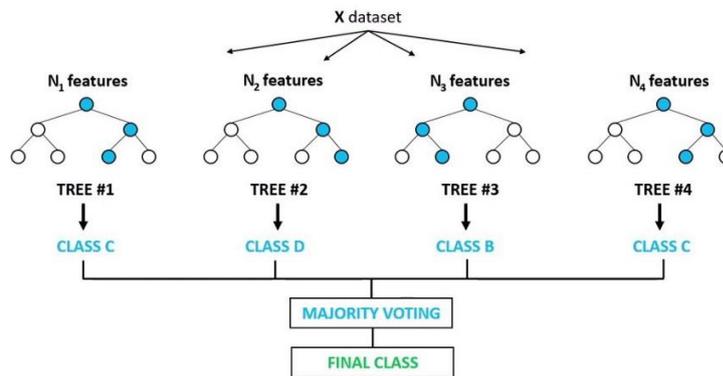
- ✓ Calculer:  $B_{\sim i}$ ,  $i=1, \dots, N$  et  $\psi_{B_k}$
- ✓ Si :  $\psi_{B_k} - \psi_{B_{k-1}} < \eta$ , arrêtez et passez à l'étape 4.

4) Projection : Le tenseur projeté est  $B_i = A_i \times_1 W_{(1)}^{-T} \times_2 W_{(2)}^{-T} \dots \times_m W_{(m)}^{-T}$ ,  $i=1, \dots, N$ .  
[19]

#### III.4.5 Classification par RF (Random Forest) :

Les forêts aléatoires sont des stratégies pour acquérir des modèles de classification et régression. La technique exécute les arbres de décision binaires, y compris les arbres CART proposés par Breiman et al. (1984). L'idée générale derrière la méthode est qu'au lieu d'essayer d'obtenir une méthode optimisée à la fois, nous générons plusieurs prédicteurs avant de mettre en commun leurs différentes prévisions Utiliser la fonction pour classer ou régresser un échantillon d'observations décrit par variables qualitatives et/ou quantitatives. En classification (réponse qualitative variable) : la méthode prédit l'affiliation des observations (observations, individus) à une classe de variable qualitative, fondée sur des variables explicatives quantitatives et/ou qualitatives. Figure III.7 illustré le classificateur Random Forest, où chaque vecteur de classe est généré en comptant le pourcentage de différentes classes d'exemples de formation au niveau du nœud foliaire l'exemple tombe, puis la moyenne de tous les arbres de la même forêt [13].

## Random Forest Classifier



*Figure III.7 : Illustration du classificateur Random Forest [29]*

### III.4.6 Le taux de reconnaissance (taux d'identification) :

Le taux de reconnaissance est le rapport entre le nombre d'images de test reconnus  $N_r$  et le nombre total des images de test  $N_t$ . Le taux de reconnaissance (TR) est donnée par la relation suivante [30]

$$TR (\%) = \frac{N_r}{N_t} \cdot 100 \quad (3.3)$$

$N_r$  : le nombre d'images de test reconnus.

$N_t$  : le nombre total des images de test.

TR: Le taux de reconnaissance.

### III.5 Résultats :

Nous calculons le taux de reconnaissance à chaque fois pour obtenir le meilleur résultat :

- **sélection des bandes :**

L'algorithme k-means est un "classificateur non supervisé" qui sélectionne des données similaires, c'est-à-dire des données similaires dans le même ensemble.

Nous avons appliqué cet algorithme dans notre étude, pour choisir le meilleur ensemble de plages à travers lequel nous obtenons le meilleur taux de discrimination et les résultats sont présentés aux tables suivantes.

**Table III.1:** les bandes sélectionnées en nombre  $k$  ( $k$ -means).

<i>k</i> -means	5	10
les bandes sélectionnées	9, 10, 11, 12, 13	8, 9, 20, 21, 22, 23, 24, 25, 26, 27

Nous appliquons les bandes choisies avec deux valeurs  $K=5$  et  $K=10$  et change à chaque fois l'énergie (CE%) afin d'obtenir le meilleur taux d'identification comme indiqué dans les deux tableaux suivants :

**Table III.2:** taux d'identification (TR) en fonction de critère énergie (CE%) à  $k=5$ .

CE (%)	60	70	80	90
Taux ID (TR)	93.13	94.02	92.53	87.91

**Table III.3:** taux d'identification (TR) en fonction de critère énergie (CE%) à  $k=10$ .

CE (%)	60	70	80	90
Taux ID (TR)	96.86	97.31	94.02	89.55

- **Utilisation de toutes les bandes :**

Nous calculons le taux d'identification sur toutes les bandes 1:33 et changer l'énergie comme indiqué dans le tableau suivant :

**Table III.4:** Taux d'identification (TR) selon la norme énergétique (CE%) à toutes les bandes 1:33.

CE (%)	60	70	80	90
<b>taux ID sur toutes les bandes</b>	95.22	91.34	90.74	84.62

Nous comparons les trois tableaux III.2 III.3 III.4 pour le meilleur résultat de taux d'identification :

Les meilleurs résultats:

- $K=10$  : CE = 70%, TD = **97.31%**
- 1:33 (Tous les bandes) : CE=60%, TD = **95.22%**
- $K=5$  : CE=70% , TD =**94.02%**

On note que le meilleur taux d'identification était à  $k = 10$  (k-means) avec la norme énergétique (CE %) CE = 70 et nombre d'arbre NA= 800. Où il a estimé un taux d'identification de 97.31%. Comme indiqué dans le tableau III.3 et la figure III.8.

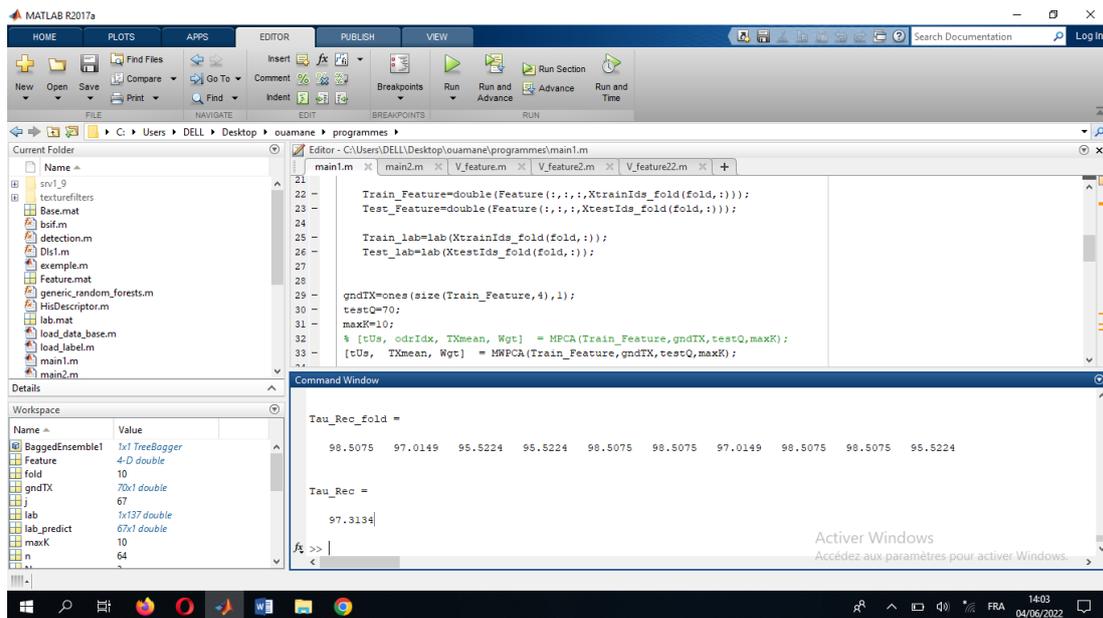


Figure III.8: Taux d'identification (reconnaissance).

### III.6 Conclusion :

Dans ce chapitre, nous avons présenté les algorithmes nécessaires et la base de données UWA-HSFD qui aident notre système à atteindre le meilleur taux de reconnaissance. En plus d'utiliser l'algorithme (k-mean), qui a choisi pour nous les meilleures bandes, ce qui nous a amené au meilleur taux de reconnaissance à  $k = 10$  (k-mean),  $CE = 70$  et  $NA = 800$ , par rapport à l'addition de tous les bandes, ce qui nous a donné un taux d'identification (reconnaissance) = 97,31%

# *Conclusion générale*

## Conclusion générale

Plusieurs méthodes ont été proposées qui permettraient d'améliorer les performances des systèmes de reconnaissance faciale. L'image multi spectrale est l'une des méthodes proposées qui a contribué à l'amélioration et au développement du système, qui fait l'objet de notre thèse. Dans notre étude, nous avons parlé du système de reconnaissance faciale en général et de ses problèmes les plus importants, l'image multi spectrale et son principe de fonctionnement dans la détermination de l'identité d'une personne. Ensuite, nous avons abordé la résolution du problème des grandes dimensions en utilisant l'algèbre multidimensionnelle. Et l'algorithme MWPCA. Enfin, nous avons conçu et mis en œuvre un système d'identification de personne par analyse d'image multi spectrale, où nous avons utilisé la base de données UWA-HSDF et l'image en niveaux de gris, dans l'étape de prétraitement. On définit le carré de travail contenant le nez, les yeux et la bouche, puis on utilise l'algorithme BSIF dans l'étape d'extraction des traits du visage puis l'algorithme MWPCA pour réduire les dimensions du tenseur qui représente les données d'image sur sa forme (face cube), Enfin, dans l'étape de classification, nous avons utilisé l'algorithme RF et ajouté l'algorithme k-mean qui a choisi pour nous les meilleures bandes qui augmentent les performances du système et la vitesse de calcul du taux d'identification par rapport à l'utilisation de toutes les bandes, ce qui nous a permis d'obtenir le taux de reconnaissance de 97,31 % à  $k = 10$  et  $CE = 70$ , nous l'avons considéré comme une valeur bonne car notre base de données est très complexe. Et il peut se développer davantage dans un proche avenir, conduisant à un résultat meilleur et plus précis, pourquoi pas ?

Les perspectives d'évolution de ce travail sont :

- ✓ Utilisation de la méthode d'apprentissage de sous-espaces multidimensionnelles MDA (Multilinear Discriminant Analysis).
- ✓ Utilisation la classification par SRC (SparseRepresentation Classification).

## Références bibliographiques

- [1] Hadj Attou Abdelkader et BOUIZZOUL ABD ELDJALAL, « Simulation d'un système d'identification de personnes par le visage et la voix ». Université SAAD DAHLAB de BLIDA, 2018 2017.
- [2] Bahaz mohamed lamine, « Imagerie hyperspectrale appliquée à la reconnaissance du visage ». Université Mohamed Khider Biskra, 2020.
- [3] Diarra Mamadou, « Extraction et fusion de points d'intérêt et textures Spectraux pour l'identification, le contrôle et la sécurité ». L'Université de Bourgogne, 2 août 2018.
- [4] RANDRIAMAHANDRY Vonjinirina Eric, « RECONNAISSANCE FACIALE PAR METHODE ACP HYBRIDE ». UNIVERSITE D'ANTANANARIVO, 26 mai 2016.
- [5] ASSADI NADJETTE, « Mise au point d'une application de reconnaissance faciale ». Université Mohamed Khider – BISKRA.
- [6] RABEARIVELO Maminirina Daniel, « Reconnaissance Automatique de Visages ». UNIVERSITÉ D'ANTANANARIVO, 22 décembre 2016.
- [7] M. YOUNSI et Younes MEDJTOUH, « Développement d'un système biométrique pour la reconnaissance de visages, basé sur les ondelettes. » UNIVERSITE MOULOUD MAMMARI DE TIZI-OUZOU, 28 septembre 2016.
- [8] N. SAAD, « Reconnaissance tridimensionnelle du visage ». Université Mohamed Khider Biskra, 2018.
- [9] N. Arfaoui et N. Benassou, « Système de reconnaissance de visage par la transformée en cosinus discrète ». Université de Guelma, juin 2013.
- [10] M. Samia, « Reconnaissance de visage ». Université Larbi Ben M'hidi Oum El Bouaghi, 4 juin 2014.
- [11] <https://technologie.securitas.fr/system/media-cache/2e4387d0930e3451/controle-acces.jpg>
- [12] <https://www.idemia.com/wp-content/uploads/2021/01/morpho-facial-identification-system.jpg>
- [13] imane Baali, « Identification de visage par l'analyse multidimensionnelle d'image multispectrale ». Université Mohamed Khider de Biskra, 2021.
- [14] [https://www.youtube.com/watch?v=zSI\\_opKi\\_3o](https://www.youtube.com/watch?v=zSI_opKi_3o)

- [15] Jens Michael Carstensen, « Multispectral imaging offers new tools ». 1 mars 2007.  
<https://www.vision-systems.com/boards-software/article/16738929/multispectral-imaging-offers-new-tools>.
- [16] [https://www.youtube.com/watch?v=orqRLyiWi\\_4](https://www.youtube.com/watch?v=orqRLyiWi_4).
- [17] Z. Linlin, L. Anneclaire, et F. Virginie, « Adaptive FPGA NoC-based Architecture for Multispectral Image Correlation », *Univ. Jean Monnet*, févr. 2009.
- [18] LUÍS LOPES CHAMBINO, J. S. SILVA, et AND ALEXANDRE BERNARDINO, « Multispectral Facial Recognition », *Univ. Lisb.*, vol. 8, 2020, p. 207871.207883, nov. 2020.
- [19] O. Abdelmalik, A. Chouchane, et B. Elhocine, « Efficient Tensor-Based 2D+3D Face Verification », vol. 12, p. 2751.2762, nov. 2017.
- [20] BESSAOUDI Mohcene, « Reconnaissance de Visage basée sur l'Analyse Multidimensionnelle ». Université Mohamed Khider Biskra, 27 juin 2019.
- [21] Haiping Lua, K. N. Plataniotis, et A. N. Venetsanopoulos, « A Survey of Multilinear Subspace Learning for Tensor Data », *Univ. Tor.*, vol. 44, n° 7, p. 1540-1551, juill. 2011.
- [22] [https://www.researchgate.net/figure/Deploiement-dun-tenseur-dordre-3-dans-les-differents-modes-54\\_fig4\\_336014593](https://www.researchgate.net/figure/Deploiement-dun-tenseur-dordre-3-dans-les-differents-modes-54_fig4_336014593)
- [23] [https://www.researchgate.net/figure/Mode-i-tensors-of-a-3-way-tensor-For-a-3-way-tensor-X-R-n-1-n-2-n-3-it-has-3-types\\_fig1\\_335742056](https://www.researchgate.net/figure/Mode-i-tensors-of-a-3-way-tensor-For-a-3-way-tensor-X-R-n-1-n-2-n-3-it-has-3-types_fig1_335742056)
- [24] [https://www.researchgate.net/figure/Illustration-visuelle-dun-produit-mode-1-du-tenseur-X-du-troisieme-ordre-avec-une\\_fig5\\_336014593](https://www.researchgate.net/figure/Illustration-visuelle-dun-produit-mode-1-du-tenseur-X-du-troisieme-ordre-avec-une_fig5_336014593)
- [25] Haiping Lu, K.N. Plataniotis, et A.N, « MPCA: Multilinear Principal Component Analysis of Tensor Objects », *Univ. Tor.*, juill. 2010.
- [26] Muhammad Uzair, Arif Mahmood, et Ajmal Mian, « Hyperspectral Face Recognition using 3D-DCT and Partial Least Squares », *Univ. West. Aust.*, p. 6.7, 2013.
- [27] Abdelmalik OUAMANE, « Intitulé Reconnaissance Biométrique par Fusion Multimodale du Visage 2D et 3D ». Université Mohamed Khider – Biskra, 11 juin 2015.
- [28] Sadalah Khedidja, « Identification biométrique des personnes par les empreintes palmaires ». UNIVERSITE BADJI MOKHTAR ANNABA, 2019.
- [29] [https://miro.medium.com/max/1400/1\\*hmtbIgxoflJqMJ\\_UHwXw.jpeg](https://miro.medium.com/max/1400/1*hmtbIgxoflJqMJ_UHwXw.jpeg)
- [30] Ghoulia bouthaina et Kouidri yamina, « Etude comparative d'ensemble des descripteurs de texture pour la reconnaissance de visages. » UNIVERSITE KASDI MERBAH OUARGLA, 24 mai 2017.

