

Académie de Montpellier  
Université Montpellier II  
Sciences et Techniques du Languedoc

## MÉMOIRE DE STAGE DE MASTER M2

effectué au Laboratoire d'Informatique de Robotique  
et de Micro-électronique de Montpellier

Spécialité : **Professionnelle et Recherche unifiée en Informatique**

**Extraction de caractéristiques pour l'analyse  
biométrique 3D d'un visage**

par **Sarra KOUIDER**

Date de soutenance : **02 Juillet 2010**

Sous la direction de :  
**Marc CHAUMONT**  
**Gérard SUBSOL**

# Remerciements

Avant de passer au corps de ce rapport, je tiens à remercier : mes tuteurs Gérard Subsol et Marc Chaumont pour s'être montrés disponibles à chaque fois que j'ai eu besoin de leur aide. Leurs remarques pertinentes m'ont été vraiment profitables. je souhaite aussi remercier l'ensemble de l'équipe ICAR pour son accueil et sa convivialité.

Une pensée émue pour tous les étudiants avec qui j'ai partagé un moment, un café, ou quoique ce soit pendant ce stage.

Finalement j'adresse un grand merci à toute ma famille qui a toujours été présente lorsque j'en ai eu besoin, en particulier à ma mère, à mon père, ma petite sœur et à mes frères.

## Résumé

L'extraction de caractéristiques constitue une première étape de tout système biométrique facial : que ce soit l'authentification ou l'identification de visages. Malheureusement, c'est aussi l'une des étapes les plus négligées souvent non-automatisée ou semi-automatisée à cause de tous les problèmes qui lui sont liés. Il faut dire que la non-rigidité élevée du visage humain ne facilite pas les choses ; variabilité intra-personnel (position, orientation, expression), changement inter-personnel (race, genre) ainsi que des problèmes liés aux conditions d'acquisitions (éclairage, échelle, occultation). C'est l'un des plus grands défis de la vision par ordinateur. Par notre travail nous essayant d'aborder ce problème, en utilisant une approche géométrique 3D basée sur une analyse minutieuse des courbures.

# Table des matières

<b>Remerciements</b>	<b>2</b>
<b>Introduction</b>	<b>4</b>
<b>1 État de l'art</b>	<b>6</b>
1.1 Caractéristiques d'un visage humain . . . . .	6
1.2 Applications possibles . . . . .	7
1.3 Méthodes existantes . . . . .	8
1.3.1 Méthodes géométriques (Geometry-based) . . . . .	8
1.3.2 Méthodes Colorimétriques (Colour-based) . . . . .	9
1.3.3 Modèle paramétrique (Template-based) . . . . .	11
1.3.4 Méthodes d'apprentissage et de classification (Learning-based)	13
1.4 Discussion des approches existantes et difficultés rencontrées . . . . .	14
1.5 Problématique . . . . .	15
1.6 Données utilisées . . . . .	16
<b>2 Approche utilisée</b>	<b>19</b>
2.1 Approche globale . . . . .	19
2.2 Prétraitement . . . . .	20
2.3 Analyse des courbures . . . . .	22
2.3.1 Définitions géométriques . . . . .	22
2.3.2 Calcul des courbures . . . . .	24
2.3.2.1 Problématique . . . . .	24
2.3.2.2 Algorithmes existants . . . . .	25
2.3.2.3 Algorithme utilisé . . . . .	26
2.3.2.4 Application sur un maillage . . . . .	30
2.3.3 La HK-classification . . . . .	32
2.4 Extraction des points caractéristiques . . . . .	34
2.4.1 Extraction des régions candidates . . . . .	34
2.4.2 Sélection du triangle final . . . . .	35
<b>3 Expérimentations</b>	<b>37</b>
<b>4 Conclusion et perspectives</b>	<b>40</b>

# Table des figures

1.1	Modèle Candide-3 représentant les plus importants points caractéristiques d'un visage humain. . . . .	7
1.2	geometry-based approaches. . . . .	9
1.3	Colour-based techniques . . . . .	11
1.4	Statistical Shape Models . . . . .	12
1.5	A multi resolution Active Shape Models. . . . .	13
1.6	Active Appearance Models. . . . .	14
1.7	Maillage triangulé sans texture. . . . .	17
1.8	Simple modèles de la Base de données GavabDB montrant les variations : bruit, trous, présence de parties de Corps et de vêtements. . .	17
1.9	Quelques exemples de données 3D prises à Nice. . . . .	18
2.1	Démarche adoptée. . . . .	19
2.2	prétraitement : remplissage des trous . . . . .	20
2.3	Logiciel de traitement de maillages 3D MeshLab. . . . .	21
2.4	prétraitement : filtre Laplacian . . . . .	21
2.5	Courbure : définition géométrique. . . . .	22
2.6	Courbures principales. . . . .	23
2.7	Quelques exemples de courbures . . . . .	24
2.8	Courbure en $p$ : cas où $p$ est sur une arête du maillage . . . . .	24
2.9	Quantité totale d'une courbure . . . . .	25
2.10	1-Voisinage de $p$ . . . . .	27
2.11	Calcul de la normale d'un sommet. . . . .	27
2.12	Calcul de la tangente associée à un voisins. . . . .	28
2.13	Démonstration de la formule d'approximation des courbures normales	29
2.14	Systèmes de coordonnées du plan tangent, Chen et Shmitt [7]. . . . .	29
2.15	Signe de La carte moyenne et de la carte gaussienne des courbures . .	31
2.16	Influence du rayon du voisinage . . . . .	31
2.17	Résultat de la HK-classification sur un des visages 3D de la GavaDB.	32
2.18	Analyse des courbures . . . . .	33
2.19	La HK-classification après le seuillage des courbures . . . . .	34
2.20	Triangle caractéristique. . . . .	35
2.21	Résultat final de l'extraction des points caractéristiques sur quelques visages 3D de la GavaDB . . . . .	36
3.1	Quelques exemples de cas d'échec de la localisation de points caractéristique sur des visages 3D, figure en haut (faux positif), figure en bas (faux négatif). . . . .	39

# Liste des tableaux

1.1	Ensembles des variations de poses et d'expressions faciales de la GavaDB	16
2.1	La HK-classification . . . . .	32
3.1	Résultats des expérimentations effectuées sur la GavaDB. . . . .	37

# Introduction

Avec le développement social et économique que connaît le monde actuellement, Il y'a de plus en plus besoins de sécuriser et contrôler les accès aux données et lieux sensibles. Une des solutions des plus simples et peu onéreuses à ce problème est la biométrie. C'est une véritable alternative aux mots de passe. En effet, à la différence d'un mot de passe, il n'y a pas de risque d'oubli, vol, duplication ou perte que l'on peut retrouver sur les systèmes classiques.

La biométrie est la science qui étudie les méthodes de vérification d'identité (authentification<sup>1</sup>), identification<sup>2</sup>, ou même de chiffrement basées sur la reconnaissance de caractéristiques physiologiques de l'individu. Plus précisément c'est toutes caractéristiques physiques ou traits personnels automatiquement mesurables, robustes et distinctives qui peuvent permettre d'identifier ou d'authentifier une personne.

La reconnaissance de visage est une des méthodes biométrique les plus répondu et les plus prometteuses. Contrairement aux autres méthodes existantes (empreintes digitales, forme de la main, iris, rétine, voix, réseau veineux, signature...) elle est non-intrusive et peut être utilisée même sans connaissance du sujet.

De la définition de biométrie précédente on peut conclure que l'extraction des caractéristiques (l'analyse biométrique) est l'étape principale de tout système biométrique. L'extraction de caractéristiques faciales constitue aussi une clef fondamentale pour plusieurs autres applications que la biométrie (le suivi de visages dans les vidéos, l'extraction d'expressions pour l'analyse des émotions, la reconstitution faciale 3D...) que nous allons citer dans le chapitre suivant.

L'extraction des caractéristiques est aussi l'une des étapes les plus négligée ; souvent non automatisée ou semi-automatisée. En effet l'extraction de caractéristiques faciales est considérée comme l'un des plus difficile challenge de la vision par ordinateur à cause de tous les problèmes rencontrés que ce soit en 2D et/ou en 3D. Il faut dire que la non-rigidité élevée du visage humain ne facilite pas les choses ; variabilité intra-personnel (position, orientation, expression), changement inter-personnel (race, genre) ainsi que les problèmes liés aux conditions d'acquisitions (éclairage,

---

1. confirmer ou infirmer une identité proclamée en répondant à la question "est ce la personne X".

2. Comparaison un à plusieurs (1 :N) pour associer une identité à une personne c.-à-d. répondre à la question " qui est la personne X".

échelle, occultation). Dans ce contexte, de nombreux travaux se sont intéressés à élaborer un processus automatique, mais hélas les solutions existantes n'arrivent pas encore à franchir tous ces problèmes.

Ce travail s'intègre dans les travaux effectués au sein de l'équipe ICAR<sup>3</sup>. Nous présentons dans ce rapport une approche géométrique locale basée sur l'analyse des courbures pour l'extraction de caractéristiques faciales sur des données 3D. Ce rapport est structuré comme suit : Le chapitre 1, donne une définition rapide de l'extraction des caractéristiques faciales suivie d'un état de l'art et discussions des méthodes existantes. Suite à cette discussion, nous définirons la problématique ainsi que l'objectif de notre travail. On terminera ce chapitre par une présentation des données utilisées pour notre application. Le chapitre 2, donne une explication détaillée de l'algorithme utilisé pour l'extraction de caractéristiques faciales. Puis dans le chapitre 3, nous présenterons les résultats de quelques expérimentations que nous avons effectuées pour valider notre système. Enfin, nous conclurons et discuterons des perspectives dans le chapitre 4.

---

3. l'équipe d'Image et interaction(ICAR). Ses activités englobent trois axes scientifiques : Codage et protection des données visuelles, Analyse et traitement des images, Modélisation 3D.



# Chapitre 1

## État de l'art

Dans ce chapitre nous allons tout d'abord commencer par une rapide présentation des points caractéristiques d'un visage humain, suivie par le d'extraction de ces points ainsi que les applications liées. La section 1.3 regroupera les méthodes existantes dans la littérature en quatre approches que nous allons essayer de détailler. Ensuite nous exposons les principales difficultés liées au problème d'extractions des points caractéristiques dans la section 1.4. Enfin nous finirons ce chapitre par une présentation des données utilisées lors de nos expérimentations.

### 1.1 Caractéristiques d'un visage humain

*"Mettre le corps en équation pour définir des caractéristiques communes à tous les hommes, mais aussi rechercher en quoi chaque être est unique, pendant des années cette double quête a nourri l'anthropométrie<sup>1</sup>. Très tôt, l'homme a l'intuition que certaines caractéristiques comme la trace de son doigt par exemple est suffisante à l'identifier et, dès la préhistoire, il « signe » de son empreinte digitale." [20].*

Les caractéristiques faciales correspondent aux traits distinctifs d'un visage humain, ce qu'on appelle en anglais "facial landmarks". Ce sont également des zones assez *figées* qui sont invariant aux mouvements et aux déplacements musculaire dû aux expressions faciales.

La figure 1.1 représente quelques points caractéristiques (les plus cités dans la littérature) définis sur le modèle de Candide-3<sup>2</sup>. Les points présentés sur cette figure sont : les coins internes, externes des yeux, les coins externes du nez ainsi que les points délimitant la bouche.

---

1. technique qui concerne la mesure des particularités dimensionnelles d'un homme. Elle est particulièrement utilisée en ergonomie.

2. Modèle 3D d'un visage en fil de fer [22]

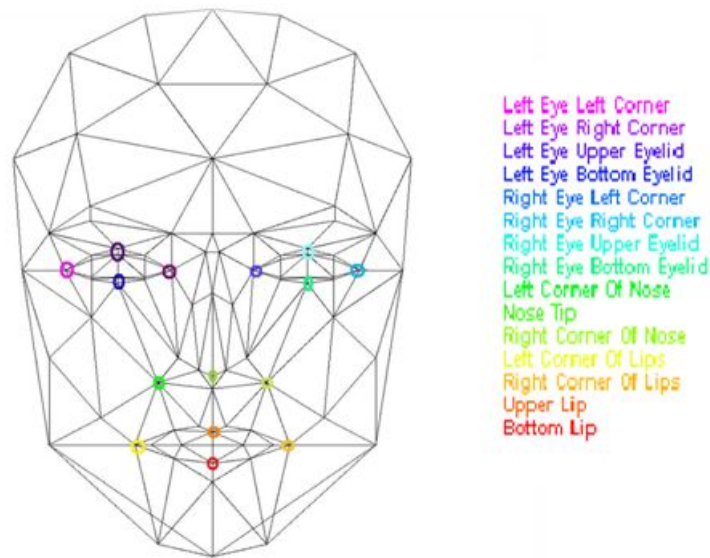


FIGURE 1.1 – Modèle Candide-3 représentant les plus importants points caractéristiques d'un visage humain.

## 1.2 Applications possibles

L'extraction de caractéristiques faciale en 2D ou en 3D est un problème, qui est étroitement lié à de nombreux autres problèmes dont en voici quelques-uns :

- **Localisation de visage** : Ce problème vise à déterminer la position dans l'image d'un seul visage : c'est un problème simplifié de détection de visage avec l'hypothèse qu'une image d'entrée contient seulement un visage.
- **Détection de visages** : Contrairement à la localisation de visage où l'on suppose l'existence d'un seul visage dans la scène. La détection consiste à retrouver tous les visages existants dans une scène s'ils existent [9][42].
- **Le suivi de visages dans les vidéos** : Le but du problème est d'estimer sans interruption l'endroit et probablement l'orientation d'un visage dans une chaîne d'images (flux vidéo) en temps réel [1].
- **Extraction d'expression faciale** : Ce problème concerne l'identification des états émotionnels des humains (heureux, triste, dégoûté, etc...) en analysant leurs expressions faciales [23][31].
- **Identification (Reconnaissance) de visage** : Dans ce problème, on doit comparer le modèle de visage d'entrée à des modèles qui sont déjà stockés dans une base des données de visages connus et vérifier ensuite l'existence d'un visage ressemblant [5][35].
- **Authentification (vérification) de visage** : Le but de ce problème est de

vérifier la réclamation de l'identité d'un individu. Dans ce cas-ci, le système doit savoir l'identité à l'avance, il vérifie seulement si le visage d'entrée est assorti avec l'identité.

- **Reconstruction faciale 3D** : Le but de cette discipline est d'arriver à reproduire un modèle tridimensionnel d'un visage à partir d'une simple image 2D [40]
- **Animation faciale 3D** : Il s'agit de l'un des problèmes les plus connus en infographie<sup>3</sup> appelée le Morphing. Ce problème consiste à déformer un modèle 3D d'un visage (créé par les infographistes) dont le but est de simuler les expressions faciales [25].

Incontestablement, l'extraction de caractéristiques faciales est la première étape dans n'importe quel système automatique qui résout les problèmes ci-dessus.

## 1.3 Méthodes existantes

Beaucoup de travaux ont été consacrés à l'extraction de caractéristiques faciales pour l'automatisation, que ce soit en 2D ou/et 3D [2].

On peut regrouper les approches existantes en quatre groupes :

- Méthodes géométriques (Geometry-based)
- Méthodes Colorimétriques (Colour-based)
- Modèle paramétrique (Template-based)
- Méthodes d'apprentissage et de classification (Learning-based)

### 1.3.1 Méthodes géométriques (Geometry-based)

On les appelle aussi les méthodes à traits, à caractéristiques locales, ou analytiques. L'analyse du visage humain est donnée par la description individuelle de ses parties et de leurs relations. Ce modèle correspond à la manière dont l'être humain perçoit le visage, c'est à dire, aux traits et parties du visage comme les yeux, le nez, la bouche, etc.

Généralement ces méthodes essaient d'extraire les caractéristiques en utilisant les informations géométriques comme les courbures, la taille et les positions relatives des composants du visage Fig. 1.2.

La technique 2D proposée par Kanade [24], localise les yeux, le nez et la bouche en utilisant une carte de contours verticale. En 3D, Colombo et al [9] pour la détection de visages utilisent l'analyse des courbures sur des images en profondeur afin

---

3. L'infographie (aussi appelée image de synthèse) est la science de l'image numérique. Elle définit les graphismes créés et gérés par ordinateur.

d'extraire les trois points de plus grande courbure (coins interne des yeux et nez). Chaque triplet constitué d'un nez et de deux yeux candidats est ensuite soumis à un classifieur ACP (Analyse en Composantes Principales) entraîné à discriminer entre les visages et les non visages. Lemaire et al [26] procèdent à une segmentation d'un visage probe en 8 régions en ayant auparavant détecté 3 points caractéristiques par analyse des courbures : les coins de yeux et le bout du nez. Les 8 régions (8 cercles géodésiques) sont centrés sur 8 points de la carte d'éloignement géodésique (calculée par rapport aux 3 points caractéristiques). Une ICP<sup>4</sup> minimisant la distance entre régions appariées (entre le visage 'probe' et un visage 'gallery') est alors effectuée et ensuite un score globale est calculé par moyenne pondérée entre les distance moyennes des régions appariées pour détecter d'autres points caractéristiques. Chafik et al. [34] proposent une approche topologique, ils utilisent les graphes de Reeb en enrichissant leurs noeuds par la courbure moyenne comme information géométrique.

L'avantage de ces méthodes est qu'elles prennent en compte la particularité du visage en temps que forme naturelle à reconnaître, se basant sur les connaissances anatomiques du visage humain. Ainsi elles représentent un moyen intuitif, simple et efficace. Cependant elles ont besoin généralement d'un seuil qui peut nuire énormément à la performance réalisée compte tenu de sa haute sensibilité, et qui peut aussi causer beaucoup de faux positifs.

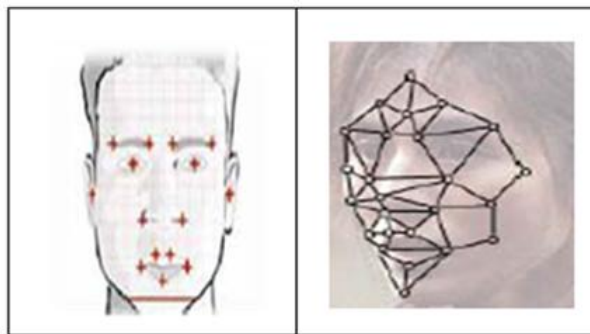


FIGURE 1.2 – geometry-based approaches.

### 1.3.2 Méthodes Colorimétriques (Colour-based)

Beaucoup de méthodes utilisent la segmentation par couleur pour la détection et l'extraction des caractéristiques du visage que ce soit dans les images en couleur 2D ou en utilisant les textures<sup>5</sup> en 3D. Cette technique consiste au premier lieu à utiliser un des espaces de couleur (RVB<sup>6</sup>,  $YC_bC_r$ , HSV<sup>7</sup>, TSL<sup>8</sup>) afin de localiser

4. Iterative Closest Point (ICP) est un algorithme qui est utilisé pour minimiser la distance entre deux nuages de points.

5. un ensemble de pixels 2D que l'on peut appliquer sur une surface ou un volume 3D.

6. Rouge, Vert, Bleu

7. Hue, Saturation, Value

8. Teinte, Luminance, Saturation

le visage en détectant la couleur de la peau qui est spécifiée par un intervalle de couleur [6] [37]. Le choix de l'espace utilisé est très important car en effet bien que des personnes différentes aient une couleur de peau différente, plusieurs études ont montré que la différence principale se trouve en grande partie entre leurs intensités plutôt que leurs chrominances [17][18]. Par conséquent, avant toute opération une élimination de la variation du composant de luminance est nécessaire.

La localisation de la zone du visage est suivie par l'extraction des points caractéristiques du visage généralement (yeux et bouche). L'extraction de la bouche se fait par la détection du composant rouge qui est très présent dans cette région. Quand aux yeux leur extraction se fait par un passage de binarisation de l'image (resp la texture) [39]. Singh et al [37] combinent les trois espaces (RVB,  $YC_bC_r$ , HSI) pour extraire la zone correspondante au visage suivie d'une binarisation seuillée de la zone extraite pour extraire les caractéristiques faciales (yeux, bouche, oreilles) qui correspondent aux régions sombres de l'image Fig. 1.3.

De nombreux travaux combinent l'approche Géométrique avec l'approche colorimétrique : Guerfi [19] utilise l'espace TSL pour détecter le visage suivie de l'extraction des yeux et de la bouche en utilisant les propriétés géométriques de visages (distance entre composants du visage). Sarbert et Tekalp [32] ont proposé un algorithme qui exploite l'information de couleur, de forme et l'emplacement des caractéristiques faciales tel que les yeux, le nez et la bouche en utilisant une fonction de coût symétrique. Leur algorithme est scindé en trois étapes :

1. Classification des régions de couleur de peau humaine : ils utilisent pour cela les canaux chromatiques dans l'espace de couleur YES [32].
2. Classification des formes : dans cette étape, ils utilisent les vecteurs propres et les valeurs propres calculés à partir d'une matrice spatiale de covariance pour vérifier la présence de formes elliptiques sur les régions couleur de peau. La distance de Hausdorff est utilisée pour mesurer la ressemblance entre la forme de la région et le modèle d'ellipse de visage.
3. Localisation des caractéristiques faciales du visage : Les centres des yeux sont localisés en utilisant des fonctions de coût. Ces facteurs sont utilisés pour tirer profit des symétries inhérentes liées entre le visage et les endroits des yeux. Ensuite, le bout du nez et le centre de la bouche sont repérés en utilisant la distance entre les deux centres des yeux.

L'information de couleur est un outil très efficace pour identifier des régions faciales et des traits faciaux spécifiques à condition que le modèle de couleur soit correctement adapté pour différents environnements d'éclairage. Cependant, ces modèles ne sont pas efficaces dans le cas où le spectre de la source lumineuse change de manière significative. En d'autres termes, ces techniques sont trop limitées face aux variabilités d'éclairage et d'acquisition.

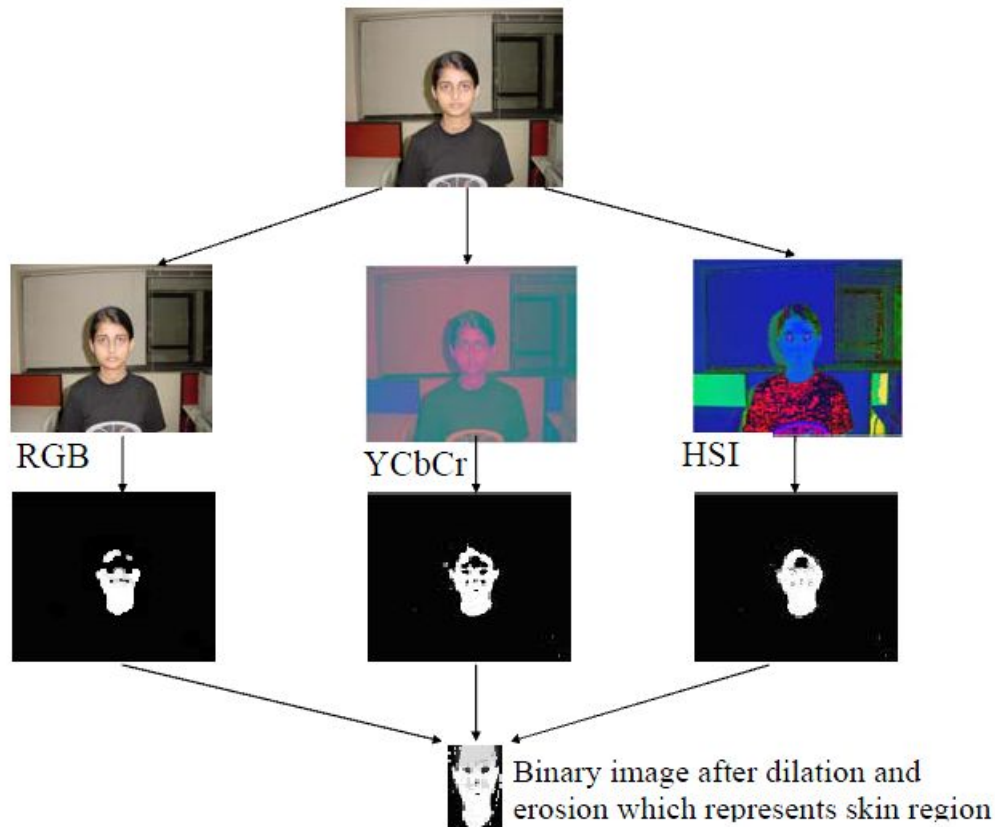


FIGURE 1.3 – Colour-based techniques [37].

### 1.3.3 Modèle paramétrique (Template-based)

L'idée principale de ces approches basées sur la mise en correspondance est de créer des modèles standards capables de décrire un visage ou une partie de visage, qui seront comparés aux images d'entrées (resp Objets 3D). Le problème est alors ramené à un problème de mise en correspondance de formes ; ce qui se traduit sur le plan pratique par le calcul d'une fonction de corrélation entre la donnée d'entée et le modèle. Les valeurs de corrélation sont calculées indépendamment pour le contour de visage, les yeux, le nez et la bouche. Grâce à ces valeurs de corrélation on peut alors déterminer des candidats de visages.

Il y'a deux facteurs cruciaux pour ces techniques : la définition du modèle recherché et l'algorithme de mise en correspondance. Une fois le modèle défini (exemple d'un visage : 2 yeux, une bouche, une forme plus une texture), les variabilité de celui ci sont soit fixées manuellement, soit apprises par des algorithmes d'apprentissage.

Afin de pallier tous les problèmes liés aux modèles statiques de nombreux travaux se sont tourné vers l'utilisation de modèles déformables, surtout après la révolution introduite par Cootes et al dans ce domaine [10]. Cootes et al ont proposé trois approches pour l'extraction de formes et de caractéristiques : le SSM, le ASM et AAM.

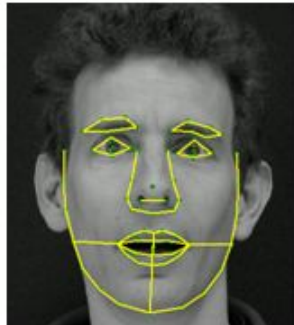
– **Statistical Shape Models (SSM) :**

*(baptisé aussi "Point Distribution Model" (PDM))*

Étant donné un ensemble d'exemples d'une forme, nous pouvons construire un modèle statistique. Chaque forme de l'ensemble d'apprentissage est représentée par un ensemble de  $n$  points caractéristiques étiquetés, qui doivent être cohérent d'une forme à l'autre Fig.1.4. Ces exemples d'apprentissage qui sont étiquetés sont ensuite alignés dans le même système de coordonnées formant ainsi un nuage de points à 2 dimensions. Par l'application d'une PCA nous pouvons choisir les principaux axes de ce nuage et déterminer ainsi un modèle qui représente au mieux la majorité des variations subites.



*exemple de données d'apprentissage (forme d'un visage sous différent point de vue)*



*Corrélation*

FIGURE 1.4 – Statistical Shape Models (*le nombre de points constituant la forme du visage est de 68 points*).

Le modèle de forme peut être représenté par :

$$x \approx \bar{x} + Pb$$

où  $\bar{x}$  est la moyenne des exemples d'apprentissage alignés, P la matrice de transformation du modèle, et b est un vecteur constitué de  $t$  paramètres de la forme.

En faisant varier les paramètres de forme dans les limites tirées de l'ensemble d'apprentissage, nous pouvons générer de nouveaux exemples, et c'est ce genre

de modèles qui sont utilisés dans l'Active Shape Model pour détecter de nouveaux exemples dans les nouvelles images.

Cette méthode a été aussi adaptée aux données 3D. Nair et Cavallaro [29] utilisent un modèle statistique de forme (PDM) pour la détection, la localisation des points caractéristiques, ainsi que pour l'alignement de visages 3D.

– **Active Shape Models (ASM) :**

Les modèles de formes actives sont des modèles de formes statistiques qui sont itérativement déformés pour s'adapter le plus possible à l'objet correspondant dans l'image en question.

En plus de modéliser la forme, nous avons besoin de modèles d'apparence de l'image autour de chaque point du modèle. Le plus simple est de prendre les points se trouvent sur les contours forts (d'autres modèles plus complexes peuvent être construits). Les performances de cette technique peuvent être considérablement améliorées en utilisant une approche multi-résolution Fig.1.5.

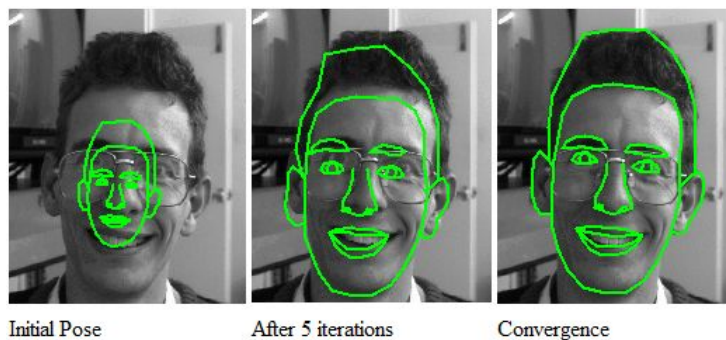


FIGURE 1.5 – A multi resolution Active Shape Models.

– **Active Appearance Models (AAM) :**

Le modèle d'apparence actif (AAM) est une généralisation du modèle de forme actif (ASM). Contrairement à ce dernier, l'AAM utilise toute l'information de l'image contenant l'objet cible (texture de l'objet) au lieu d'utiliser juste les contours de l'objet.

Un AAM est constitué d'un modèle statistique de forme et un modèle statistique d'apparence (en niveau gris) de l'objet d'intérêt. Ainsi la corrélation entre l'image et le modèle consiste à trouver tous les paramètres modèles qui minimisent la différence entre l'image d'entrée et un exemple synthétique du modèle, projeté dans l'image.



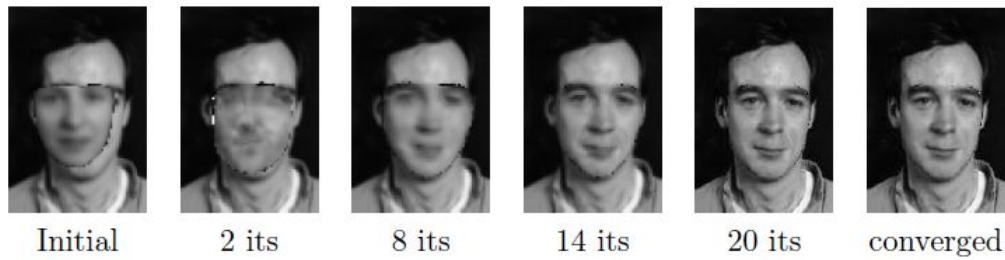


FIGURE 1.6 – Active Appearance Models.

### 1.3.4 Méthodes d'apprentissage et de classification (Learning-based) [3] [41]

Très utilisée pour la reconnaissance et la détection de visages mais qui peut être aussi utilisée pour l'extraction des caractéristiques faciales. Le concept de « caractéristiques » dans ces approches diffère de simples caractéristiques faciales comme les yeux et la bouche en toutes informations qui peut définir l'image 2D ou l'objet 3D en question. Il s'agit de traiter le problème d'extraction des landmarks comme n'importe quel autre problème de reconnaissance et de classification de formes général; en ayant recours à des classifieurs. Passant ainsi par les étapes suivantes : représentation du problème, apprentissage puis reconnaissance. Les classifieurs les plus utilisés dans la littérature sont :

- Les réseaux de neurones (souvent multi couches pour augmenter la performance du système)
- Les machines à vecteurs de support (SVM)
- Les Modèles de Markov caché(HMM)
- Analyse en Composantes Principales (ACP)
- ...

Il est vrai que l'utilisation des classifieurs et des algorithmes d'apprentissage constitue un moyen efficace et robuste qui a apporté de bons résultats à de nombreux problèmes. En contre partie, l'étape d'apprentissage prends beaucoup de temps, et elle représente une étape qui influence énormément le résultat final.

## 1.4 Discussion des approches existantes et difficultés rencontrées

Bien que l'extraction de caractéristiques faciales soit une tache assez facile et intuitive pour l'être humain il n'en est pas de même pour la machine. Actuellement, toutes les solutions existantes ne sont pas suffisamment complètes et efficace pour s'affranchir des différents problèmes : éclairage, orientations...etc. Ces problèmes peuvent être attribués aux facteurs suivants :

- **Variabilité inter-personnel** : L'extraction de caractéristiques faciales est une tâche très difficile du fait que le visage humain est très variable d'une personne à une autre ; les variabilités ethnique, d'âge et de sexe sont des éléments qui influencent énormément la forme, la taille et la couleur du visage.
- **Expression faciale** : La forme d'un visage est clairement affectée par l'expression faciale de cette personne. Donc nous nous trouvons face à un problème de détection d'un objet déformable, ce qui rend la tâche beaucoup plus difficile qu'un autre problème de traitement d'un objet rigide.
- **Occultation** : Les images 2D (resp. le maillage 3D) d'un visage changent en raison de la position et de l'orientation relative caméra-scanner-visage (frontal, rotation 45 degrés, profil), de telle sorte certaines caractéristiques faciales telles qu'un œil ou le nez peut devenir partiellement ou complètement caché. L'occultation de visage peut être également causée par d'autres facteurs ; en effet les visages peuvent être partiellement cachés par d'autres objets (lunette, foulard, bandeau) ou même par des composants structuraux du visage (barbe et moustache) qui peuvent être présents.
- **Condition d'acquisition** : Les facteurs tels que l'éclairage (spectres, distribution de source et intensité), trous causés par les scanners et les caractéristiques d'appareil photo/scanner affectent énormément l'apparence du visage .

## 1.5 Problématique

L'extraction de caractéristiques constitue une première étape de tout système biométrique facial : que ce soit l'authentification ou l'identification de visages. Cependant, c'est aussi l'une des étapes les plus négligées souvent non-automatisée ou semi-automatisée.

L'extraction de caractéristiques faciales humaines basées sur le traitement des images 2D s'est énormément développée ces dernières années, et plusieurs techniques ont été proposées. Malgré les résultats obtenus dans ce domaine, l'extraction robuste de traits de visage reste un problème très difficile. Les méthodes actuelles sont efficaces lorsque les conditions de prise de vue des images tests sont similaires à celles des images d'apprentissage. Cependant, la grande variabilité générée par le changement de luminosité et le changement de prise de vue causent de sérieux problèmes pour de nombreux systèmes existants. Une solution à ce problème, est l'utilisation de l'information tridimensionnelle du visage car elle permet une meilleure information sur les caractéristiques du visage humain dans l'espace 3D ; elle modélise de manière plus précise le visage, les problèmes d'auto-occultation sont plus facilement gérés. [4]. Cette information procure une invariance relative à la lumière et aux conditions de prise de vue. De plus, les avancées récentes en imagerie 3D (outils d'acquisition, modeleurs, cartes graphiques, etc.) rendent possibles la création et le stockage des données 3D.

Beaucoup de travaux recourent à l'utilisation de la 2D (textures) à côté de la 3D pour apporter plus d'informations et de précision à leurs systèmes. Il faut cependant remarquer que de nombreuses bases de données du domaine ne disposent pas de textures associées aux modèles 3D.

Étant donné un visage scanné 3D, le but de ce travail est de développer un système automatique d'extraction de caractéristiques d'un visage 3D, en utilisant une approche géométrique basée sur une analyse des courbures.

## 1.6 Données utilisées

Lors de nos expérimentations nous avons utilisé comme base de données la GavabDB [28] constitué de 427 visages 3D (maillage triangulé sans texture Fig.1.7, d'environ 15 000 sommets par modèle) correspondant à 61 individus (45 hommes et 16 femmes), 9 acquisitions pour chaque personne (variation de poses et d'expressions faciales). L'ensemble des individus sont de race blanche et leur âge se situe entre 18 et 40 ans. Le tableau 1.1 illustre les variations de pose et d'expression faciale des 9 acquisitions.

N° d'acquisition	Nom du modèle	Orientation du visage	expression faciale
1	carai_frontal1	Frontale	Neutre
2	carai_frontal2	Frontale	Neutre
3	carai_derecha	Profil à droite : $\approx +90^\circ$ de rotation autour de l'axe $y$ .	Neutre
4	carai_izquierda	Profil gauche : $\approx -90^\circ$ de rotation autour de l'axe $y$ .	Neutre
5	carai_arriba	Regard en haut : $\approx +35^\circ$ de rotation autour de l'axe $x$ .	Neutre
6	carai_abajo	Regard en bas : $\approx -35^\circ$ de rotation autour de l'axe $x$ .	Neutre
7	carai_sonrisa	Frontale	Sourire
8	cara_risa	Frontale	Grand sourire
9	carai_gesto	Frontale	Grimace

TABLE 1.1 – L'ensemble d'acquisitions du  $n^{\text{ème}}$  individu de la base de données avec les variations de pose et d'expression faciale

Nous notons aussi la présence de bruit, de partie du corps et la présence de vêtements (Comme le montre la figure 1.8) pour certains modèles ce qui présente un véritable challenge. Le scanner utilisé lors de ces acquisitions est un Minolta VI-700 [21]. Une des particularités de ce scanner est qu'il permet de garder les propriétés métriques des objets acquis, ce qui représente un plus pour notre système.

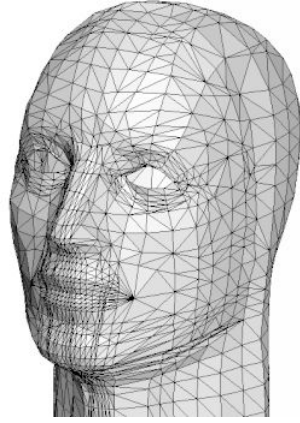


FIGURE 1.7 – Maillage triangulé sans texture.



FIGURE 1.8 – Simple modèles de la Base de données GavabDB montrant les variations : bruit, trous, présence de parties de Corps et de vêtements.

Afin de comprendre le processus d'acquisition, et les problèmes qui lui sont liés. Nous nous sommes rendu à Nice, où nous avons effectué quelques acquisitions, en essayant de reproduire les mêmes conditions d'acquisitions de la GavaDB (éclairage naturel, variation de pose et d'expression faciale). Le scanner utilisé pour ces acquisitions est un Minolta VI-910, qui possède les mêmes caractéristiques que celui de la GavaDB. La figure 1.9 montre quelques exemples de données 3D acquises à Nice.

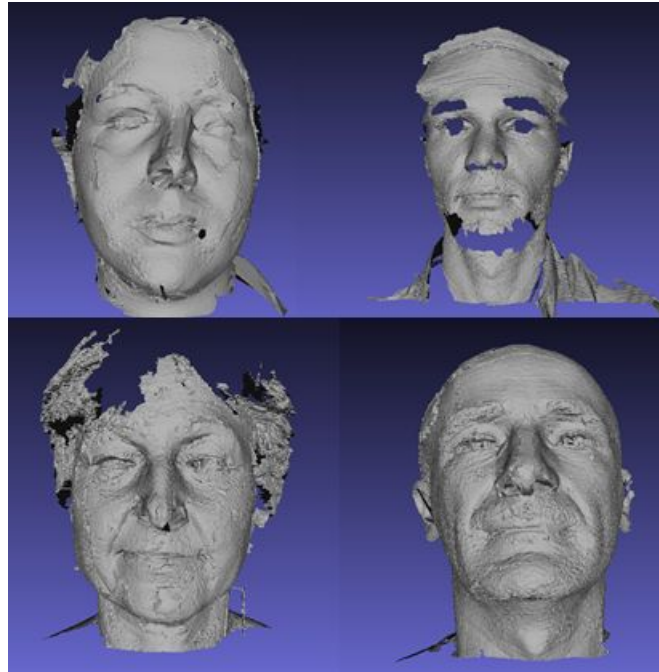


FIGURE 1.9 – Quelques exemples de données 3D prises à Nice.

# Chapitre 2

## Approche utilisée

L'objectif principal de notre travail est d'arriver à extraire les régions caractéristiques faciales les plus invariantes aux expressions faciales (Nez et Yeux). Ayant pour référence l'article de Colombo et al [9], nous avons opté pour une approche géométrique basée sur une analyse minutieuse des courbures, et qui utilise comme données d'entrées un maillage triangulé afin de tirer profit de l'information tridimensionnelle du visage acquis.

Dans ce chapitre, nous allons expliquer globalement la démarche utilisée puis détailler les principales étapes de notre système : prétraitement des données, Analyse des courbures, et extraction des trois points caractéristiques (Nez, coin interne de l'œil droit, et coin interne de l'œil gauche).

### 2.1 Approche globale

La figure 2.1 illustre les principales étapes de notre approche : (1) le prétraitement des données, (2) l'analyse des courbures, (3) l'extraction des caractéristiques faciales.

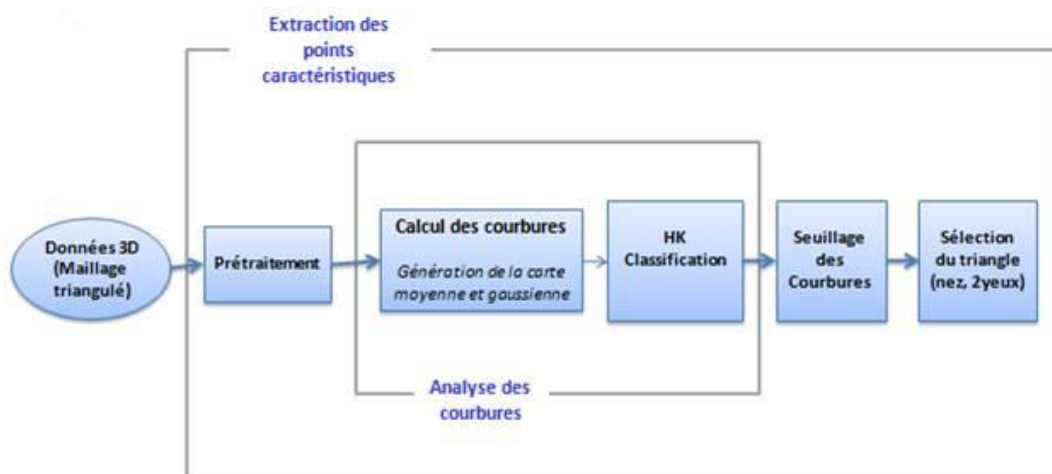


FIGURE 2.1 – Démarche adoptée.

Avant toute opération, il peut être nécessaire de prétraiter les données 3D pour éliminer les bruits et combler les trous causés par le scanner d’acquisitions. Une fois cette tâche effectuée les données 3D prétraitées sont soumises au système afin d’analyser les courbures : un calcul de courbure est effectué dans le but de générer une carte moyenne ( $\mathbf{H}$ ) et une carte gaussienne ( $\mathbf{K}_G$ ), suivie d’une segmentation des régions basée sur une HK classification (signe de la moyenne et de la gaussienne). Cette étape est décrite en détails dans la section 2.2. L’extraction de caractéristiques est réalisée via un seuillage des régions segmentées qui a pour but de garder que les régions de forte convexité ou concavité qui peuvent correspondre au nez et aux coins internes des yeux. La sélection du triangle final (Nez, coins internes des yeux) est effectuée par application de quelques critères anatomiques du visage humain (section 2.3.3).

## 2.2 Prétraitement

Les données 3D acquises par les scanners sont généralement bruitées, et contiennent des trous causés par les problèmes d’occultation et les conditions d’éclairage lors de l’acquisition. Une étape de prétraitement peut être nécessaire afin de combler les trous et réduire le bruit. Ce prétraitement est fortement dépendant des données utilisées.

La particularité de la GavabDB est qu’elle a déjà été prétraitée pour combler les trous en utilisant un algorithme basé sur des méthodes d’interpolation. La figure 2.2 représente un maillage avant et après le remplissage des trous [28].

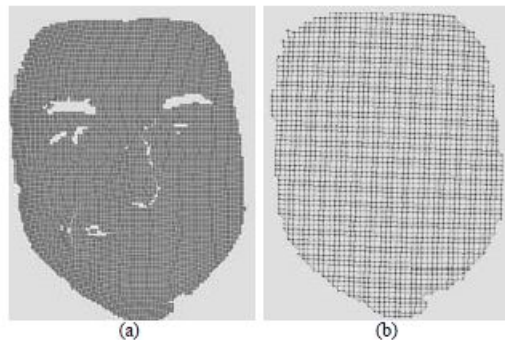


FIGURE 2.2 – Maillage triangulé d’un visage tiré de la GavabDB : (a) avant le remplissage des trous, (b) après le remplissage des trous.

Afin de réduire le bruit, nous avons eu recours au logiciel MeshLab<sup>1</sup> (Fig. 2.3) qui propose une panoplie de filtres, dont le Laplacian Smooth que nous avons appliqué sur nos données 3D.

---

1. MeshLab est un logiciel libre de traitement de maillages 3D. Il propose différents filtres de nettoyage du maillage, des outils de re-maillage (simplification, subdivision, reconstruction de surfaces...) et des fonctions de suppression de bruit.

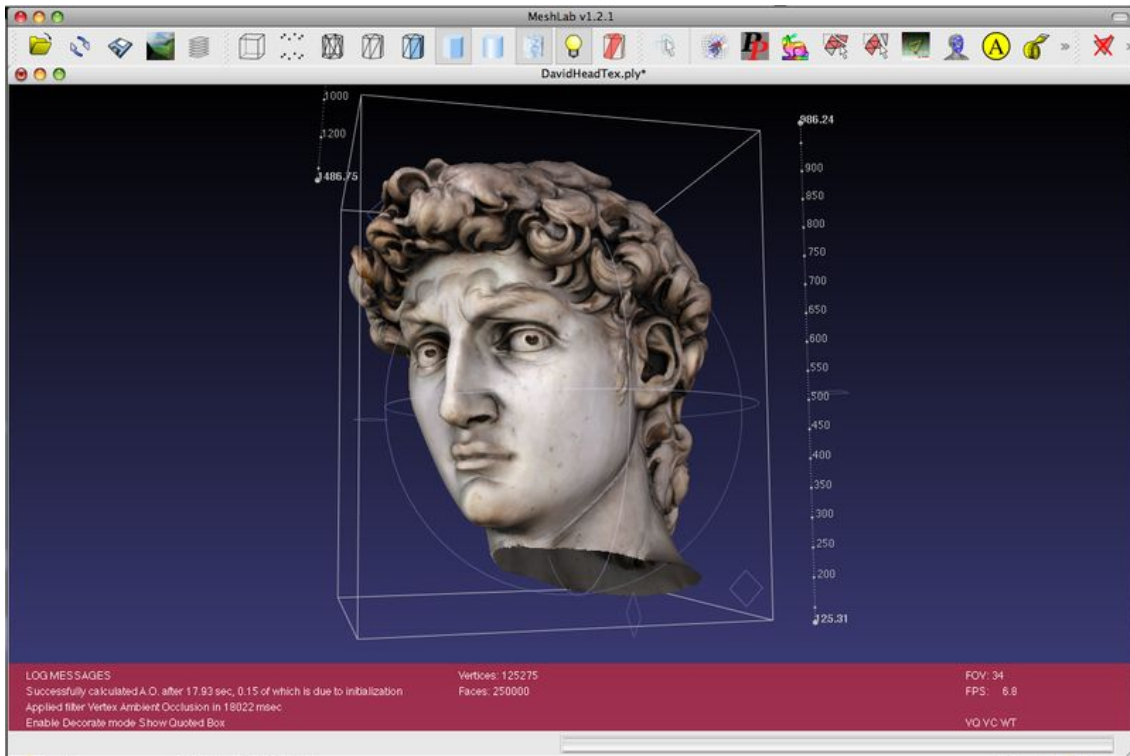


FIGURE 2.3 – Logiciel de traitement de maillages 3D MeshLab.

La figure 2.4 représente un maillage facial avant et après l'application du filtre Laplacian.

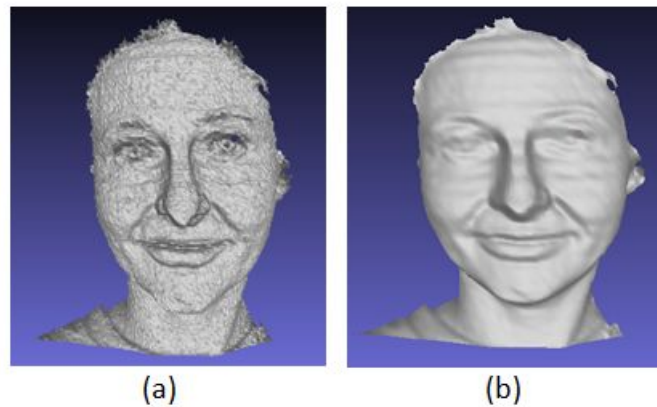


FIGURE 2.4 – (a) maillage d'un visage bruité tiré de la GavabDB, (b) le même visage après l'application du filtre Laplacian.



## 2.3 Analyse des courbures

La courbure d'un objet géométrique est l'une des plus importantes propriétés d'une surface ; en effet cette notion se trouve aujourd'hui au cœur de plusieurs applications en informatique graphique, en conception assistée par ordinateur, ou encore en géologie.

Dans cette section, nous présentons d'abord un bref aperçu de quelques définitions géométriques (courbures normales, courbures et directions principales, courbure moyenne et gaussienne), qui sont importantes pour la compréhension de notre approche, suivie d'un rapide état de l'art des algorithmes existants pour le calcul des courbures sur des maillages. En fin nous terminons cette section par l'explication de notre méthode de calcul de courbures utilisée pour notre système.

### 2.3.1 Définitions géométriques

la courbure d'un objet géométrique est une mesure quantitative qui décrit la forme locale d'une surface. Considérons un point  $p$  appartenant à une surface  $S$  (voir la figure 2.5). Choisissons maintenant un vecteur  $\vec{t}$  tangent à la surface en  $p$ . On peut alors définir la normale  $\vec{N}$  en  $p$  : il s'agit de l'axe passant par  $p$  et qui est perpendiculaire localement à la surface. Si on coupe la surface par le plan perpendiculaire à celle-ci, qui passe par  $p$ , et qui contient  $\vec{t}$  et  $\vec{N}$ . On obtient une courbe tracée sur la surface. La courbure de cette courbe au point  $p$  et qui vaut l'inverse du rayon s'appelle la courbure normale de  $S$  au point  $p$  dans la direction  $\vec{t}$ , on la note  $k_n(\vec{t})$ .

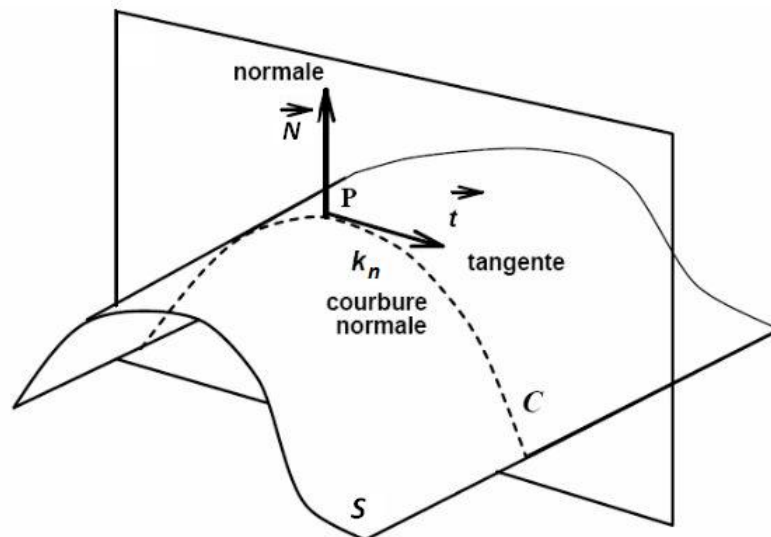


FIGURE 2.5 – Courbure : définition géométrique.

Quand on fait tourner  $\vec{t}$ , la courbure normale atteint une valeur maximale "*courbure maximale*", et une valeur minimale "*courbure minimale*". Les valeurs de ces courbures extrêmes (qu'on notera  $k_1$  et  $k_2$ ) sont appelées courbures principales. Les directions  $e_1$  et  $e_2$  pour lesquelles ces valeurs sont atteintes s'appellent les directions principales au point  $p$ ; il est prouvé mathématiquement que ces deux vecteurs forment un angle droit (de  $90^\circ$ ) (voir la figure 2.6).

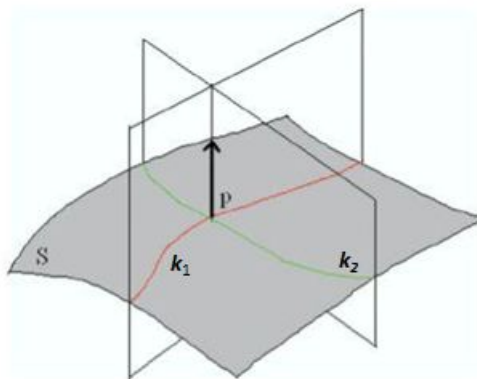


FIGURE 2.6 – Courbures principales.

Donc, on prenant le vecteur d'unité tangent  $\vec{t}$ , quand  $e_1$  et  $e_2$  forment une base orthogonale du plan tangent au point  $p$ , nous pouvons écrire :

$$t = e_1 \cos(\theta) + e_2 \sin(\theta).$$

La courbure normale  $k_n$  en direction de  $\vec{t}$  est égale à :

$$k_n = k_1 \cos^2(\theta) + k_2 \sin^2(\theta).$$

Cette dernière expression est connue sous le nom de "*formule d'Euler*".

À partir des courbures : maximale et minimale, on peut définir deux valeurs importantes : la courbure moyenne  $H$ , qui est la moyenne des deux, et la courbure de Gauss  $K_G$ , qui est le produit des deux. La courbure moyenne a une interprétation physique, elle définit une mesure de concavité ou de convexité de l'objet. Quant à la courbure de Gauss elle indique la forme de l'objet, elle est positive pour les formes elliptiques et négative pour les formes hyperboliques.

La figure 2.7 illustre quelques exemples de courbures. Les directions principales sont représentées en gras sur cette figure. Dans le dessin du milieu, la courbure minimale est égale à zéro, elle est atteinte quand  $\vec{t}$  est parallèle à l'axe du cylindre. La courbure maximale, quant à elle, est obtenue dans la direction perpendiculaire, et vaut l'inverse du rayon du cylindre. Dans la surface (c) de la figure 2.7, on voit que la courbure minimale est négative et la courbure maximale est positive, puisqu'il y a un changement de concavité. La courbure de Gauss est négative pour celle de droite, nulle pour celle du (b), et positive pour la surface de (a) (et pour toute les surfaces « bombées »).

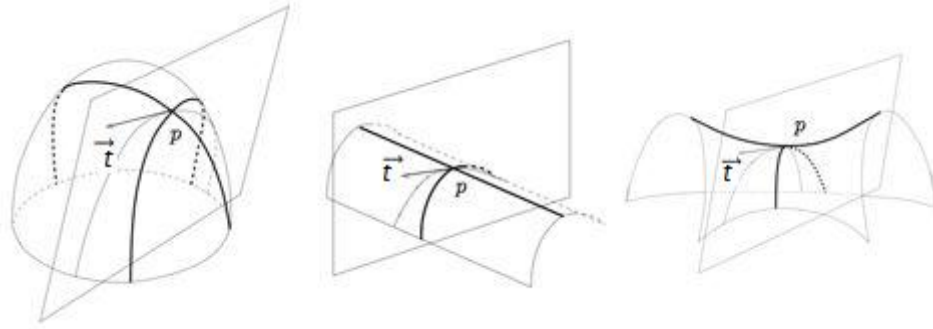


FIGURE 2.7 – exemple de courbures de formes basiques : de gauche à droite  
a) Sphère "*forme elliptique*" b) Cylindre "*forme cylindrique*" c) Selle "*forme parabolique*" [8].

## 2.3.2 Calcul des courbures

### 2.3.2.1 Problématique

La courbure des surfaces lisses, c'est-à-dire sans angles vifs, a été étudiée par les mathématiciens pendant plusieurs siècles. Il existe de nombreuses applications qui nécessitent dans un premier temps l'estimation précise de ces courbures. Or, pour pouvoir être traitées par un ordinateur, les surfaces doivent être représentées par des maillages, c'est-à-dire des surfaces constituées de petits triangles. Ces surfaces ne sont pas lisses, puisque la charnière entre deux triangles jointifs forme un angle vif. Par conséquent, les théories développées par les mathématiciens ne s'y appliquent pas. Il faut donc les adapter au cas des maillages, ce que des formules récentes permettent de faire.

### Du lisse au discret

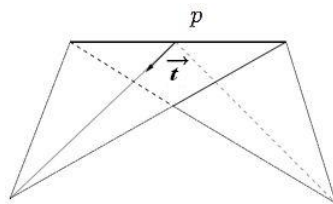


FIGURE 2.8 – Courbure en  $p$  : cas où  $p$  est sur une arête du maillage [8].

Supposons qu'on veuille calculer la courbure d'une surface représentée par un maillage très fin. Si le point  $p$  considéré tombe dans l'intérieur d'un triangle, alors la courbure du maillage en ce point est bien sûr égale à zéro dans toutes les directions. Si  $p$  est sur une arête du maillage (voir la figure 2.8), c'est-à-dire à la charnière entre deux triangles, alors la courbure est nulle dans la direction de l'arête. Par contre, si on coupe la surface dans une direction différente de celle de l'arête, alors on obtient une courbe présentant un angle vif, qu'on peut voir comme une courbe de courbure infinie. Si le point  $p$  tombe sur un sommet du maillage, alors la situation est encore plus compliquée. Selon les cas, on obtient donc soit zéro, soit l'infini, ce qui ne nous

renseigne pas beaucoup [8].

L'approche qui consiste à se focaliser sur un point précis  $p$  est donc vouée à l'échec. Pour sortir de cette impasse, il faut prendre du recul et regarder le maillage à une échelle plus grande. Illustrons cette idée par l'exemple des courbes polygonales, les analogues uni-dimensionnels des maillages. Comme précédemment, la courbure est nulle sur les segments qui composent la courbe, et infinie sur les sommets. Par contre, comme le montre la figure 2.9, si on considère une portion de cette courbe, il est intuitivement clair que la « quantité totale » de courbure sur cette portion (en gras sur la figure) est égale à l'angle entre le premier segment de la portion et le dernier [8].

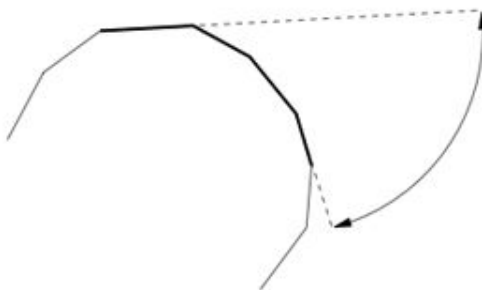


FIGURE 2.9 – La « quantité totale » de courbure est égale à l'angle entre le premier segment de la portion et le dernier [8].

Cette idée, très simple dans le cas des courbes, se transpose au cas des surfaces : au lieu de se focaliser sur un point, on essaie de déterminer la quantité totale de courbure sur une région donnée. L'extension au cas des surfaces est toutefois bien plus compliquée que pour les courbes. On obtient ainsi des formules donnant la quantité totale de courbure moyenne, ou de courbure de Gauss, sur une région d'un maillage. Ces formules permettent aussi de calculer les directions principales de la courbure, ce qui est capital pour certaines applications, comme le remaillage de surfaces.

### 2.3.2.2 Algorithmes existants

L'approximation des normales et des courbures d'une surface est souvent une étape nécessaire, surtout si la surface en question est définie par un ensemble de points discrets (ou bien un maillage triangulé) au lieu d'une formule. L'estimation de la courbure local d'une surface à un point  $p$  nous permet de calculer ce que Sander et Zucker appellent « the augmented Darboux Frame » [36] au point  $p$ , c.à.d.

$$\Delta_p = (p, \mathbf{e}_1, \mathbf{e}_2, \mathbf{N}, k_1, k_2).$$

Cette estimation constitue une vraie difficulté à cause de la nature discrète des données [30]. Beaucoup de mathématiciens se sont consacrés à cette étude ; un état

de l'art complet ainsi qu'une comparaison détaillée des méthodes existantes est disponible dans [12][15] :

Mayer et al [27] applique le théorème de Gauss-Bonnet pour estimer la courbure gaussienne ; ils introduisent par la suite l'opérateur de Laplace-Beltrami afin d'estimer la courbure moyenne. Flynn et Jain [13] utilisent une sphère qui passe par quatre points dans le but de calculer les courbures. Goldfeather et Interrante [16] utilisent les normales des sommets adjacents pour plaquer et ajuster une surface cubique sur le maillage. En analysant les différentes méthodes de calcul de courbures des maillages triangulés, Gatzke et Grimm recommandèrent les méthodes d'ajustement (fitting) de surfaces [16] [14], car elles sont plus efficaces et plus robuste que d'autres en présence de bruit. Cependant ces méthodes sont trop gourmandes en termes de calcul. De ce fait On préfère souvent se tourner vers des méthodes plus simple et qui apportent de bon résultats comme celles de Chen et Schmitt (1992) [7], Taubin (1995) [38], Mayer et al (2003) [27], et Dong et al (2005) [11]...

La méthode de Chen et Schmitt [7] utilisent un cercle qui passe par trois point pour estimer la courbure normale ; leur algorithme est basé sur le théorème d'Euler. Il est simple de déduire que l'estimation de la courbure approximée par un cercle qui passe par trois points peut en effet causer une grande marge d'erreur, surtout si l'angle en question est très aigu. Dong et al [11] utilisèrent une version simplifiée de l'algorithme de Chen et Schmitt, ils essayèrent de remédier au problème de l'algorithme original en utilisant à la place du cercle une simple formule qui utilise l'information des normales adjacentes au point désiré pour estimer la courbure normale. Sacchi et al [33] utilisent aussi dans leur algorithme l'information des normales des facettes voisines pour approximer les courbures. Taubin [38] utilise deux sommets et un vecteur normal pour approximer la courbure normale mais il n'utilise pas l'information des normales adjacentes au point étudié.

### 2.3.2.3 Algorithme utilisé

Notre algorithme de calcul de courbures tire profit de deux méthodes mathématiques classiques existantes : Chen et Schmitt [7], Dong et al [11]. Tout d'abord nous énoncerons quelques notations importantes, que nous allons utiliser tout au long de notre explication.

Nous définissons un maillage triangulé par  $\mathbf{M} = (\mathbf{V}, \mathbf{K})$ , où  $\mathbf{K}$  définit la topology et  $\mathbf{V}$  la géométrie. On peut dire que  $\mathbf{V}$  représente un nuage de points, et  $\mathbf{K}$  les interconnexions de  $\mathbf{V}$  pour former les arêtes des facettes triangulaires du maillage  $\mathbf{M}$ .  $\mathbf{M}$  est supposé être orienté, autrement dit les triangles adjacents ont leur normales qui pointent dans la même direction de la surface. Nous appellerons 1-Voisinage de  $\mathbf{p}$  l'ensemble des triangles incidents au point  $\mathbf{p}$  (Fig. 2.10). Nous notons par  $Voisins(\mathbf{p})$  l'ensemble de points  $\mathbf{p}_i$  qui sont à 1-Voisinage de  $\mathbf{p}$ , et  $m$  le nombre de points dans l'ensemble  $Voisins(\mathbf{p})$ . Le rayon du voisinage peut être élargi récursivement en définissant  $k$ -Voisinage et  $Voisins^k(\mathbf{p})$  comme suit :

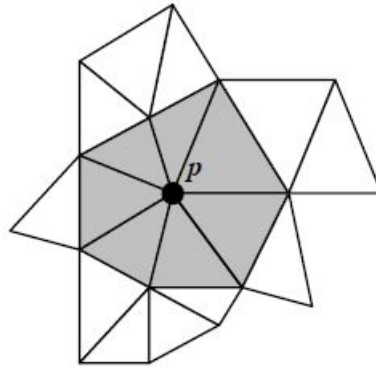


FIGURE 2.10 – 1-Voisinage de  $\mathbf{p}$ .

$$Voisins^1(\mathbf{p}) = Voisins(\mathbf{p}).$$

$$Voisins^k(\mathbf{p}) = \bigsqcup_{p_i \in Voisins^{k-1}(\mathbf{p})} Voisins^{k-1}(\mathbf{p}_i) \quad (k \geq 2).$$

## ÉTAPES DE L'ALGORITHME

### a) Calcul des normales

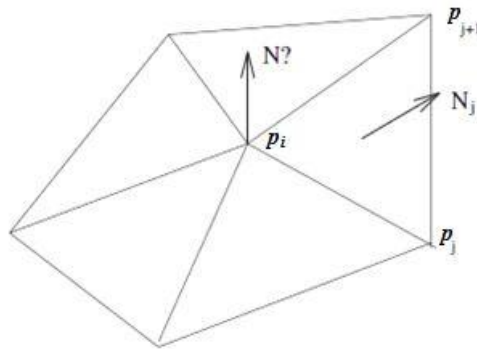


FIGURE 2.11 – Calcul de la normale d'un sommet.

La première étape de notre algorithme est l'estimation des vecteurs normales de chaque sommet du maillage triangulé (voir la figure 2.11). Nous notons  $f$  les faces triangulaires du maillage  $\mathbf{M}$ . Chaque face triangulaire  $f_i$  possède un vecteur normal  $\mathbf{N}_{f_i}$ . Tous les vecteurs normales doivent être orientés de manière cohérente. Pour calculer la normale à un sommet  $\mathbf{p}$  de  $\mathbf{M}$ , nous utilisons une moyenne des normales des facettes adjacentes au point  $\mathbf{p}$  pondérée par un poids, c.-à-d.

$$\mathbf{N} = \frac{\sum_{i=1}^m w_i \mathbf{N}_{f_i}}{\left\| \sum_{i=1}^m w_i \mathbf{N}_{f_i} \right\|}$$

Où  $\mathbf{N}_{f_i}$  est le vecteur d'unité de la normale des triangles adjacents d'un rond de voisinage de  $\mathbf{p}$ , et où  $w$  est le poids suggéré par Chen et Schmitt [7]

$$w_i = \frac{1}{\|g_i - \mathbf{p}\|} \quad (i = 1, \dots, m).$$

tel que  $g_i$  est le centre de la facette  $f_i$  déterminé comme suit :

$$g_i = \sum_{p_j \in f_i} \mathbf{p}_j / 3 \quad (i = 1, \dots, m)$$

Cette étape sera répétée pour tous les sommets  $\mathbf{p}_i$  de  $Voisins(\mathbf{p})$  du maillage  $\mathcal{M}$ .

### b) Approximation des courbures normales

Pour chaque voisins  $\mathbf{p}_i$  de  $\mathbf{p}$ , on définit  $\mathbf{t}_i$  qui est la normalisation de la projection du vecteur  $\mathbf{p}_i - \mathbf{p}$  dans le plan tangent au point  $\mathbf{p}$  (voir la figure 2.12).

$$\mathbf{t}_i = \frac{(\mathbf{p}_i - \mathbf{p}) - \langle \mathbf{p}_i - \mathbf{p}, \mathbf{N} \rangle \mathbf{N}}{\|(\mathbf{p}_i - \mathbf{p}) - \langle \mathbf{p}_i - \mathbf{p}, \mathbf{N} \rangle \mathbf{N}\|} \quad (i = 1, \dots, m).$$

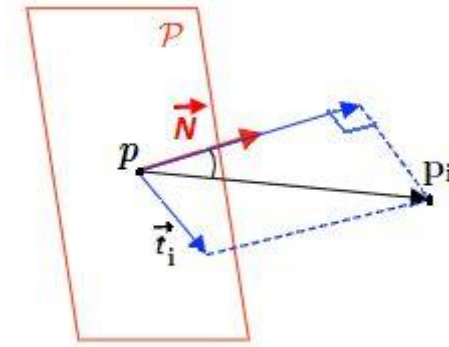


FIGURE 2.12 – Calcul de la tangente associée à un voisins.

La courbure normale associée à un  $\mathbf{t}_i$  au point  $\mathbf{p}$  (qu'on notera  $k_n(\mathbf{t}_i)$ ) est approximée par la formule citée par Dong et al [11], et qui est donnée comme suite :

$$k_n(\mathbf{t}_i) = -\frac{\langle \mathbf{p}_i - \mathbf{p}, \mathbf{N}_i - \mathbf{N} \rangle}{\|\mathbf{p}_i - \mathbf{p}\|^2} = -\frac{\langle \mathbf{p}_i - \mathbf{p}, \mathbf{N}_i - \mathbf{N} \rangle}{\langle \mathbf{p}_i - \mathbf{p}, \mathbf{p}_i - \mathbf{p} \rangle} \quad (i = 1, \dots, m).$$

La figure 2.13 présente une justification de cette approximation. Considérons deux points  $\mathbf{p}_1, \mathbf{p}$  d'une sphère, dont le rayon  $R > 1$ , et un deuxième cercle concentrique possédant deux vecteurs unitaires qui passe par  $\mathbf{N}_1, \mathbf{N}$ . Nous remarquons que les deux vecteurs  $(\mathbf{p}_1 - \mathbf{p}), (\mathbf{N}_1 - \mathbf{N})$  sont parallèles est ont la même direction, c.-à-d.

$$\langle \mathbf{N}_1 - \mathbf{N}, \mathbf{p}_1 - \mathbf{p} \rangle = \| \mathbf{N}_1 - \mathbf{N} \| \| \mathbf{p}_1 - \mathbf{p} \|.$$

Dans le triangle  $\mathbf{p}_1 \mathbf{O} \mathbf{p}$ , il est facile de démontrer que

$$k_{n1} = \frac{1}{R} = \frac{\| \mathbf{N}_1 - \mathbf{N} \|}{\| \mathbf{p}_1 - \mathbf{p} \|} = \frac{\langle \mathbf{p}_1 - \mathbf{p}, \mathbf{N}_1 - \mathbf{N} \rangle}{\langle \mathbf{p}_1 - \mathbf{p}, \mathbf{p}_1 - \mathbf{p} \rangle} \quad \text{théorème de Thalès.}$$

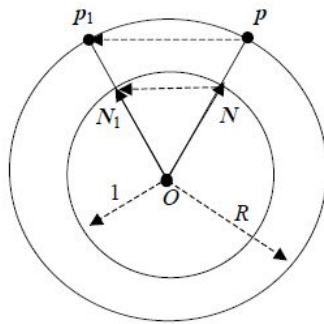


FIGURE 2.13 – Démonstration de la formule d'approximation des courbures normales, Dong et al [11].

### c) Calcul des courbures et directions principales

Comme cité auparavant, dans la direction de chaque voisin  $\mathbf{p}_i$  de  $\mathbf{p}$  on a une tangente  $\mathbf{t}_i$  et une courbure normale associée à cette tangente.

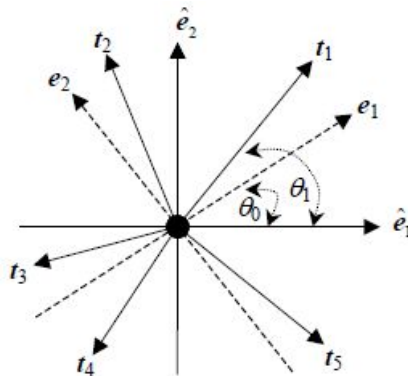


FIGURE 2.14 – Systèmes de coordonnées du plan tangent, Chen et Shmitt [7].

Afin de calculer les courbures principales  $(k_1, k_2)$ , Chen et Shmitt [7] utilisent la formule d'Euler (équation (1)). L'idée principale de leur algorithme est de choisir



un système de coordonnées arbitraire  $\hat{e}_1, \hat{e}_2$  dans le plan tangent. On prenant  $\theta_0$  l'angle entre le vecteur  $\hat{e}_1$  et la première direction principale  $e_1$ , et  $\theta_i$  l'angle entre le vecteur tangent  $t_i$  et  $\hat{e}_1$  (Fig. 2.14).

$$\text{formule d'Euler :} \quad k_n = k_1 \cos^2(\theta) + k_2 \sin^2(\theta). \quad (1)$$

la formule d'Euler peut être écrite comme suite :

$$k_n(t_i) = k_1 \cos^2(\theta_i - \theta_0) + k_2 \sin^2(\theta_i - \theta_0). \quad (i = 1, \dots, m). \quad (2)$$

autrement reformulée :

$$k_n(t_i) = a \cos^2(\theta_i) + b \cos(\theta_i) \sin(\theta_i) + c \sin^2(\theta_i). \quad (i = 1, \dots, m). \quad (3)$$

tel que

$$\begin{cases} a = k_1 \cos^2(\theta_0) + k_2 \sin^2(\theta_0) \\ b = 2(k_2 - k_1) \cos(\theta_0) \sin(\theta_0) \\ c = k_1 \sin^2(\theta_0) + k_2 \cos^2(\theta_0) \end{cases} \quad (3)$$

Nous adopterons dans ce qui suit cette idée pour calculer les courbures et les directions principales. Posons :

$$\hat{e}_1 = t_{id}, \quad \hat{e}_2 = \frac{\hat{e}_1 \times \mathbf{N}}{\|\hat{e}_1 \times \mathbf{N}\|}$$

tel que  $t_{id}$  représente le vecteur tangent correspondant à la courbure normale maximale. De l'équation (3), nous avons :

$$k_n(t_i) = a \cos^2(\theta_i) + b \cos(\theta_i) \sin(\theta_i) + c \sin^2(\theta_i). \quad (i = 1, \dots, m).$$

Où  $\theta_i$  correspond à l'angle entre  $t_i$  et  $\hat{e}_1$ . Les variables  $a, b, c$  sont calculés par la méthode des moindres carrés. Ainsi Les courbures principales et les directions principales peuvent être calculées en fonction de leur relation avec les variables  $a, b, c$  (voir l'équation (3)).

On obtient alors :

$$K_G = ac - b^2/4, \quad H = (a + c)/2, \quad k_{1,2} = H \pm \sqrt{H^2 - K_G}$$

Si  $k_1, k_2$  sont différents alors on calculera  $e_1$  et  $e_2$ .

$$\begin{cases} e_1 = \cos(\theta_0) \hat{e}_1 + \sin(\theta_0) \hat{e}_2 \\ e_2 = \cos(\theta_0) \hat{e}_2 + \sin(\theta_0) \hat{e}_1 \end{cases} \quad \text{tel que : } \theta_0 = 0.5 \arcsin[\mathbf{b}/(k_2 - k_1)]$$

### 2.3.2.4 Application sur un maillage

Le calcul de la courbure moyenne  $H$  et de la courbure gaussienne  $K_G$  en tous points  $\mathbf{p}$  du maillage  $\mathbf{M}$ , nous permet de générer deux cartes de courbures : une carte moyenne ( $\mathbf{H}$ ) et une autre gaussienne ( $\mathbf{K}_G$ ). La carte moyenne des courbures apporte l'information de la concavité ou de la convexité de l'objet. Tandis que la carte gaussienne nous informe sur la forme de l'objet.

La figure 2.15 représente le signe de la carte des courbures moyennes et gaussiennes générées pour un visage 3D tiré de la GavabDB. On constate que pour la carte moyenne ( $\mathbf{H}$ ), les régions en rouge (régions négatives) correspondent aux régions concaves, tandis que les régions en vert (régions positives) correspondent aux régions convexes.

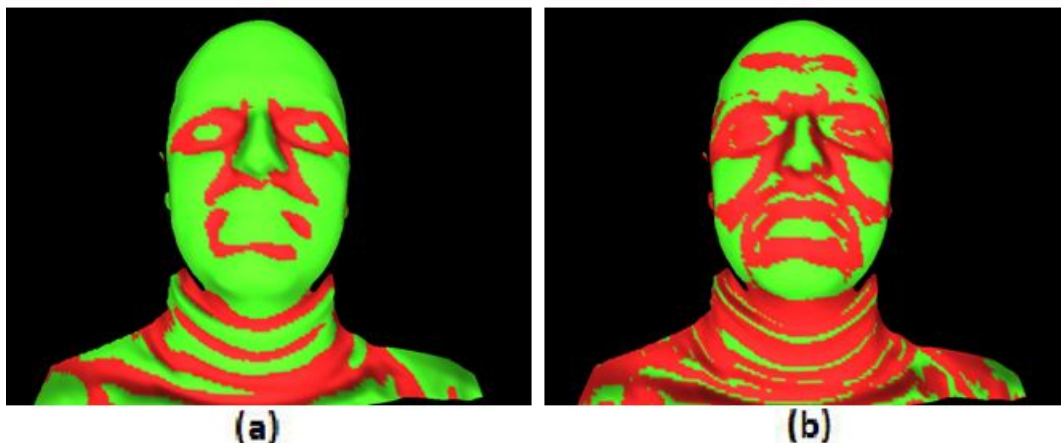


FIGURE 2.15 – (a) : Signe de La carte moyenne des courbures, (b) : signe de la carte gaussienne des courbures. Les régions en rouge sont des régions négatives, tandis que les régions en vert sont des régions positives.

**Remarque** Le rayon du voisinage est paramétrable dans notre application. Il joue le rôle d'un filtre de bruit. Par conséquent en présence de bruit ou de maillage irrégulier, il est préférable d'utiliser un rayon qui soit plus étendu pour être plus robuste aux bruits et pour donner une meilleur approximation des courbures, tout en faisant attention à ne pas perdre les détails. Suite à nos expérimentations nous avons constaté que l'utilisation de 7-Voisinage constitue le bon compromis à notre problème. La figure 2.16 illustre le résultat d'une carte moyenne obtenu avec 1-Voisinage, et l'amélioration constatée avec l'utilisation de 7-Voisinage.

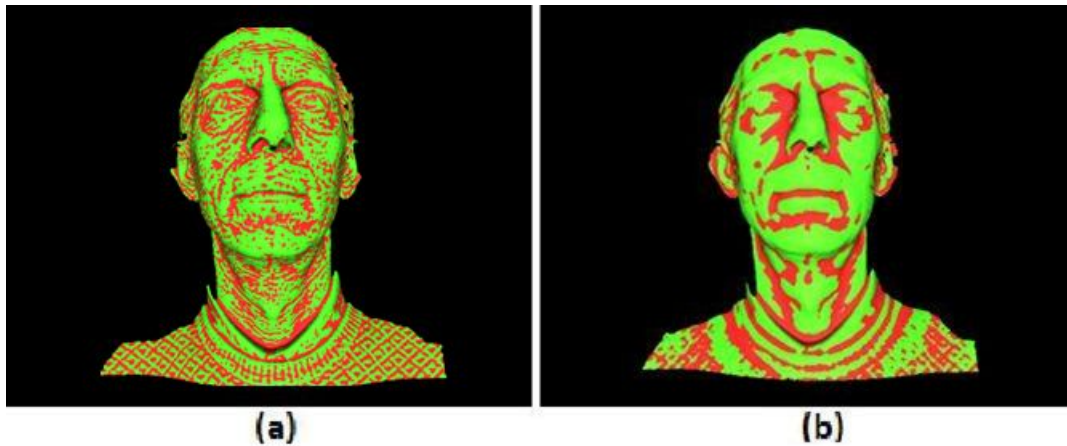


FIGURE 2.16 – Influence du rayon du voisinage : (a) Carte moyenne des courbures (1-Voisinage), (b) carte moyenne des courbures (7-Voisinage).

### 2.3.3 La HK-classification

Une fois la carte moyenne et la carte gaussienne générées. Nous procédons à une segmentation en région du maillage triangulé. Cette segmentation se fait par une HK-classification : une classification des régions basées sur le signe de la moyenne  $H$  et le signe de la gaussienne  $K_G$  (voir le tableau 2.1).

	$K_G < 0$	$K_G = 0$	$K_G > 0$
$H < 0$	Hyperbolique concave	Cylindrique concave	elliptique concave
$H = 0$	Hyperbolique symétrique	Planaire	Impossible
$H > 0$	Hyperbolique convexe	Cylindrique convexe	elliptique convexe

TABLE 2.1 – La HK-classification

La figure 2.17 présente les résultats de l'application de la HK-classification sur un des visages 3D de la GavabDB. On affecte une couleur à chaque type de région :

- Bleu : régions Hyperboliques convexes
- Vert : régions elliptiques convexes
- Jaune : régions Hyperboliques concaves
- Rouge : régions elliptiques concaves

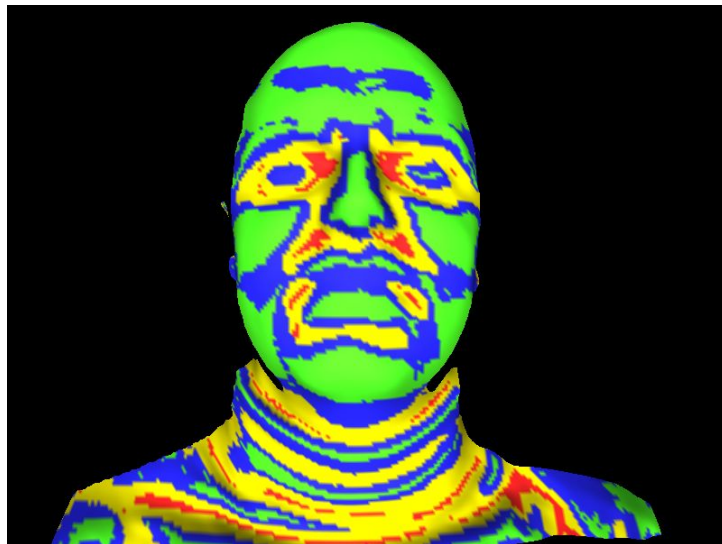


FIGURE 2.17 – Résultat de la HK-classification sur un des visages 3D de la GavaDB.

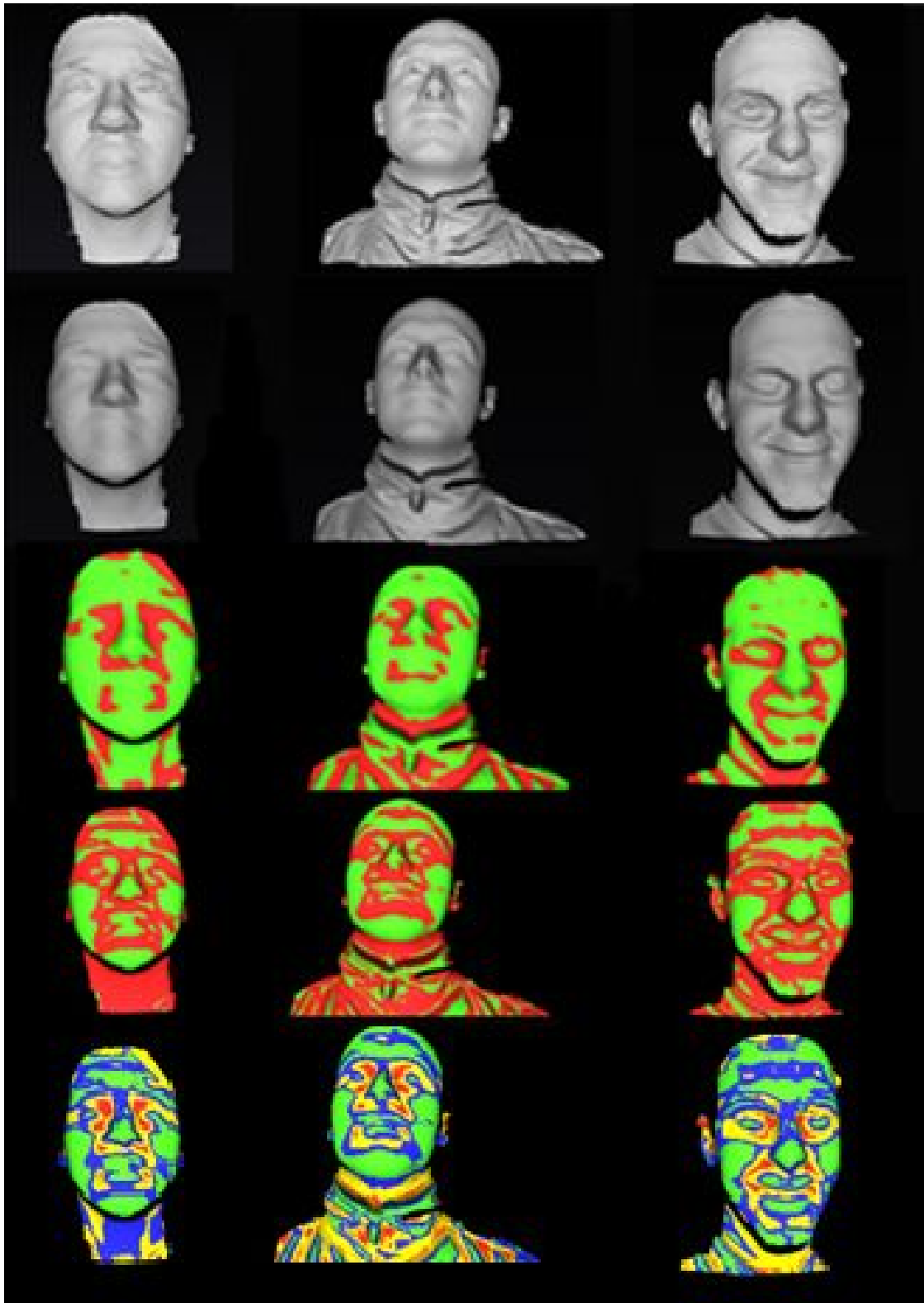


FIGURE 2.18 – Résultats de l'analyse des courbures sur quelques visages 3D. De haut en bas : visages avant le prétraitement, visages après le prétraitement, signe de la carte moyenne des courbures, signe de la carte gaussienne des courbures, la HK-classification.

## 2.4 Extraction des points caractéristiques

À la recherche des régions elliptiques convexes et des régions elliptiques concaves, qui peuvent correspondre au bout nez et aux coins internes des yeux. Nous procédons à un seuillage des régions segmentées auparavant par la HK-classification, afin de ne garder que les régions de forte concavité ou convexité. Ces régions sont considérées comme des régions candidates pour notre système. La sélection des points (Nez ( $n$ ), Coin interne de l'œil gauche ( $l$ ), Coin interne de l'œil droit ( $r$ )) est réalisée via l'application de quelques critères basés sur la composition anatomique du visage humain.

### 2.4.1 Extraction des régions candidates

Comme suggérer par Colombo et al [9], nous procédons à un seuillage des régions segmentées par la HK-classification afin de ne garder que les régions de fortes courbures :

$$| H | \geq T_h$$

$$| K_G | \geq T_{k_G}$$

Où  $T_h = 0.08$  et  $T_{k_G} = 0.008$ . Ces seuils ont été prédéfinis suite à plusieurs expérimentations.

Nous obtenons à la fin de cette étape une carte seuillée de la HK-classification comme le montre la figure 2.19, où les zones rouges correspondent aux zones elliptiques de forte concavité, et les zones en vert correspondent aux zones elliptiques de forte convexité.

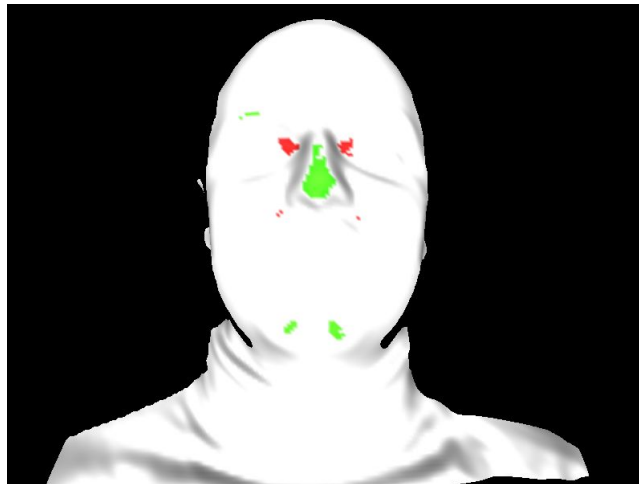


FIGURE 2.19 – La HK-classification après le seuillage des courbures. Les zones en vert correspondent aux régions elliptiques de forte convexité et les régions en rouge correspondent aux régions elliptiques de forte concavité.

## 2.4.2 Sélection du triangle final

On définira pour chaque région candidate un point représentant (le point qui possède la plus grande valeur de courbure). Il en résultera à la fin de cette opération, une liste de points rouges représentant les coins internes des yeux, et des points verts représentant le nez. Chaque combinaison de deux yeux et un nez constituera un triangle candidat. Grâce aux propriétés métriques du Minoltat, la sélection du triangle final est effectuée par applications de quelques critères anatomiques de la composition du visage humain, dont en voici la liste :

– Triangle aigu :

$$\begin{cases} d_{rl}^2 + d_{rn}^2 > d_{ln}^2 \\ d_{rl}^2 + d_{ln}^2 > d_{rn}^2 \\ d_{rn}^2 + d_{ln}^2 > d_{rl}^2 \end{cases}$$

– Symétrie :

$$d_{rn}^2 = d_{ln}^2 \pm \xi$$

La figure 2.20 illustre le résultat final de l'après sélection du triangle caractéristique correspondant au nez et au yeux.

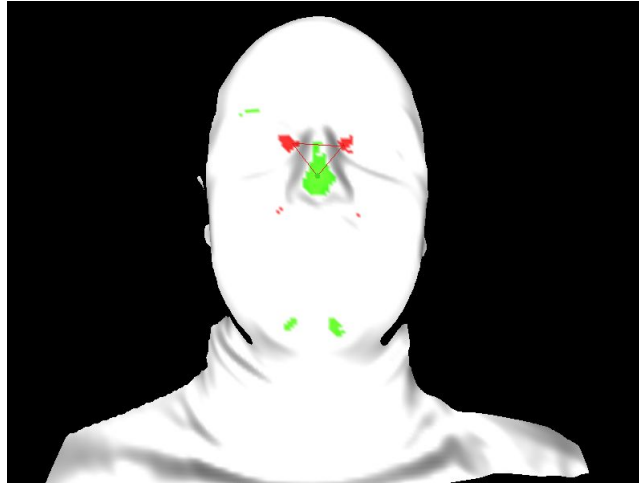


FIGURE 2.20 – Triangle caractéristique.

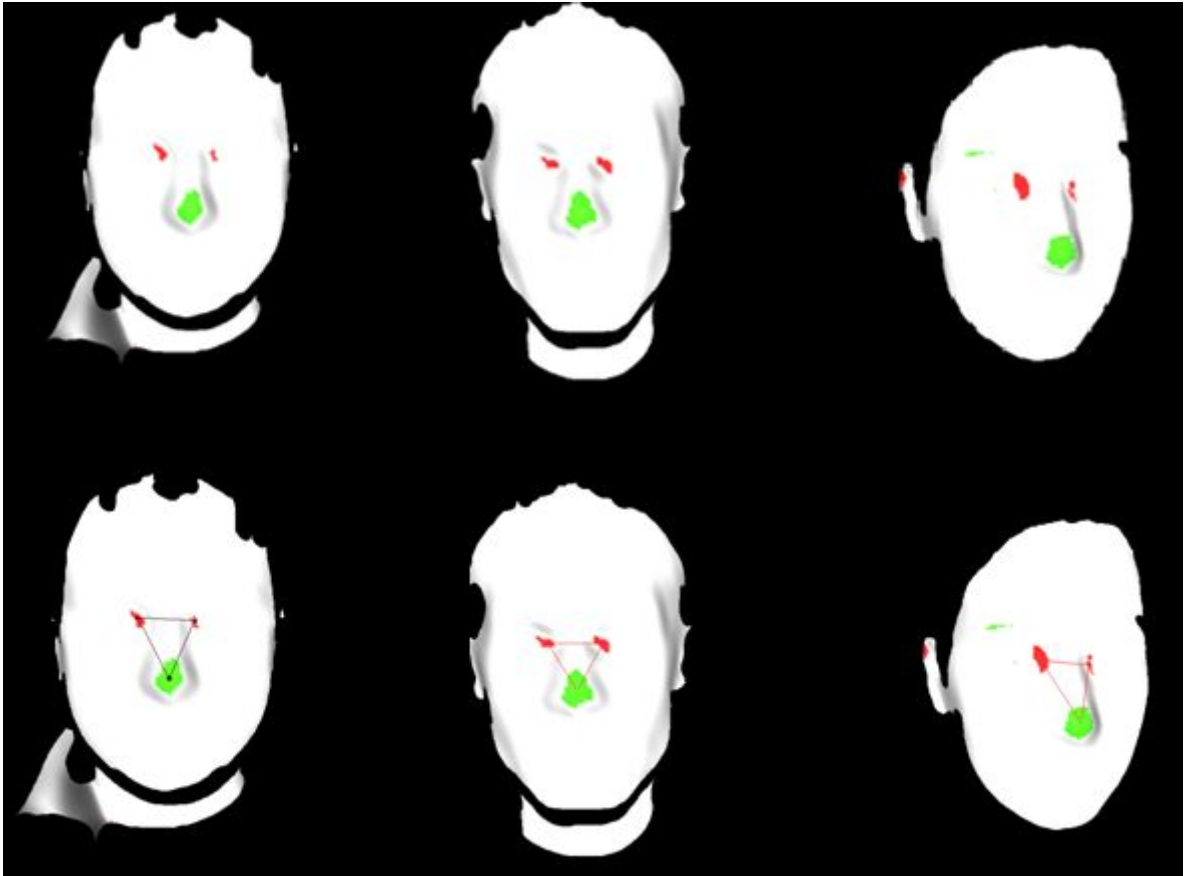


FIGURE 2.21 – Résultat final de l'extraction des points caractéristiques sur quelques visages 3D de la GavaDB. figure en haut (étape du seuillage), figure en bas (résultat final après l'extraction).



# Chapitre 3

## Expérimentations

Nous avons présenté tout au long du chapitre précédant notre démarche, pour l'extraction de caractéristiques faciales. Ce chapitre présentera quelques tests, qui ont été effectués afin de valider notre algorithme.

		Nez	œil gauche	œil droit	Triangle caractéristique
<i>Profil gauche</i>	FP	3,33 %	6,66 %	6,66 %	6,66 %
	FN	3,33 %	6,66 %	33,33 %	40 %
	C	93,33 %	86,66 %	60 %	53 %
<i>Frontale neutre</i>	FP	0 %	3,33 %	3,33 %	3,33 %
	FN	0 %	0 %	0 %	0 %
	C	100 %	96,66 %	96,66 %	96,66 %
<i>Regard en haut</i>	FP	6,66 %	3,33 %	3,33 %	6,66 %
	FN	3,33 %	6,66 %	6,66 %	6,66 %
	C	90 %	90 %	90 %	86,66 %
<i>Regard en bas</i>	FP	3,33 %	10 %	10 %	10 %
	FN	13,33 %	13,33 %	10 %	16,66 %
	C	83,33 %	76,66 %	80 %	73,33%
<i>Grand sourire</i>	FP	6,66 %	0 %	3,33 %	6,66 %
	FN	0 %	3,33 %	6,66 %	6,66 %
	C	93,33 %	96,66 %	90 %	86,66 %
<i>Grimace</i>	FP	16,66 %	3,33 %	3,33 %	16,66 %
	FN	0 %	3,33 %	0 %	3,33 %
	C	83,33 %	93,33 %	96,66 %	80%

TABLE 3.1 – Résultats des expérimentations effectuées sur la GavaDB.

Comme vu au chapitre 1, les données utilisées pour nos expérimentations (la GavaDB) sont constituées de 9 acquisitions différentes par personne (variation de poses et d'expressions faciales de 61 individus). Le tableau 3.1 illustre les résultats de testes effectués en terme de faux positif et de faux négatif sur 7 des 9 positions (30 visages pour chaque groupe). Le rayon du voisinage pour ces tests a été fixé à 7-Voisinage. Le résultat final de la localisation des points caractéristiques peut être caractérisé comme suit : faux positif (FP) si plusieurs régions sont détectées (même si la région recherchée est parmi les régions détectées on dira que c'est du FP) , faux négatif (FN) si aucune région n'a été trouvée (aucune région ne satisfait

les critères de sélection), ou correcte (C) en cas de localisation exacte des points caractéristiques. On trouve dans le tableau les pourcentage des résultats associés à chaque position.

Comme illustré sur le tableau, les pourcentages de détection les plus élevés sont noté au niveau du Nez, et ceci quelque soit la position ou l'expression faciale (du 100% en position frontal neutre). En effet le nez est considéré comme la région la plus pertinente dans un visage humain et la plus invariante aux expressions faciales.

Nous pouvons constater aussi que contrairement au nez les yeux sont plus difficiles à localiser (sauf en cas de grimace). Nous notons beaucoup de faux négatifs dans cette région en particulier dans deux positions : profil, regard en bas. Cela peut être attribué au problème d'occultation et d'incomplétude du maillage (occultation de l'œil droit a niveau du profil gauche).

La présence de faux positive dans notre système peut être attribuée à la présence de parties de Corps, vêtements, et cheveux. En général nous pouvons dire que les résultats obtenus sont très satisfaisants.

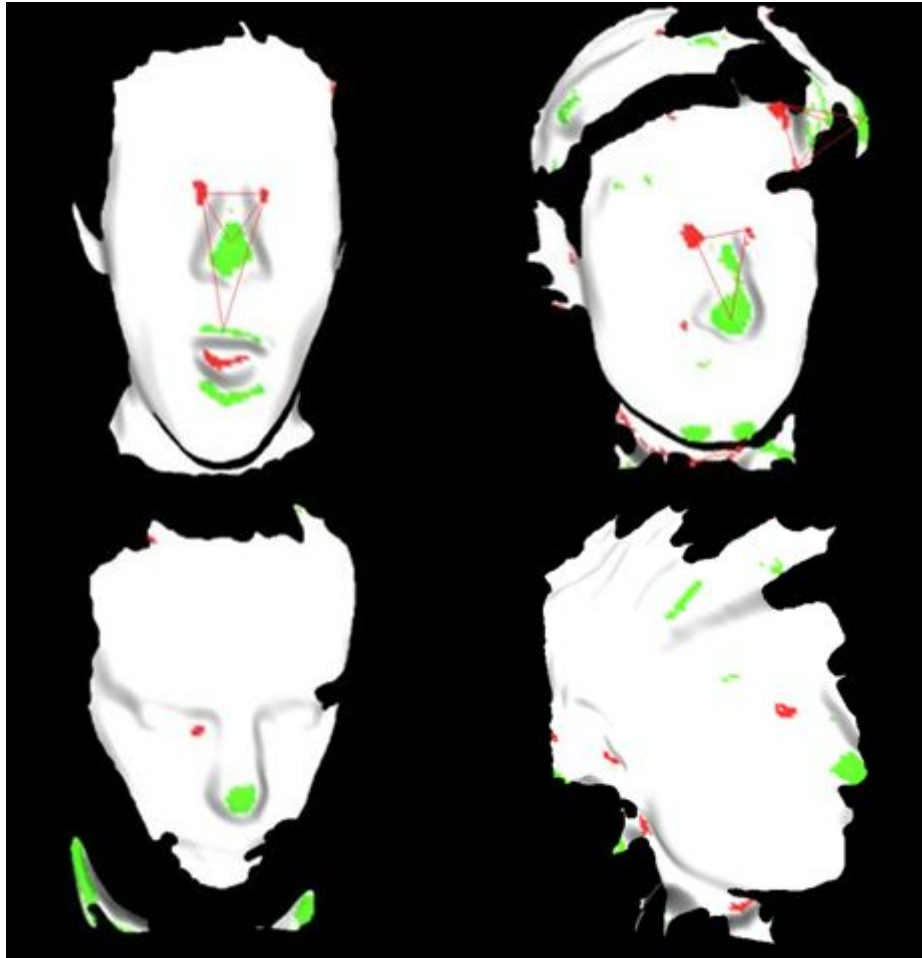


FIGURE 3.1 – Quelques exemples de cas d'échec de la localisation de points caractéristique sur des visages 3D, figure en haut (faux positif), figure en bas (faux négatif).

# Chapitre 4

## Conclusion et perspectives

Au cours de ce stage, nous avons développé un système d'extraction de points caractéristiques d'un visage humain, en utilisant comme informations d'entrées des données 3D (maillage triangulé). Contrairement à la 2D, l'information tridimensionnelle permet une meilleure modélisation du visage acquis, ainsi qu'une meilleure gestion des problèmes d'auto-occultation. De plus elle procure une invariance relative à la lumière et aux conditions de prise de vue. Ce qui représente un grand plus pour notre application.

L'approche développée pour atteindre notre objectif est une approche géométrique, basée sur une analyse des courbures. Le rapport décrit en détail les étapes de cette analyse à savoir l'algorithme de calcul des courbures utilisé qui tire profit de deux méthodes mathématiques, la HK-classification, et le processus de localisation final des points caractéristiques. Les zones visées par notre recherche sont les yeux et le nez, car elles représentent les régions les plus invariantes aux expressions faciales. Afin de valider notre approche des tests ont été effectuées sur plusieurs modèles 3D (180 visages), dans différentes positions (variation de pose et d'expression faciale). Les résultats de ces testes sont très encourageantes.

Les perspectives de ce travail sont multiples. Tout d'abord la première perspective envisageable est l'extraction d'autres points caractéristiques. Une approche hybride peut être envisagée pour résoudre ce problème. Nous pensons que l'utilisation de modèle paramétrique (ASM ou AAM) avec l'analyse des courbures donnera des résultats qui seront très intéressants. Les applications possibles de notre travail sont nombreuses, car l'extraction de caractéristiques est la première étape de nombreuses applications. En particulier la reconnaissance, ou l'authentification de visage basé sur ces points extraits, ou même une analyse des expressions faciales. On peut également envisager d'utiliser une mise en correspondance couple 2D/3D.

# Bibliographie

- [1] R. Adipranata, C. G. Ballangan, and S. Rostianingsih. Real-time human face tracker using facial feature extraction. *Jl. Siwalankerto 121-131, Surabaya, Indonesia*.
- [2] H. C. Akakin, A. Ali Salah, L. Akarun, and B. Sankur. 2D/3D facial feature extraction. *Proceedings of SPIE, the International Society for Optical Engineering ISSN 0277-786X CODEN PSISDG*, Jan 2006.
- [3] M. Arfawi. *Implémentation et optimisation d'un algorithme de détection de visage sur un DSP*. PhD thesis, 2006.
- [4] C. Beumier and M. Acheroy. Automatic face authentication from 3D surface. In *British Machine Vision Conference*, 1998.
- [5] P. Campadelli, R. Lanzarotti, and G. Lipori. Automatic facial feature extraction for face recognition. *Face Recognition*, pages 31–58, 2007.
- [6] T.C. Chang, T.S. Huang, and C. Novak. Facial feature extraction from colour images. In *Proceedings of the 12th IAPR International Conference on Pattern Recognition*, volume 2, pages 39–43, Oct 1994.
- [7] X. Chen and F. Schmitt. Intrinsic surface properties from surface triangulation. In *Proceedings of the European Conference on Computer Vision*, 1992.
- [8] David Cohen-Steiner. Calculer la courbure d'un maillage, from : <http://interstices.info/courbure-maillage>.
- [9] A. Colombo, C. Cusano, and R. Schettini. 3D face detection using curvature analysis. *Pattern Recognition*, 39(3) :444–455, Mar 2006.
- [10] T.F. Cootes and C.J. Taylor. Statistical models of appearance for computer vision. Technical report, University of Manchester, Mar 2004.
- [11] C. Dong and G. Wang. Curvatures estimation on triangular mesh. *Journal of Zhejiang University - Science A*, 6(1) :128–136, Aoû 2005.
- [12] M. Evgeni, S. Octavian, and R. EHUD. A comparison of gaussian and mean curvature estimation methods on triangular meshes of range image data. *Computer Vision and Image Understanding*, 107 :139–159, Sep 2007.
- [13] P.J. Flynn and A.K. Jain. On reliable curvature estimation. In *Proceeding of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pages 110–116, 1989.
- [14] T. Gatzke and C. Grimm. Improved curvature estimation on triangular meshes. *Eurographics Symposium on Geometry Processing*, pages 57–67, 2003.

- [15] T.D. Gatzke and C.M. Gimm. Estimating curvature on triangular meshes. *International Journal of Shape Modeling*, 107(1) :1–28, 2006.
- [16] J. Goldfeather and V. Interrante. A novel cubic-order algorithm for approximating principal direction vectors. *ACM Trans. on Graphics*, 23(1) :45–63, 2004.
- [17] H.P. Graf, T. Chen, E. Petajan, and E. Cosatto. Locating faces and facial parts. In *Proc. First Intl Workshop Automatic Face and Gesture Recognition*, pages 41–46, 1995.
- [18] H.P. Graf, E. Cosatto, D. Gibbon, M. Kocheisen, and et E. Petajan. Multimodal system for locating heads and facesmultimodal system. In *Proc. Second Intl Conf. Automatic Face and Gesture Recognition*, pages 88–93, 1996.
- [19] S. Ababsa Guerfi. *authentification d’individus par la reconnaissance de caractéristiques 2D/3D biométriques liées au visages*. PhD thesis, Laboratoire IBISC, Université d’Evry Val d’Essonne, France, Jun 2006.
- [20] <http://archives.universcience.fr/francais/alacite/expositions/biometrie>.
- [21] <http://konicaminolta.com>.
- [22] <http://www.icg.isy.liu.se/candide>.
- [23] S. Ioannou, A. Raouzaiou, K. Karpouzis, and S. Kollias. Adaptation of facial feature extraction and rule generation in emotion-analysis systems. In *International Joint Conference on Neural Networks*, Budapest, Hungary, Jul 2004.
- [24] T. Kanade. Computer recognition of human faces. *Basel and Stuttgart : Birkhauser*, 1997.
- [25] W. S. Lee and N. Magnenat-Thalmann. Fast head modeling for animation, image and vision computing. *IAENG International Journal of Computer Science*, 18 :355–364, 2000.
- [26] P. Lemaire, P. Szeptycki, M. Ardabilian, and L. Chen. Reconnaissance de visages en 3D orientée région. In *Proc. of Coresa*, Lyon, France, Oct 2010.
- [27] M. Meyer, M. Desbrun, P. Schröder, and A.H Barr. *Discrete Differential Geometry Operators for Triangulated 2-Manifolds*. In : Hege, H.C., Polthier, K.(Eds), *Visualization and Mathematics III*. Springer Verlag, Heidelberg, Germany, 2003.
- [28] A. B. Moreno and A. Sanchez. Gavabdb : a 3D face database. In *Proc. 2nd COST275 Workshop on Biometrics on the Internet*, pages 77–85, Vigo (Spain), Mar 2004.
- [29] P. Nair and A. Cavallaro. 3D face detection, landmark localization and registration using a point distribution model. *IEEE Transactions on Multimedia*, 11(4) :611–623, Jun 2009.
- [30] S. Petitjean. A survey of methods for recovering quadrics in triangular meshes. *ACM Computing Surveys*, 2(34) :1–61, 2002.
- [31] D. Pramadihanto, Y. Iwai, and M. Yachida. Integrated person identification and expression recognition from facial images. *IEICE Trans. Information and Systems E84D*, pages 856–866, 2001.

- [32] E. Sabert and A. M. Tekalp. Frontal-view face detection and facial feature extraction using color, shape and symmetry based cost function. *Pattern Recognition Letters*, 17(8) :669–680, 1998.
- [33] R. Sacchi, J. Poliakoff, p. Thomas, and K.H. Häfele. Curvature estimation for segmentation of triangulated surfaces. In *Proc. of 2nd International Conference on 3D Imaging and Modeling*, pages 536–543, Ottawa, Canada, 1999.
- [34] C. Samir, M. Daoudi, and J.P. Vandeborre. Automatic 3D face recognition using topological techniques. *IEEE ICME*, 2005.
- [35] C. Samir, A. Srivastava, and M. Daoudi. Reconnaissance de visages 3D utilisant l’analyse de formes des courbes faciales. *IEEE Transactions Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 28(11) :1858–1863, Nov 2006.
- [36] P.T. Sander and S.W. Zucker. Inferring surface trace and differential structure from 3D images. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell*, 12(9) :833–854, 1990.
- [37] S. Kr. Singh, D. S. Chauhan, M. Vatsa, and R. Singh. A robust skin color based face detection algorithm. *Tamkang Journal of Science and Engineering*, 6(4) :227–234, 2003.
- [38] G. Taubin. Estimating the tensor of curvature of a surface from a polyhedral approximation. In *Proceedings of the Fifth International Conference on Computer Vision*, pages 902–907, Cambridge, MA, Juin 1995.
- [39] Yuri Vanzine. Facial feature extraction, from :<http://vanzine.org/download/facial%20feature%20extraction.ppt>.
- [40] Jui-Chen. Wu, Yung-Sheng. Chen, and I-Cheng. Chang. An automatic approach to facial feature extraction for 3-D face modeling. *IAENG International Journal of Computer Science*, 33(2) :1–7, 2007.
- [41] Ming-Hsuan Yang. Recent advances in face detection from :<http://ciseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.146.2206&rep=rep1&type=pdf>.
- [42] Ming-Hsuan. Yang, David J. Kriegman, and Narendra. Ahuja. Detecting faces in images : A survey. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence (TPAMI)*, 24(1) :34–58, jan 2002.