

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية
République Algérienne Démocratique et Populaire
وزارة التعليم العالي و البحث العلمي
Ministère de l'enseignement Supérieur et de la Recherche scientifique



Université Mohamed Khider Biskra
Faculté des Sciences et de la Technologie
Département de Génie Electrique
Filière : Télécommunications
Option : Réseau et Télécommunications

Réf:.....

**Mémoire de Fin d'Etudes
En vue de l'obtention du diplôme:**

MASTER

Thème

**Nouveau descripteur Gabor locale binaire
DGLB pour la vérification de visage 3D**

Présenté par :
OUMANE Mohamed Amine
Soutenu le : xx Juin 2018

Devant le jury composé de :

Mr OUAFI Abdelkrim

Mr OUAMANE Abdelmalik

Mme FEDIAS Meriem

Pr

MCA

MCA

Président

Encadreur

Examineur

Année universitaire : 2017 / 2018

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية
République Algérienne Démocratique et Populaire
وزارة التعليم العالي و البحث العلمي
Ministère de l'enseignement Supérieur et de la recherche scientifique



Université Mohamed Khider Biskra
Faculté des Sciences et de la Technologie
Département de Génie Electrique
Filière : Télécommunications
Option : Réseau et Télécommunications

Mémoire de Fin d'Etudes
En vue de l'obtention du diplôme:

MASTER

Thème

Nouveau descripteur Gabor locale binaire DGLB pour la vérification de
visage 3D

Présenté par :

Ouamane Mohamed Amine

Avis favorable de l'encadreur :

Mr Ouamane Abdelmalik

Avis favorable du Président du Jury

Nom Prénom

Signature

Cachet et signature



Université Mohamed Khider Biskra
Faculté des Sciences et de la Technologie
Département de Génie Electrique
Filière : Télécommunications
Option : Réseau et Télécommunications

Thème :

Nouveau descripteur Gabor locale binaire DGLB pour la vérification de visage 3D

Proposé par : Mr Ouamane Abdelmalik

Dirigé par : Mr Ouamane Abdelmalik

RESUMES

La reconnaissance de visage est une approche biométrique basée sur des méthodes automatiques pour vérifier l'identité des personnes à base de modalités. Malheureusement, les conditions non contrôlées telles que les variations d'illuminations, les expressions faciales et les variations de poses affectent négativement les performances de ces systèmes surtout les systèmes basés sur les images 2D. L'obtention d'une performance élevée dans le monde réel reste donc un problème ouvert. Pour pallier ces inconvénients, une solution est l'utilisation des images 3D du visage.

Nous proposons dans cette mémoire un nouveau descripteur de visage 3D (Descripteur Gabor Locale Binaire, DGLB). Nous utilisons la méthode PCA+EFM pour la réduction et la classification des données. Enfin l'application est réalisé sur la base de données des visages CASIA 3D.

Mots-clés : Biométrie, vérification de visage, Descripteur Gabor Locale Binaire, base de données CASIA 3D.

ملخص

التعرف على الوجوه هو نهج البيومتري يعتمد على الطرق التلقائية للتحقق هوية الأشخاص. لسوء الحظ ، تؤثر الظروف غير المتحكم فيها مثل تغيرات الإضاءة وتعابير الوجه ويؤثر سلبيًا على أداء هذه الأنظمة ، خاصة الأنظمة المستندة إلى الصور ثنائية الأبعاد. لا يزال تحقيق الأداء العالي في العالم الحقيقي يمثل مشكلة مفتوحة. للتغلب على هذه العيوب ، فإن أحد الحلول هو استخدام الصور ثلاثية الأبعاد للوجه. نقترح في هذه المذكرة واصفًا ثلاثي الأبعاد للوجه جديدًا (DGLB). نستخدم طريقة PCA + EFM لتقليل البيانات وتصنيفها. أخيرا يتم إجراء التطبيق على قاعدة بيانات وجوه CASIA 3D.

Dédicaces

Remerciements

Je tiens à exprimer mes profonds remerciements à mon encadreur **Dr. Ouamane Abdelmalik**, pour son encadrement, sa grande disponibilité, sa confiance et pour le soutien qu'il a su m'accorder durant toute cette année. Ses compétences scientifiques ont toujours été sources d'enrichissement me permettant de mener à bien ce travail. Merci pour tous vos conseils et votre patience.

Mes vifs remerciements vont à Pr. OUAFI Abdelkrim pour l'honneur qu'elle a bien voulu me faire en présidant le jury de ce travail.

Je remercie également Dr. FEDIAS Meriem d'avoir accepté d'évaluer ce travail.

Je tiens à remercier tous les enseignants, qui tout au long de mon cycle d'études, m'ont transmis leur savoir.

Je voudrais aussi présenter mes remerciements à ma famille, à mes amis et à tous ceux qui ont contribué de près ou de loin à l'accomplissement de ce modeste travail.

Tableau 3.1: Répartition des photos dans différents ensembles.....	37
Tableau 3.2 : Performance de descripteur LBP avec les différents rayons (R) dans l'ensemble d'évaluation et de test.....	38
Tableau 3.3 : Performance de descripteurs Gabor et <i>DGLB</i> réel avec les différentes longueurs d'onde (λ) dans l'ensemble d'évaluation et de test	38
Tableau 3.4 : Performance de descripteurs Gabor et <i>DGLB</i> imaginaire avec les différentes longueurs d'onde (λ) dans l'ensemble d'évaluation et de test.....	39
Tableau 3.5 : Performance de descripteurs Gabor et <i>DGLB</i> phase avec les différentes longueurs d'onde (λ) dans l'ensemble d'évaluation et de test.....	40

Figure 1.1 : Comparaison de compatibilité MRTD pour diverses caractéristiques biométriques	5
Figure 1.2 : Système de base de reconnaissance de visages.....	5
Figure 1.3 : Schéma-bloc plus détaillé d'un système de reconnaissance de visages...	7
Figure 1.4 : Exemple d'un visage d'une même personne subissant un changement de luminosité (L'image est recueillie à partir d'Internet).....	8
Figure 1.5 : Exemples de variation de pose (L'image est recueillie à partir d'Internet).....	9
Figure 1.6 : Exemples de variation d'expressions (L'image est recueillie à partir d'Internet).....	10
Figure 1.7 : Exemples d'occlusion du visage (Image recueillie à partir d'Internet)...	11
Figure 1.8 : Images sur l'effet de l'âge (Image recueillie à partir d'Internet).....	12
Figure 2.1 : Orientation de l'ondelette.....	15
Figure 2.2 : Fréquence centrale de l'ondelette.....	16
Figure 2.3 : Phase de l'ondelette.....	16
Figure 2.4 : Support temporel de l'ondelette.....	17
Figure 2.5 : Forme de l'enveloppe gaussienne.....	17
Figure 2.6 : Les 80 masques d'ondelettes de Gabor.....	18
Figure 2.7 : Construction d'un descripteur LBP.....	19
Figure 2.8 : Représente un exemple d'image, LBP et l'histogramme de LBP.....	20

Figure 2.9 : Descripteur réel Gabor Locale Binaire pour $\lambda=4$ d'une image de visage..... 22

Figure 3.1 : Schéma général de notre système proposé de vérification du visage 3D..... 26

Figure 3.2 : Prétraitement de l'image de profondeur..... 28

Figure 3.3 : LBP pour image de visage 3D ($R = 1,2 , 3, 4, 5, 6, 7, 8$)..... 29

Figure 3.4 : Descripteur réel Gabor Locale Binaire pour $\lambda = 4$ d'une image de visage 3D..... 30

Figure 3.5 : Descripteur imaginaire Gabor Locale Binaire pour $\lambda = 4$ d'une image de visage 3D.....31

Figure 3.6 : Descripteur phase Gabor Locale Binaire pour $\lambda = 4$ d'une image de visage 3D..... 32

Figure 3.7 : Capture des scènes de la base de données CASIA visages 3D..... 35

Figure 3.8 : Variations d'éclairage de la base de données CASIA visage 3D..... 35

Figure 3.9 : Variations d'expressions de la base de données CASIA visage 3D..... 36

Figure 3.10 : Variations des poses de la base de données CASIA visage 3D..... 36

Figure 3.11 : Variations d'éclairage de la base de données CASIA visage 3D..... 35

Résumé

La reconnaissance de visage est une approche biométrique basée sur des méthodes automatiques pour vérifier l'identité des personnes à base de modalités. Malheureusement, les conditions non contrôlées telles que les variations d'illuminations, les expressions faciales et les variations de poses affectent négativement les performances de ces systèmes surtout les systèmes basés sur les images 2D. L'obtention d'une performance élevée dans le monde réel reste donc un problème ouvert. Pour pallier ces inconvénients, une solution est l'utilisation des images 3D du visage.

Nous proposons dans cette mémoire un nouveau descripteur de visage 3D (Descripteur Gabor Locale Binaire, DGLB). Nous utilisons la méthode PCA+EFM pour la réduction et la classification des données. Enfin l'application est réalisé sur la base de données des visages CASIA 3D.

Mots-clés : Biométrie, vérification de visage, Descripteur Gabor Locale Binaire, base de données CASIA 3D.

ملخص

التعرف على الوجوه هو نهج البيومتري يعتمد على الطرق التلقائية للتحقق هوية الأشخاص. لسوء الحظ ، تؤثر الظروف غير المتحكم فيها مثل تغيرات الإضاءة وتعابير الوجه ويؤثر سلبيًا على أداء هذه الأنظمة ، خاصة الأنظمة المستندة إلى الصور ثنائية الأبعاد. لا يزال تحقيق الأداء العالي في العالم الحقيقي يمثل مشكلة مفتوحة. للتغلب على هذه العيوب ، فإن أحد الحلول هو استخدام الصور ثلاثية الأبعاد للوجه.

نقترح في هذه المذكرة واصفًا ثلاثي الأبعاد للوجه جديدًا (DGLB). نستخدم طريقة PCA + EFM لتقليل البيانات وتصنيفها. أخيرًا يتم إجراء التطبيق على قاعدة بيانات وجوه CASIA 3D.

Liste des tableaux.....	iii
Liste des figures.....	iv
Résumé.....	vi
Introduction générale	1

Chapitre 1 : Concepts de base et terminologie pour la vérification de visage 3D

1.1 Introduction.....	3
1.2 Pourquoi la reconnaissance de visage ?.....	3
1.3 Système de base de reconnaissance de visages	5
1.4 Difficultés de reconnaissance de visage 2D	7
1.4.1 Illumination	7
1.4.2 Pose	8
1.4.3 Expressions faciales	9
1.4.4 Oclusions	10
1.4.5 Autres difficultés	11
1.5 Opportunités de reconnaissance de visage 3D	12
1.6 Conclusion.....	13

Chapitre 2 : Nouveau descripteur Gabor locale binaire DGLB

2.1 Introduction	14
2.2 Le descripteur Gabor	14
2.2.1 L'orientation de l'ondelette	15
2.2.2 La fréquence centrale de l'ondelette	15
2.2.3 La phase de la sinusoïde	16
2.2.4 Le support temporel de l'ondelette.....	16
2.2.5 L'enveloppe de la gaussienne	17
2.2 Le descripteur Motifs binaires locaux (Local Binary Pattern, LBP)	18
2.3 Nouveau descripteur Gabor Locale Binaire DGLB.....	21
2.4 Conclusion	23

Chapitre 3 : Conception de système et résultats

3.1 Introduction	25
3.2 Notre algorithme de vérification du visage 3D.....	25
3.2.1 Prétraitement d'image 3D	25
3.2.2 Extraction des caractéristiques	28
3.2.3 Réduction et classification de données.....	32
3.2.4 Comparaison.....	33
3.3 Base de données CASIA 3D	34
3.4 Mesure des performances.....	37
3.5 Résultats	38
3.6 Conclusion	42

La biométrie est la technique qui permet de reconnaître des personnes à partir de leurs caractéristiques physiques et/ou comportementales. Ces dernières années, avec l'augmentation des problèmes de sécurité, on assiste à un regain d'intérêt pour les méthodes biométriques pour l'identification des personnes ou bien pour la vérification de leurs identités [1].

La reconnaissance automatique des individus en fonction de leurs visages a de nombreuses applications utiles, en particulier dans des domaines tels que l'interaction homme-machine (robotique intelligente dans des environnements sociaux) et la sécurité (surveillance et contrôle d'accès). La nature non intrusive de reconnaissance basée sur la biométrie du visage, en comparaison des empreintes digitales et de l'iris, est plus appropriée pour un large éventail d'application. Cependant, de nombreuses applications de sécurité nécessitent une précision de reconnaissance plus élevée que celle obtenue par les systèmes de reconnaissance actuels des visages. Ceci est vrai en particulier pour des variations d'expression du visage, d'éclairage et de pose. Pour pallier ces inconvénients, une solution est l'utilisation des images 3D du visage [2] [3].

En raison de son pouvoir discriminant et la simplicité de calcul, le descripteur LBP (Local Binary Pattern) est devenu une approche très populaire dans diverses applications de vision par ordinateur. Cela est vrai pour, par exemple, la détection et l'analyse des visages, la biométrie, l'analyse d'images médicales, le mouvement et l'analyse de l'activité et la récupération des bases de données d'images ou vidéo [4, 5]. Plusieurs chercheurs en reconnaissance de visage sont devenus intéressés par LBP.

Les auteurs dans leur papier IEEE PAMI en 2006 [6] ont montré son grand succès dans la reconnaissance des visages. Selon [5], la LBP n'est pas considérée seulement comme un opérateur de texture simple, mais constitue le fondement d'une nouvelle direction de recherche importante pour les descripteurs binaires locaux sur l'image et la vidéo. Ces dernières années, différentes variantes de LBP ont été proposées pour améliorer sa robustesse et accroître son pouvoir discriminant et son applicabilité à différents types de problèmes [6].

Motivés par le succès et l'utilisation généralisée de la LBP et ses variantes dans la reconnaissance faciale, nous vous proposons dans cette mémoire une nouvelle variante de LBP (Nouveau descripteur Gabor Locale Binaire DGLB).

Introduction générale

Nous avons choisi d'articuler notre étude autour de trois chapitres principaux comme suit :

- Le premier chapitre justifiait le choix de la reconnaissance du visage et présenté le système de base de reconnaissance de visages. Il évoque les limites de la reconnaissance de visage 2D. Nous terminons ce chapitre par une présentation des opportunités de reconnaissance de visage 3D.
- Le deuxième chapitre est consacré à la présentation de notre descripteur Nouveau descripteur Gabor Locale Binaire (DGLB).
- Dans le dernier chapitre, nous présentons les résultats.

Nous terminerons la rédaction de cette mémoire sur une conclusion générale sur ces travaux et présenterons les perspectives futures.

1.1 Introduction

Le domaine de la reconnaissance faciale se veut de proposer des méthodes pour parvenir à identifier des personnes à partir d'informations visuelles. Pour cela la reconnaissance faciale fait partie des méthodes de biométrie qui visent à l'identification des personnes à partir d'informations biologiques. D'autres méthodes appartenant à ces catégories sont par exemple la capture de l'image de l'iris ou des empreintes digitale.

La reconnaissance faciale est un domaine de recherche aux publications foisonnantes en raison de ses nombreuses applications. Parmi celles-ci les systèmes de contrôle d'accès, de surveillance, d'interaction homme machine dans des applications multimédia de divertissement ou à finalités éducatives, de vérification de carte de crédit et bien d'autres.

1.2 Pourquoi la reconnaissance de visage ?

Compte tenu de la nécessité de déterminer l'identité des personnes, la question évidente est qu'est ce qui est le mieux placé pour fournir cette information [7]? Parmi tous les traits biométriques disponibles, les empreintes digitales, l'iris, le visage, la voix et la signature ont gagné large attention.

En particulier, les empreintes digitales, l'iris et des techniques de reconnaissance faciale sont à ces jours devenus progressivement les technologies de reconnaissance biométrique grand public. Bien que les techniques de reconnaissance d'empreintes digitales et de l'iris puissent atteindre des résultats fiables dans certaines applications commerciales particulières, elles ont les inconvénients évidents suivants [8] :

1) Physiquement intrusives : l'empreinte digitale nécessite la coopération de l'utilisateur à entrer en contact physique avec la surface du capteur, tandis que l'iris exige de l'utilisateur de positionner l'œil par rapport au capteur. En outre, ce genre de techniques d'analyse de coopération requiert également de l'utilisateur de faire une pose pendant une seconde pour «déclarer» eux-mêmes [7].

2) Socialement intrusives : les gens ne peuvent pas reconnaître d'autres personnes utilisant ce type de données, ces types d'identification n'ont pas de place dans les interactions humaines normales et des structures sociales [7].

Pour construire un magasin qui reconnaît ses meilleurs clients, ou un kiosque d'information qui se souvient de vous, ou une maison qui connaît les gens qui y vivent, la reconnaissance des visages de la vidéo et la reconnaissance vocale ont une place naturelle dans ces environnements intelligents de prochaine génération. En particulier, elles doivent être :

1) Naturelles et non-intrusives : elles sont capables de reconnaître à distance et généralement passives (ne nécessitent pas de générer un éclairage électro magnétique spécial).

Elles ne doivent pas restreindre le mouvement de l'utilisateur et doivent être de faibles puissance et peu coûteuses [7].

2) Perception biologique : C'est peut-être le plus important. Cependant, les humains qui identifient d'autres personnes par leur visage et leur voix sont donc susceptibles d'être à l'aise avec les systèmes qui utilisent le visage et la reconnaissance vocale.

Comme une preuve solide de l'organisation ICAO (International Civil Aviation Organisation), Tietmeyer [3] a souligné que l'identification biométrique peut permettre un traitement rapide et sécurisé des passagers aériens. Pour sélectionner une seule caractéristique biométrique pour une utilisation dans la confirmation d'identité assistée par ordinateur, il a suggéré l'évaluation de la compatibilité de six traits biométriques : le visage, empreintes digitales, géométrie de la main, la voix, les yeux ainsi que la signature sur la base d'un système MRTD (Machine Readable Travel Documents). Le score de compatibilité implique : les facteurs de l'inscription, le renouvellement des données, les exigences de vérification de l'identité assistée par machine, la redondance, la perception du public, les besoins de stockage et de la performance. Comme le montre la Figure 1.1, le système de reconnaissance de visage a marqué la plus grande compatibilité et est en train de devenir la biométrie la plus susceptible d'être sélectionnée pour une utilisation internationale.

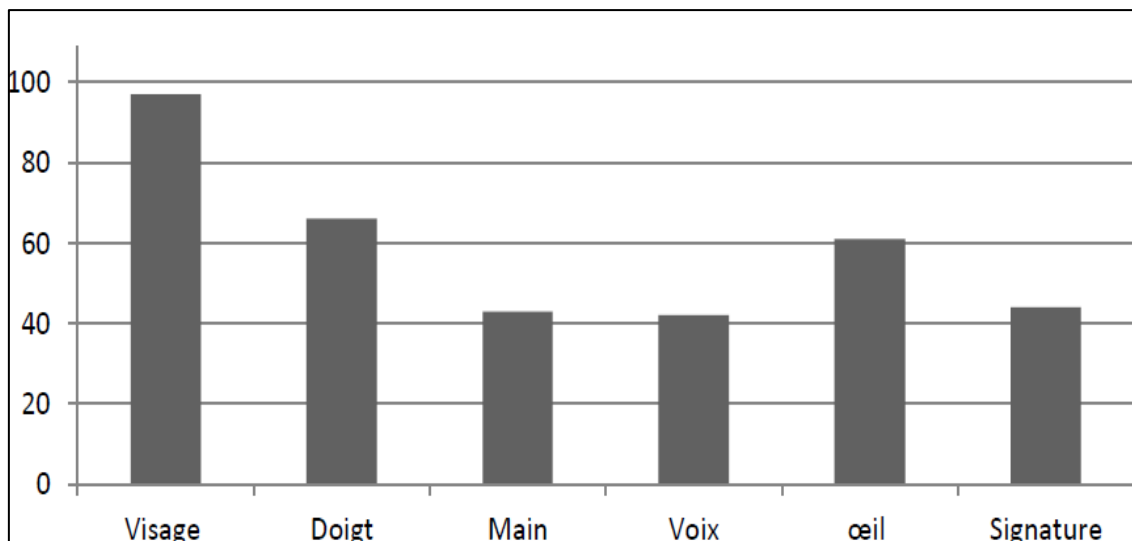


Figure 1.1 : Comparaison de compatibilité MRTD pour diverses caractéristiques biométriques [10].

1.3 Système de base de reconnaissance de visages

La mise en place un système de reconnaissance de visages complet requiert trois étapes majeures, soit [11]:

- (1) la détection de visage (face detection) à partir des images,
- (2) l'extraction de caractéristiques (feature extraction) permettant de décrire et encoder l'apparence d'un visage sous forme numérique ou binaire,
- (3) la classification de visages (face classification) à proprement parlé pour accomplir la reconnaissance de visages qui permet d'identifier ou vérifier la présence d'un individu dans scène en entrée [11, 12, 13].

La Figure 1.2 représente cette architecture sous sa forme la plus traditionnelle et simplifiée.

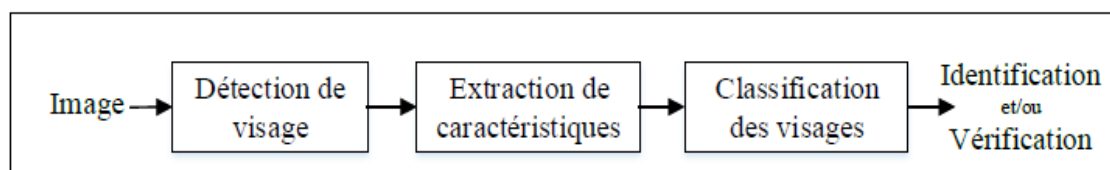


Figure 1.2 : Système de base de reconnaissance de visages [11].

Dans le système de reconnaissance de visages, les images des visages sont identifiées automatiquement en deux modes :

- a) **Vérification** : consiste en une correspondance un à un (1:1), ce système répondre à la question suivante : suis-je ce que je prétends être ?
- b) **Identification** : consiste en une correspondance un à plusieurs (1 : N). L'utilisateur ne présente pas une identité. Cependant, pose la question suivante : qui suis-je ?

Les systèmes de reconnaissance de visages fonctionnent au minimum en deux étapes, soit la phase d'entraînement (enrollment phase) et la phase d'opération (operational phase).

La première étape consiste à préparer des modèles de visage permettant de discriminer les individus à reconnaître entre eux lors de la seconde étape. Ainsi, la phase initiale effectue d'abord une détection de visage afin d'obtenir des régions d'intérêt qui précisent l'emplacement du visage recherché à travers l'intégralité d'une. Évidemment, lorsqu'il s'agit de représentation globale du visage, la région d'intérêt englobe l'ensemble du visage (ou presque selon le type de d'extraction des caractéristiques), alors que les approches locales obtiennent les sections du visage spécifiquement à leur application.

Ensuite, les descripteurs t_k représentant les visages détectés y sont extraits, afin d'entraîner des classificateurs de visages performants pour discriminer entre les visages d'individus à reconnaître. Les modèles caractérisant les individus d'intérêt obtenus de cet entraînement sont alors inscrits dans une base de référence intitulée « **gallery** ». Celle-ci deviendra la base à laquelle les nouvelles représentations de visages encore non identifiés a_j seront comparés et testés lors de la phase d'opération. Ainsi, lorsque l'on passe à la deuxième phase, les nouveaux visages captés en entrée subissent le même procédé de détection de visage et d'extraction de caractéristiques, de sorte à les comparer selon la même forme que sauvegardés préalablement à la première phase.

Finalement, tel qu'illustré à la Figure 1.3, la classification des nouveaux visages contre les modèles de la « **gallery** » produit des scores de classification qui peuvent être seuillés, afin de prendre une décision finale sur la reconnaissance, la vérification ou l'identification d'un individu particulier en fonction du visage observé dans la scène.

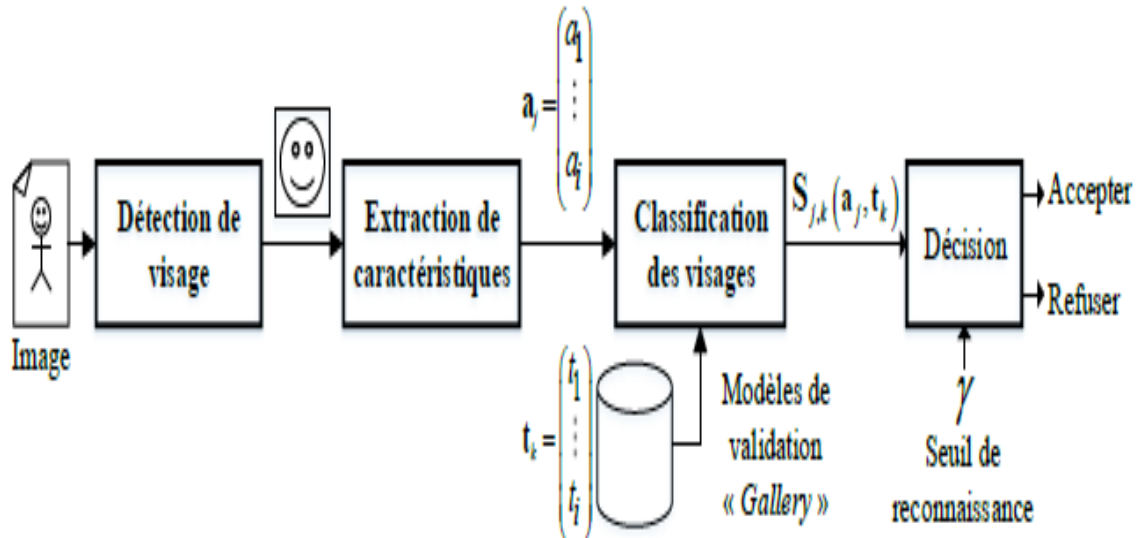


Figure 1.3 : Schéma-bloc plus détaillé d'un système de reconnaissance de visages [5].

1.4 Difficultés de reconnaissance de visage 2D

De nombreuses propriétés du visage ainsi que les conditions dans lesquelles elles ont été photographiées rendent le traitement automatique difficile. Dans le cadre de la reconnaissance, le principal problème sous-jacent est la variance intra-classe, c'est à dire la variabilité que peut prendre le visage d'une même personne à cause de différences de luminosité, de pose ... etc. Cette variation intraclasse peut être supérieure à la variance inter classe, c'est à dire la variabilité que prennent les visages de différentes personnes [14] [15].

Il existe deux types de variations associées aux images de visages : inter et intra sujet. La variation inter-sujet est limitée à cause de la ressemblance physique entre les individus. Par contre la variation intra-sujet est plus vaste. Elle peut être attribuée à plusieurs facteurs que nous analysons ci-dessous [16].

1.4.1 Illumination

Les variations d'illumination viennent entraîner des variations considérables dans l'apparence d'un visage [14]. Les variations d'éclairage rendent la tâche de reconnaissance de visage très difficile. 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 [9]. Deux types d'éclairage peuvent influencer celle-ci : l'illumination globale (ou ambiante) et l'illumination locale. Alors que l'illumination globale affecte tout le visage de manière uniforme (ou presque), l'illumination locale entraîne la création de zones d'ombre et de zones éclairé et ce de manière non linéaire [14].



Figure 1.4 : Exemple d'un visage d'une même personne subissant un changement de luminosité (L'image est recueillie à partir d'Internet).

1.4.2 Pose

Le taux de reconnaissance de visage baisse considérablement quand des variations de pose sont présentes dans les images. Cette difficulté a été démontrée par des tests d'évaluation élaborés sur les bases FERET et FRVT [17]. Les variations de pose peuvent être de deux types selon le type de rotation: rotation dans le plan où l'axe de rotation est l'axe de la caméra et rotation hors-plan sinon. La variation de pose est considérée comme un problème majeur pour les systèmes de reconnaissance faciale. Quand le visage est de profil dans le plan image (orientation $< 30^\circ$), il peut être normalisé en détectant au moins deux traits faciaux (passant par les yeux). Cependant, lorsque la rotation est supérieure à 30° , la normalisation géométrique n'est plus possible [16].

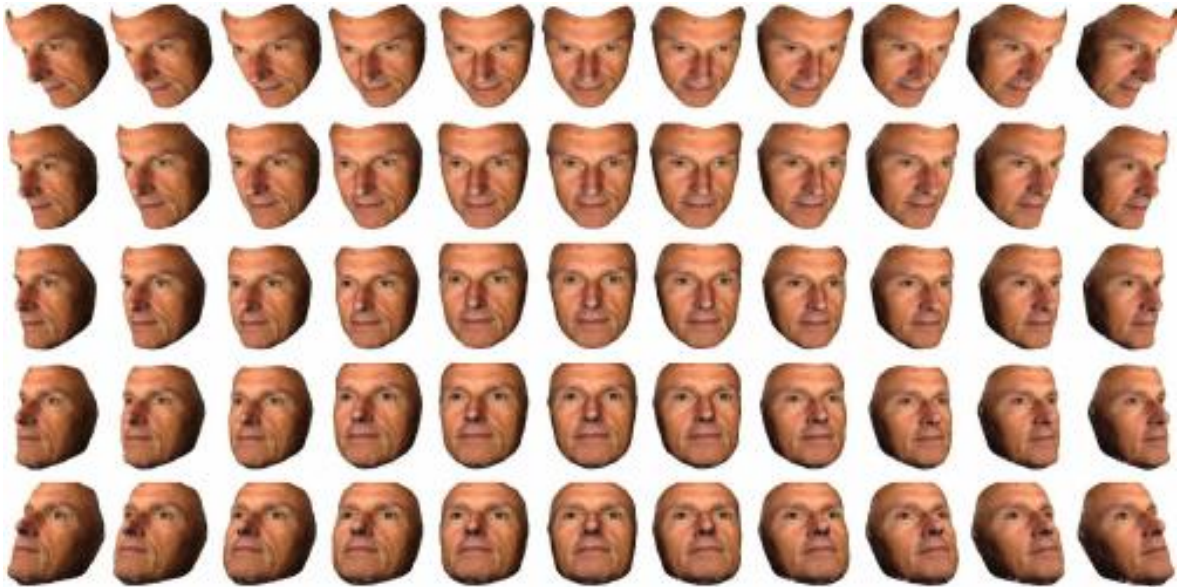


Figure 1.5: Exemples de variation de pose (L'image est recueillie à partir d'Internet).

1.4.3 Expressions faciales

Un autre facteur qui affecte l'apparence du visage est l'expression faciale. 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. Elle est généralement suffisante pour effectuer une identification. Toutefois, étant donné que l'expression faciale modifie l'aspect du visage, elle entraîne forcément une diminution du taux de reconnaissance. L'identification de visage avec expression faciale est un problème difficile qui est toujours d'actualité et qui reste non résolu. L'information temporelle fournit une connaissance supplémentaire significative qui peut être utilisée pour résoudre ce problème [18].



Figure 1.6 : Exemples de variation d'expressions (L'image est recueillie à partir d'Internet).

1.4.4 Occlusions

Les occlusions partielles apparaissent fréquemment dans des applications réelles, comme illustrées sur la Figure 1.7 . Elles peuvent être causées par une main cachant une partie du visage, par des cheveux longs, des lunettes de vue, de soleil, par tout autre objet (foulard . . .), ou encore par une autre personne. Il arrive également qu'une partie du visage en cache une autre, comme dans le cas d'une rotation hors plan par exemple.



Figure 1.7 : Exemples d'occlusion du visage (Image recueillie à partir d'Internet).

1.4.5 Autres difficultés

Il existe d'autres types de difficultés qui peuvent apparaître pour un système de reconnaissance de visage. Parmi ces problèmes, on trouve par exemple, la présence de maquillage, le vieillissement, les opérations chirurgicales sur la peau de visage et la présence ou l'absence des composantes structurelles (les moustaches, la barbe, les lunettes, le foulard), les images de visage à faible résolution ainsi que l'effet âge. La Fig. 1.8 illustre le défi du vieillissement sur le visage d'Albert Einstein mais la constitution de bases de données s'étalant sur plusieurs années est difficile [19].

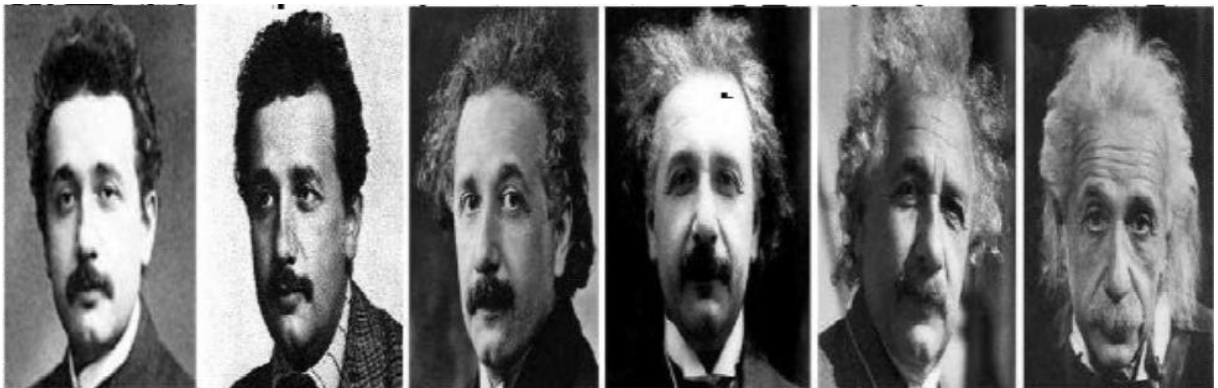


Figure 1.8 : Images sur l'effet de l'âge (Image recueillie à partir d'Internet).

1.5 Opportunités de reconnaissance de visage 3D [14]

Il y a tant de difficultés techniques pour la reconnaissance faciale 2D du visage. On peut suggérer d'utiliser les données 3D pour la reconnaissance faciale. Cette suggestion déclenche naturellement une question : «Pourquoi la reconnaissance faciale 3D ?». Pour répondre à cette question, nous listons plusieurs raisons principales.

- L'invention et la vulgarisation des techniques de numérisation 3D : avec l'invention et le développement rapide des technologies de numérisation 3D, le monde connaît une révolution numérique 3D. Le mesurage, la reconstruction, la numérisation et la reproduction d'objets en 3D du monde réel sont de plus en plus faciles et populaires. De nos jours, de nombreux types de capteurs 3D sont disponibles pour capturer des données 3D.
- La disponibilité d'un grand potentiel pour lutter contre les difficultés 2D: les informations sur la forme des approches fondées sur la reconnaissance faciale en 3D sont naturellement moins sensibles aux conditions d'éclairage par comparaison avec les informations de photométrie 2D.
- La surface faciale 3D est plus commode pour effectuer la correction de pose et résoudre le problème de rotation dans la reconnaissance faciale 2D.
- Les cosmétiques pour le visage ont tendance à avoir moins d'impact pour les scans du visage 3D [20].

1.6 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons justifié le choix de la reconnaissance du visage et présenté le système de base de reconnaissance de visages. Nous avons évoqué les limites de la reconnaissance de visage 2D et présenté. Nous terminons ce chapitre par une présentation des opportunités de reconnaissance de visage 3D.

2.1 Introduction

En raison de son pouvoir discriminant et la simplicité de calcul, le descripteur LBP (Local Binary Pattern) est devenu une approche très populaire dans diverses applications de vision par ordinateur. Cela est vrai pour, par exemple, la détection et l'analyse des visages, la biométrie, l'analyse d'images médicales, le mouvement et l'analyse de l'activité et la récupération des bases de données d'images ou vidéo [4,6]. Plusieurs chercheurs en reconnaissance de visage sont devenus intéressés par LBP.

Motivés par le succès et l'utilisation généralisée de la LBP et ses variantes dans la reconnaissance faciale 2D et 3D, nous proposons un nouveau descripteur pour l'extraction des avantages de deux descripteurs Gabor et LBP

2.2 Le descripteur Gabor [14] [22]

Les ondelettes de *Gabor* sont connues comme le moyen d'analyse espace-fréquence qui minimise l'incertitude de *Heisenberg*, à savoir si on est précis dans l'analyse de l'information dans l'espace du pixel on le sera moins dans l'espace fréquentiel et vice-versa. Cette caractéristique fait des ondelettes de *Gabor* un moyen puissant pour l'analyse de la texture. Elles ont été développées au début pour l'analyse des signaux à une dimension. Leur expression générale est :

$$W(t, t_0, \omega) = e^{-\sigma(t-t_0)^2} e^{-i\omega(t-t_0)} \quad (2.1)$$

Où ω est la fréquence et $i^2 = -1$. Cette ondelette est en fait une gaussienne modulée par une fonction sinusoïdale. La généralisation de cette fonction en **2D** donne une fonction gaussienne à deux dimensions modulée par un harmonique. Les ondelettes de *Gabor* 2D ont la caractéristique d'être modulables par différents paramètres qui contrôlent leurs orientations (θ), fréquences (inversement proportionnelle à λ), phase de la sinusoïde (φ), le support temporel (σ) et l'enveloppe de la gaussienne (γ) [23]. L'équation générale d'une ondelette de *Gabor* en 2D est :

$$W(x, y, \theta, \lambda, \varphi, \sigma, \gamma) = e^{-\frac{x'^2 + y'^2}{2\sigma^2}} e^{i\left(\frac{x'}{\lambda} + \varphi\right)} \quad (2.2)$$

Où :

$$x' = x\cos(\theta) + y\sin(\theta) \text{ et } y' = -x\sin(\theta) + y\cos(\theta) \quad (2.3)$$

Il y a donc 5 paramètres qui contrôlent l'analyse par ondelette. Ce jeu de paramètres permet dès lors une analyse complète de la texture d'une région de l'image.

2.2.1 L'orientation de l'ondelette (θ)

Ce paramètre fait pivoter l'ondelette autour de son centre. L'orientation de l'ondelette (figure 2.1) détermine l'angle des contours ou des lignes de l'image auxquelles l'ondelette va être sensible.

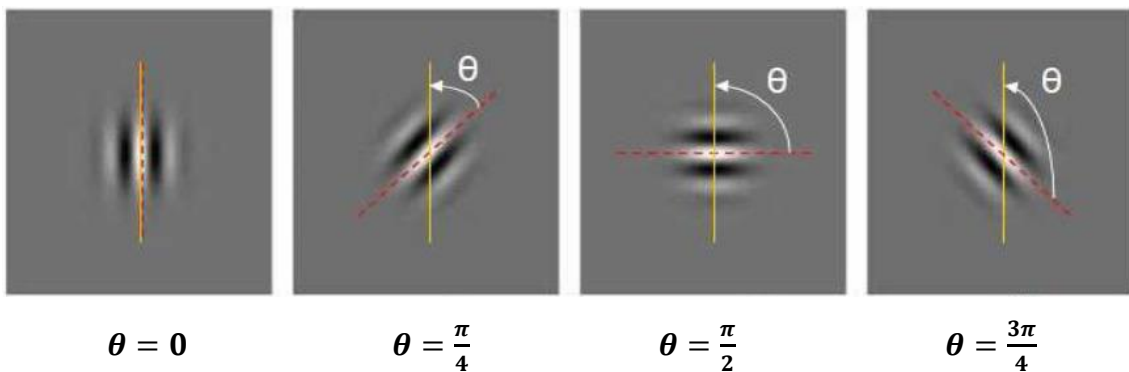


Figure 2.1 : Orientation de l'ondelette

2.2.2 La fréquence centrale de l'ondelette (λ)

Ce paramètre spécifie la *longueur d'onde du cosinus* ou inversement la fréquence centrale de l'ondelette (figure 2.2). Les ondelettes avec une grande longueur d'onde seront sensibles à des changements progressifs d'intensité dans une image. Les ondelettes avec une petite longueur d'onde seront sensibles à des contours et des lignes abruptes.

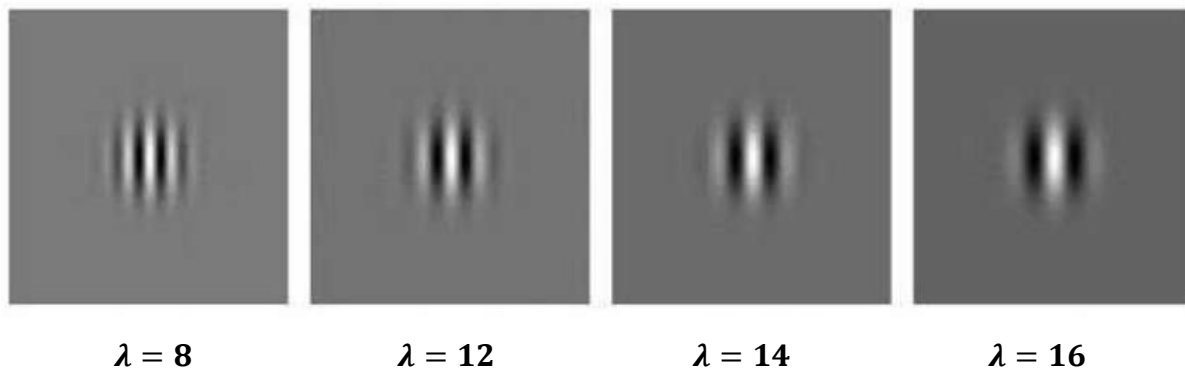


Figure 2.2 : Fréquence centrale de l'ondelette.

2.2.3 La phase de la sinusoïde (φ)

On utilise à la fois la partie réelle et la partie imaginaire de l'ondelette complexe de Gabor. Ce qui nous donne, en quelque sorte, deux ondelettes : une ondelette *paire* et une ondelette *impaire*. La convolution (incluant alors deux phases) donne un coefficient complexe basé sur deux ondelettes qui sont déphasées de $\frac{\pi}{2}$ (figure 2.3).

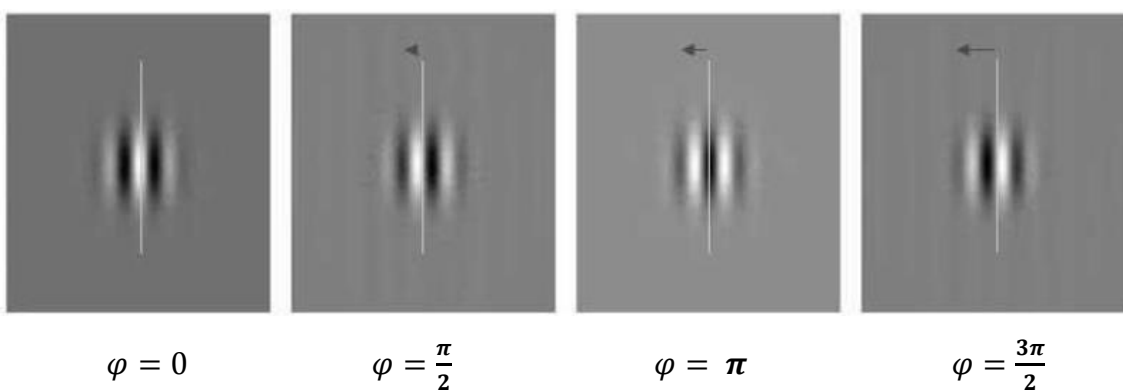


Figure 2.3 : Phase de l'ondelette.

2.2.4 Le support temporel de l'ondelette (σ)

Ce paramètre spécifie le *rayon de la gaussienne* (figure 2.4). La *taille* de la gaussienne détermine la quantité de pixels de l'image qui vont être pris en compte dans la convolution.

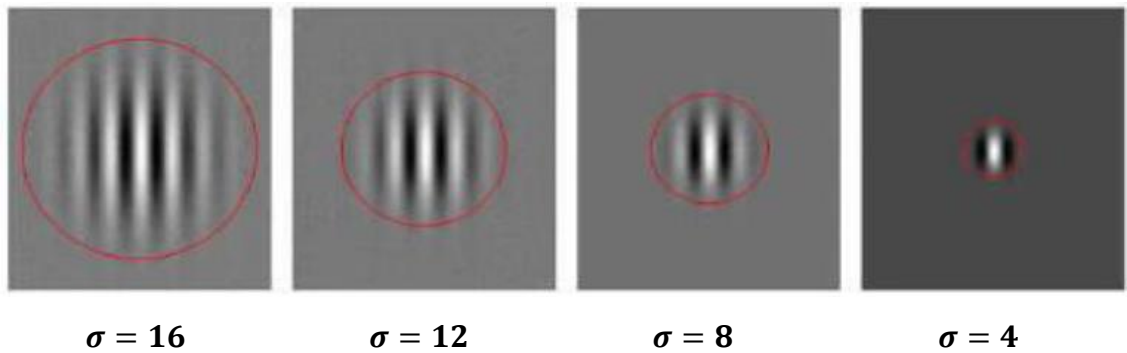


Figure 2.4 : Support temporel de l'ondelette.

2.2.5 L'enveloppe de la gaussienne (γ)

Ce paramètre agit sur *la forme de l'enveloppe gaussienne*, en l'étirant spatialement (figure 2.5). Ce paramètre a été inclus de manière à ce que les ondelettes puissent approximer certains modèles biologiques.

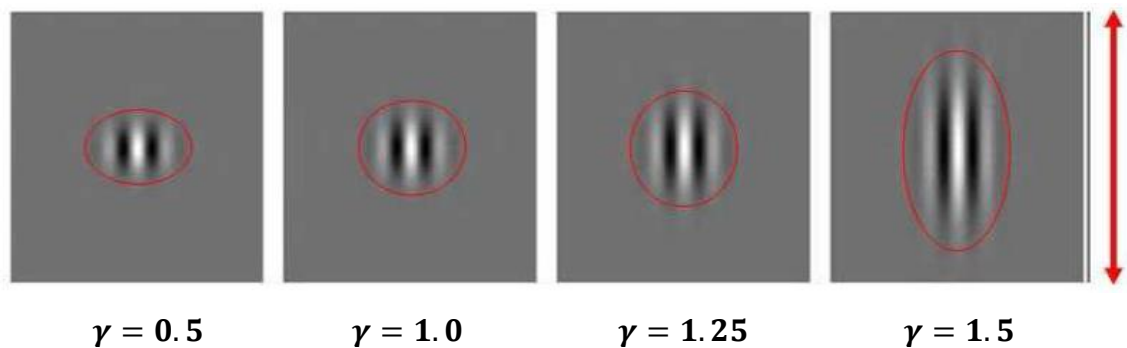


Figure 2.5 : Forme de l'enveloppe gaussienne..

La (figure 1.6) présenté quatre vingt masques d'ondelettes de Gabor différents avec cinq fréquences différentes, huit orientations différentes, et deux phases différentes.

La représentation de Gabor d'une image de visage est obtenue par la convolution de l'image (I) avec la famille des filtres de Gabor. Cette convolution est définie par :

$$IG(\lambda, \theta) = I * G(\lambda, \theta) \quad (2.5)$$

$IG(\lambda, \theta)$ est le résultat de la convolution de l'image (I) par le filtre de Gabor ($G(\lambda, \theta)$) à une certaine résolution (longueur d'onde λ) et à une orientation θ . Nous fixons les trois autres paramètres à l'avance.

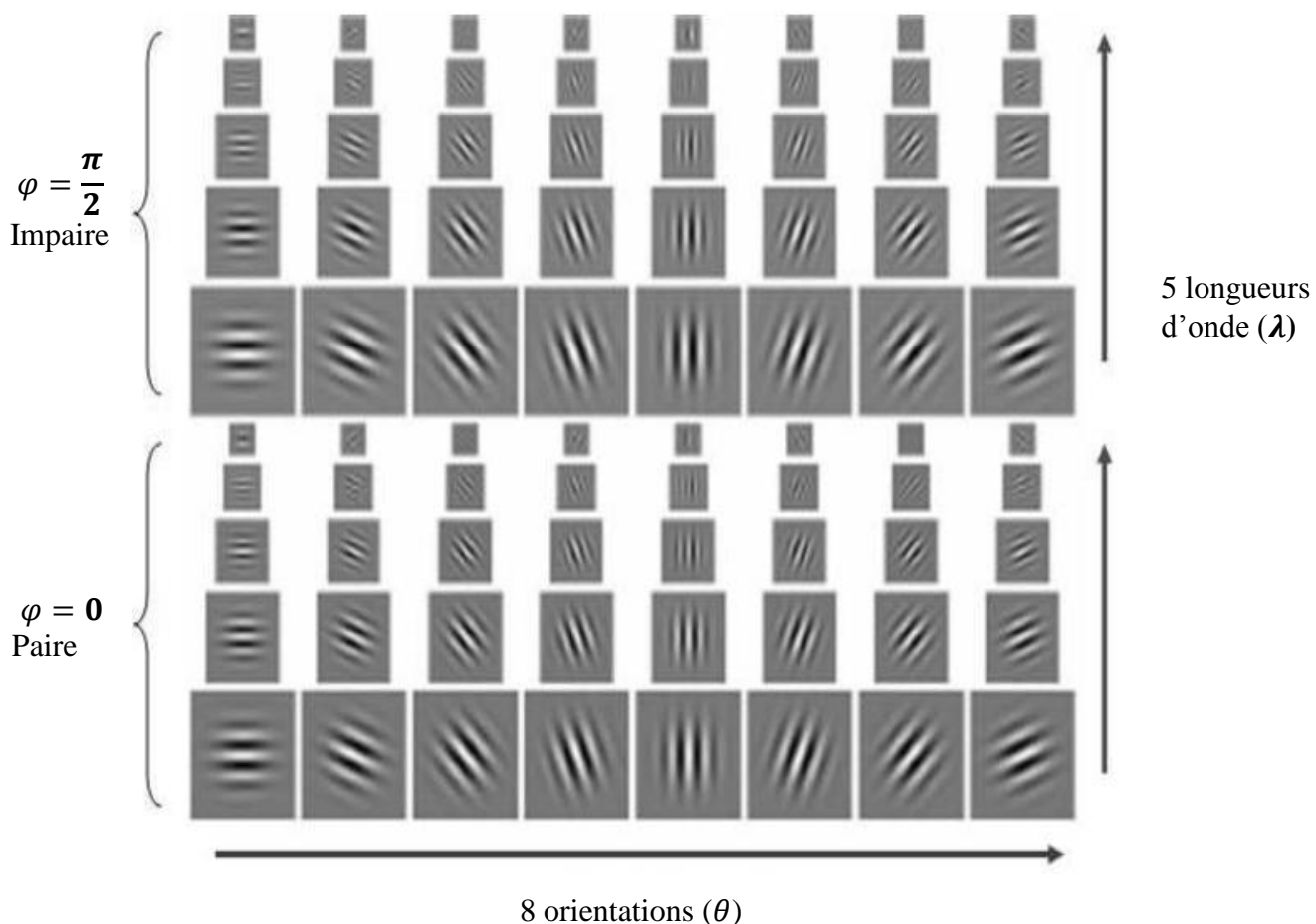


Figure 2.6: Les 80 masques d'ondelettes de Gabor.

2.2 Le descripteur Motifs binaires locaux (Local Binary Pattern, LBP) [24]

Les motifs binaires locaux (LBP) sont des caractéristiques utilisées en vision par ordinateur pour la classification des textures, la détection et le suivi des objets mobiles dans une séquence d'image.

Ces descripteurs se basent sur la comparaison de niveau de luminance d'un pixel à analyser avec celles de ces proches voisins et la valeur qui le caractérise est calculé par leur somme pondérée par un certains poids (code binaire).

Selon l'échelle du voisinage utilisé, certaines zones d'intérêts tels des coins ou des bords peuvent être détectées par ce descripteur.

Le concept du LBP basique [21] consiste à générer un motif binaire pour chaque pixel P de l'image à analyser. En effet, tous les voisins dans une région de taille R (exemple 3x3) prendront alors une valeur "1" si leur valeur est supérieure ou égale au niveau de gris de pixel à analyser (central) et "0" autrement.

Les pixels de ce motif binaire sont alors multipliés par des poids (code binaire) et sommés afin d'obtenir un code LBP du pixel courant, par conséquent on obtient une image sur 8 bits.

La figure 2.7 illustre la procédure de calcul de LBP sur une fenêtre de taille 3x3. Le descripteur LBP de texture d'une image pourrait donc être décrit par l'histogramme de dimension 255(voir figure 2.8).

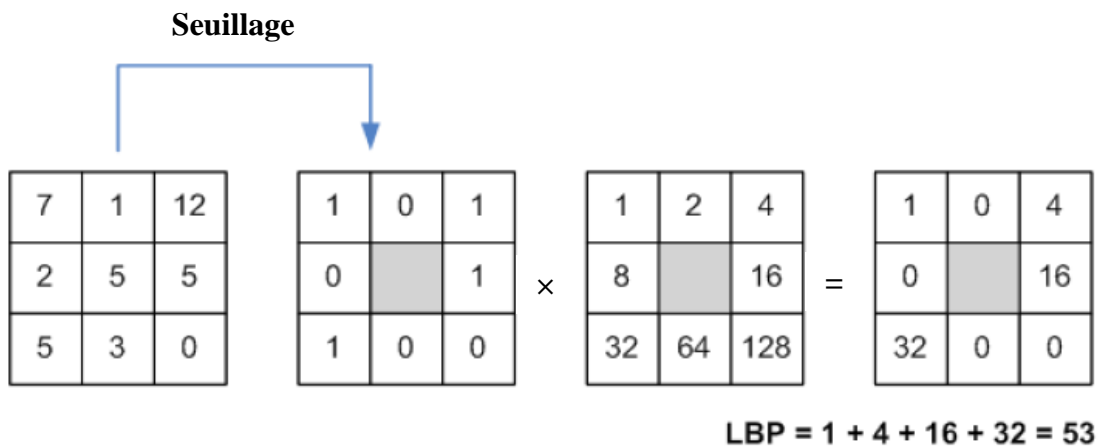


Figure 2.7: Construction d'un descripteur LBP.

Pour calculer un code LBP dans un voisinage de P pixels, dans un rayon R , on compte simplement les occurrences de niveaux de gris g_p plus grands ou égaux la valeur centrale.

$$LBP_{P,R}(x_c, y_c) = \sum_{p=0}^{P-1} S(g_c - g_i) \times 2^p \quad (2.6)$$

Avec :

$$s(x) = \begin{cases} 1 & x \geq 0 \\ 0 & x < 0 \end{cases} \quad (2.7)$$

Où g_i et g_c sont respectivement les niveaux de gris d'un pixel voisin et du pixel central.

La Figure 2.7, présente un exemple de calcul du descripteur LBP sur une image au niveau de gris.

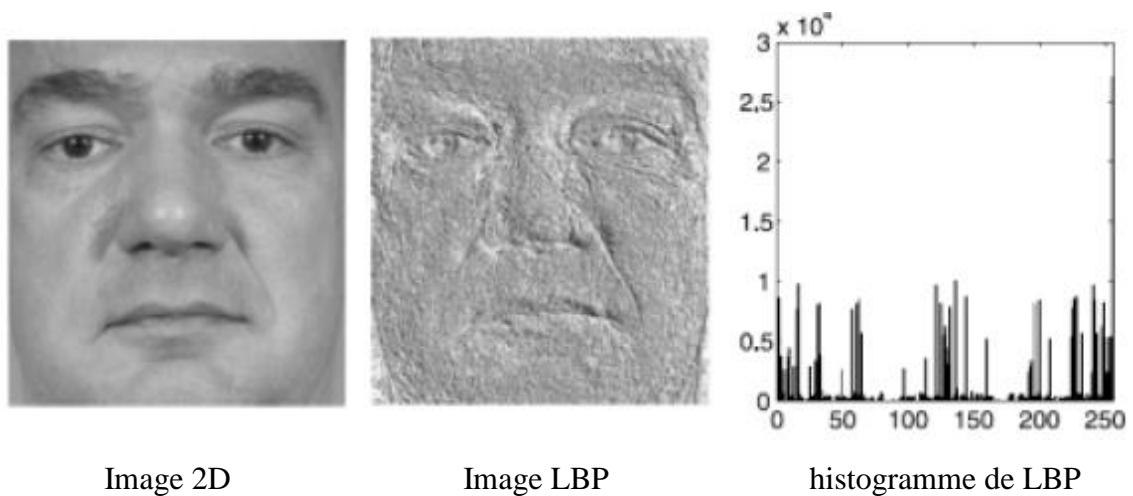


Figure 2.8: Représente un exemple d'image, LBP et l'histogramme de LBP.

La propriété importante du code *LBP* est que ce code est invariant aux changements uniformes globaux d'illumination parce que la *LBP* d'un pixel ne dépend que des différences entre son niveau de gris et celui de ses voisins.

Suite à cette version plusieurs variantes ont été développées et utilisées pour la reconnaissance de visage 2D et 3D.

Dans notre travail nous proposons nouvelle variantes de LBP pour la vérification de visage 3D qui s'appelle nouveau Gabor Locale Binaire DGLB.

2.3 Nouveau descripteur Gabor Locale Binaire DGLB

L'objectif de notre descripteur *DGLB* est l'extraction des avantages de deux descripteurs Gabor et LBP. L'idée est donc la binarisation des réponses des huit filtres de Gabor pour les huit orientations (θ) comme un code binaire qui est converti en un nombre décimal.

$$\text{Avec : } \theta = 0, \frac{\pi}{8}, \frac{\pi}{4}, \frac{3\pi}{8}, \frac{\pi}{2}, \frac{5\pi}{8}, \frac{3\pi}{4}, \frac{7\pi}{8}.$$

La représentation de *DGLB* (λ) d'une image de visage (*I*) est obtenue par :

$$DGLB_{type}(\lambda) = \sum_{i=0}^7 S \left(\left(I * G \left(\lambda, i * \frac{\pi}{8} \right) \right)_{type} \right) \times 2^i \quad (2.8)$$

Avec :

$$s(x) = \begin{cases} 1 & x \geq 0 \\ 0 & x < 0 \end{cases} \quad (2.9)$$

Pour plus de détaille :

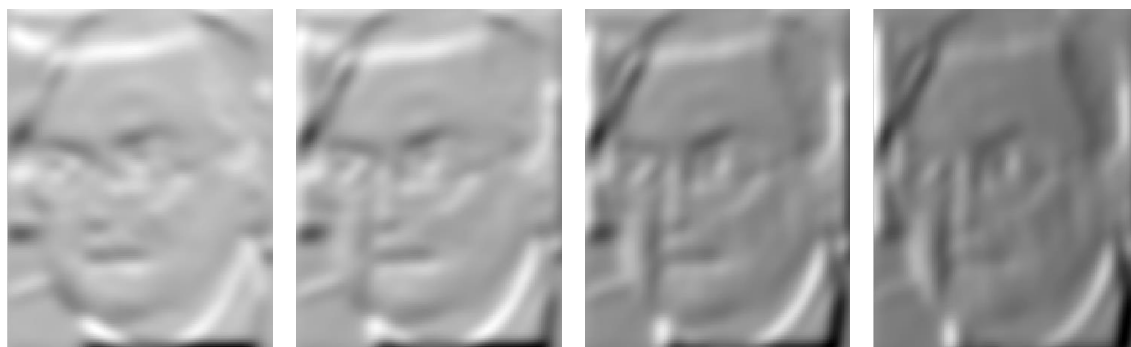
$$DGLB_{type}(\lambda) = \sum_{i=0}^7 S \left(\left(I * \left(e^{\frac{-(x \cos(\theta) + y \sin(\theta))^2 + \gamma^2 (-x \sin(\theta) + y \cos(\theta))^2}{2\sigma^2}} e^{i \left(\frac{(x \cos(\theta) + y \sin(\theta))}{\lambda} + \varphi \right)} \right) \right)_{type} \right) \times 2^i \quad (2.10)$$

Avec type égale : réel, imaginaire et phase.

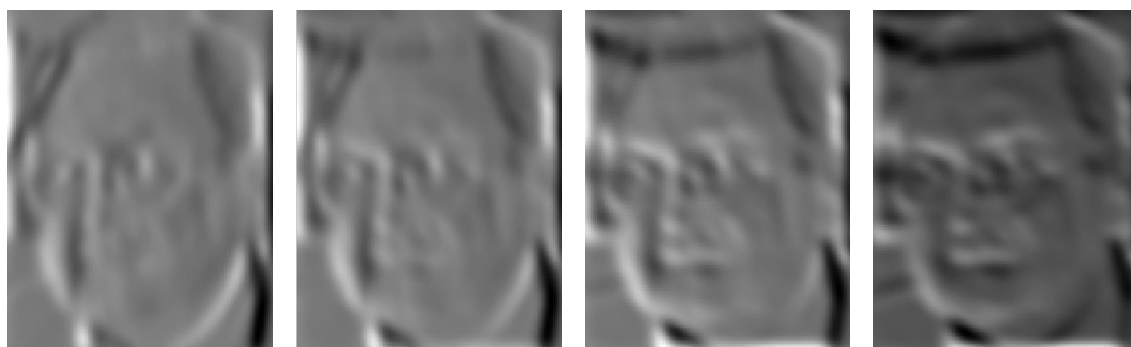
La Figure 2.9, présente un exemple de calcul du descripteur *DGLB* réel sur une image au niveau de gris.



Image de visage au niveau de gris



$IG(\lambda = 4, \theta = 0)$ $IG(\lambda = 4, \theta = \frac{\pi}{8})$ $IG(\lambda = 4, \theta = \frac{\pi}{4})$ $IG(\lambda = 4, \theta = \frac{3\pi}{8})$



$IG(\lambda = 4, \theta = \frac{\pi}{2})$ $IG(\lambda = 4, \theta = \frac{5\pi}{8})$ $IG(\lambda = 4, \theta = \frac{3\pi}{4})$ $IG(\lambda = 4, \theta = \frac{7\pi}{8})$



$DGLB_{\text{réel}}(\lambda = 4)$

Figure 2.9: Descripteur réel Gabor Locale Binaire pour $\lambda = 4$ d'une image de visage

2.4 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté trois descripteurs : Gabor, Local Binary Pattern (LBP) et nouveau descripteur Gabor Locale Binaire DGLB. La propriété importante du code LBP est que ce code est invariant aux changements uniformes globaux d'illumination. *Gabor* un moyen puissant pour l'analyse de la texture. Et l'objectif de notre descripteur DGLB est l'extraction des avantages de deux descripteurs Gabor et LBP.

Dans le chapitre suivant on va présenter notre système de vérification de visage 3D en détaillant ses différents blocs (prétraitement d'image, extraction des caractéristiques de visage, réduction et classification d'espace de données, comparaison).

3.1 Introduction

En raison de son pouvoir discriminant et la simplicité de calcul, le descripteur LBP (Local Binary Pattern) est devenu une approche très populaire dans diverses applications de vision par ordinateur. Cela est vrai pour, par exemple, la détection et l'analyse des visages, la biométrie, l'analyse d'images médicale, le mouvement et l'analyse de l'activité et la récupération des bases de données d'images ou vidéo [25, 26]. Plusieurs chercheurs en reconnaissance du visage sont devenus intéressés par LBP.

Motivés par le succès et l'utilisation généralisée de la LBP et ses variantes dans la reconnaissance faciale 2D et 3D, nous vous proposons un nouveau descripteur pour l'extraction des avantages de deux descripteurs Gabor et LBP

3.2 Notre algorithme de vérification du visage 3D

Le principe de fonctionnement de notre système de vérification du visage 3D (figure 3.1) peut être résumé en quatre étapes: prétraitement, extraction des caractéristiques réduction et classification de données et comparaison.

3.2.1 Prétraitement d'image 3D [27] [28]

On suppose qu'un visage est décrit par un nuage de points 3D capturés par un scanner laser 3D. Chaque nuage de points est constitué de milliers de points dans l'espace 3D. Ces points discrets décrivent approximativement la surface de la face. Nous utilisons la base de données de visage CASIA 3D. Chaque point est décrit avec des coordonnées spatiales 3D et les coordonnées de couleurs RGB correspondantes. Dans cette section, nous expliquerons comment les données 3D originales sont prétraitées.

Nous alignerons les données, puis nous obtiendrons les images de profondeur. Ce prétraitement comporte deux étapes principales, l'alignement des surfaces de visage 3D et l'acquisition de la profondeur des images.

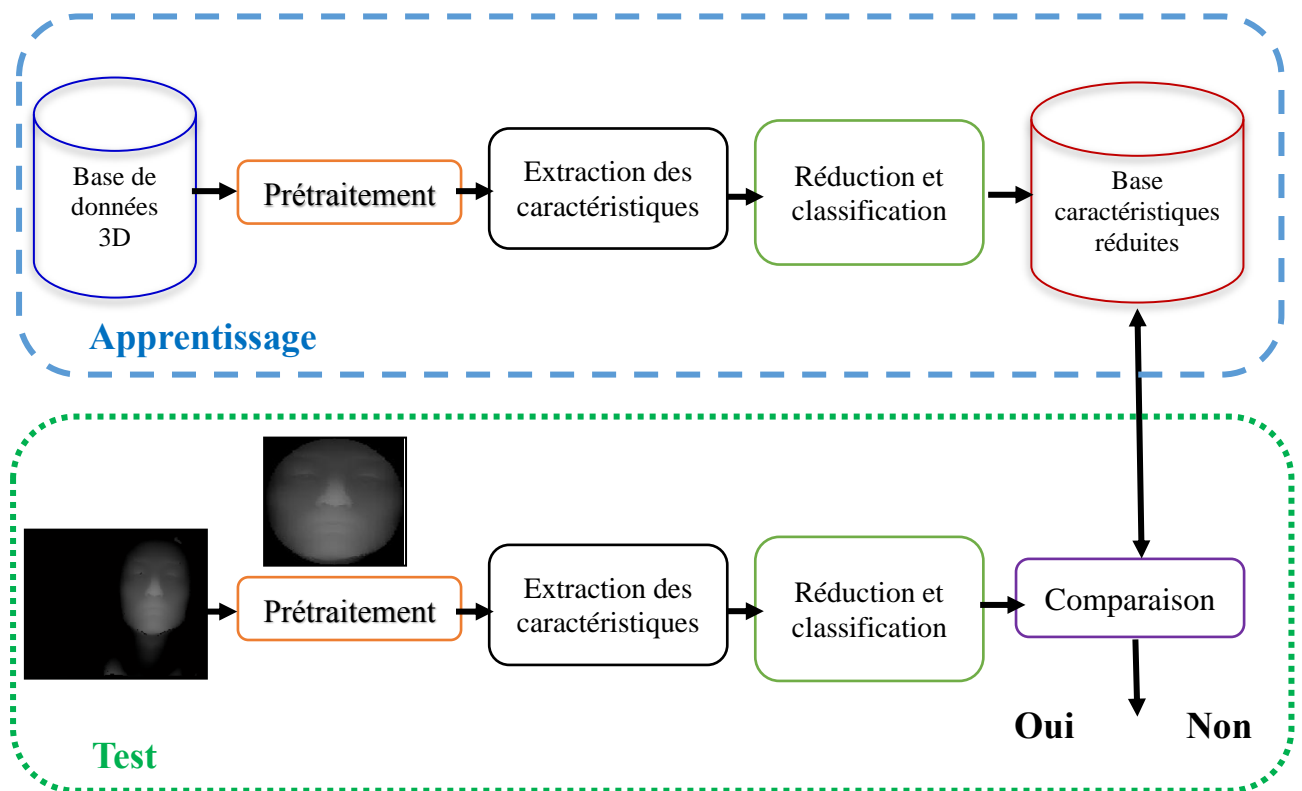


Figure 3.1 : Schéma général de notre système proposé de vérification du visage 3D.

3.2.1.1 Alignement

L'alignement (ou le recalage) d'entités 3D consiste à trouver un ensemble de transformations en vue de les rapprocher. Nous utilisons l'algorithme du plus proche voisin itéré ICP (Iterative Closest Point) introduit par *Besl et al.* [29]. ICP permet de trouver la transformation rigide $(R; t)$ qui minimise la distance entre deux ensembles de points $P = \{p_i\}$ et $X = \{y_i\}$. Le principe consiste à déterminer, pour chaque point p_i de l'ensemble P , le point le plus proche dans le second ensemble X au sens d'une distance euclidienne.

3.2.1.2 Image de profondeur [27]

Les images de profondeur sont obtenues à partir des données 3D alignées. Les données sont converties en une image de profondeur 3D (voir figure 3.2). Dans la plupart des images, le nez est la partie du visage la plus proche au scanner 3D. Pour chaque pixel, la moyenne est calculée en utilisant une fenêtre de taille 9×9 autour de lui. L'utilisation d'une fenêtre de taille 3×3 qui calcule la somme de la profondeur de ses pixels correspondants, le nez est détecté en tant que coordonnées du pixel de la fenêtre centrale qui retourne la valeur minimale (voir figure 3.2 (b)). Après détection du nez, on extrait une sous-image centrée sur le centre de nez (voir figure 3.2 (c)). Toutefois, en raison de la qualité originale des données 3D, les images de profondeur et d'intensité contiennent habituellement beaucoup de bruit, tels que des trous et des valeurs aberrantes. Nous pouvons obtenir des images améliorées par les procédés suivants :

Pour chaque pixel, la moyenne est calculée pour la fenêtre de 5×5 (voir figure 3.2 (d)). Si la valeur du pixel est inférieure à un seuil donné, ce pixel est remplacé par le pixel moyen. Le résultat est montré sur les figures 3.2 (e).

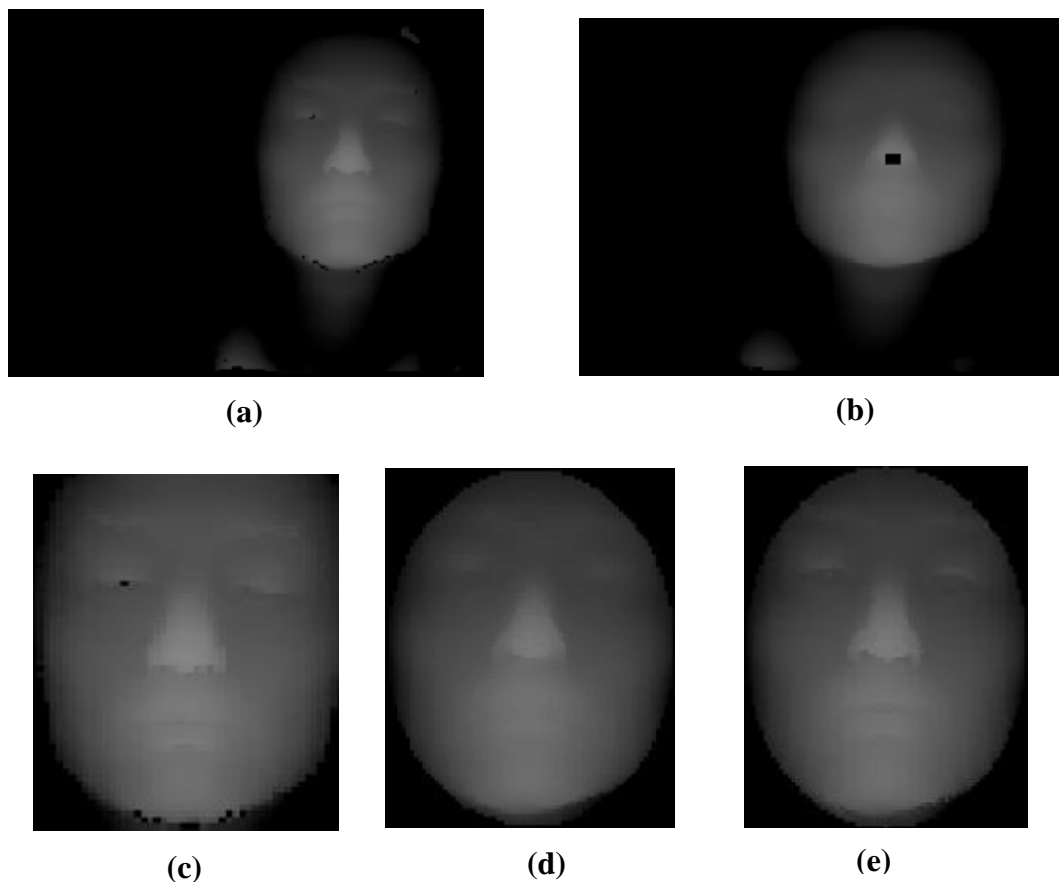


Figure 3.2 : Prétraitement de l'image de profondeur. (a) image de profondeur, (b) détection de la pointe du nez, (c) extraction du dessous-image, (d) image moyenne 5×5 , (e) image de profondeur après suppression du bruit et remplissage des trous.

3.2.2 Extraction des caractéristiques

Pour l'extraction des caractéristiques dans notre application de la vérification de visage 3D nous proposons nouveau Descripteur Gabor Locale Binaire (DGLB). Nous utilisons aussi les deux descripteurs Gabor et LBP pour la comparaisons.

L'image faciale après l'extraction de caractéristiques par les descripteurs locaux (LBP et DGLB) est divisée en 30 petits blocs. Pour chaque bloc, l'extraction de caractéristiques locales est résumée par les histogrammes correspondants. Ces derniers sont concaténés pour former un vecteur de caractéristiques.

La figure 3.3 présente une illustration des images LBP avec différentes échelles dans lesquelles le rayon R prend des valeurs différentes et le nombre de voisinage $P = 8$ points.

Les images DGLB et Gabor sont présentées dans les figures 3.4, 3.5 et 3.6.

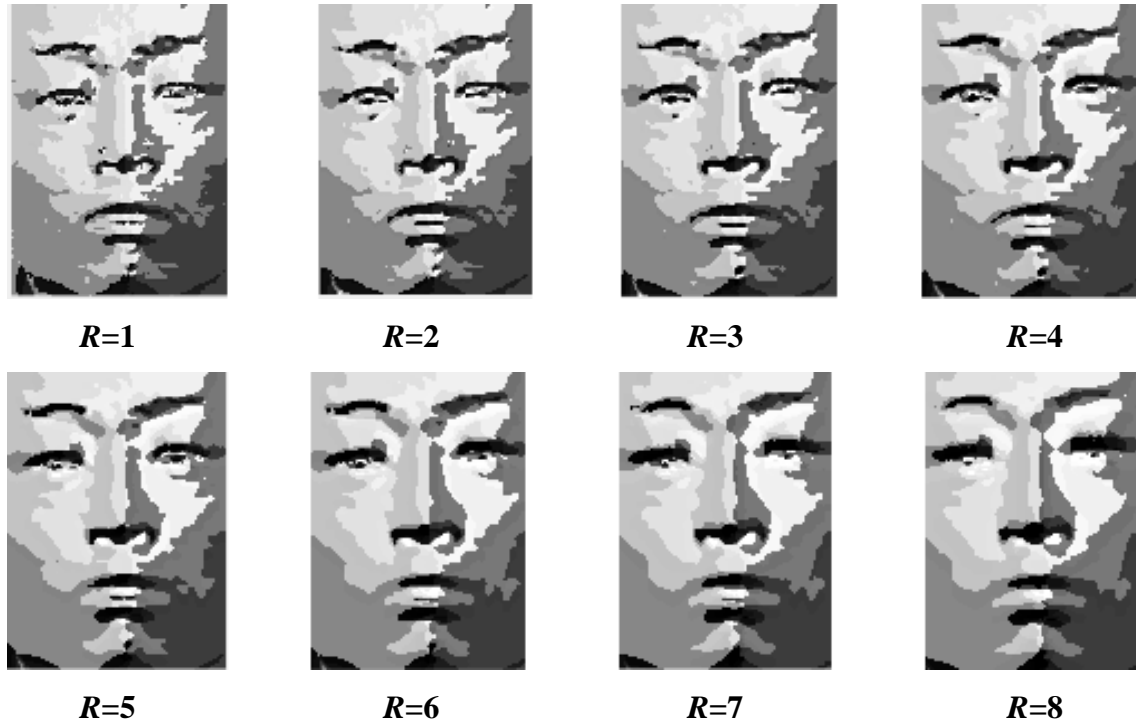


Figure 3.3 : LBP pour image de visage 3D ($R = 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8$).

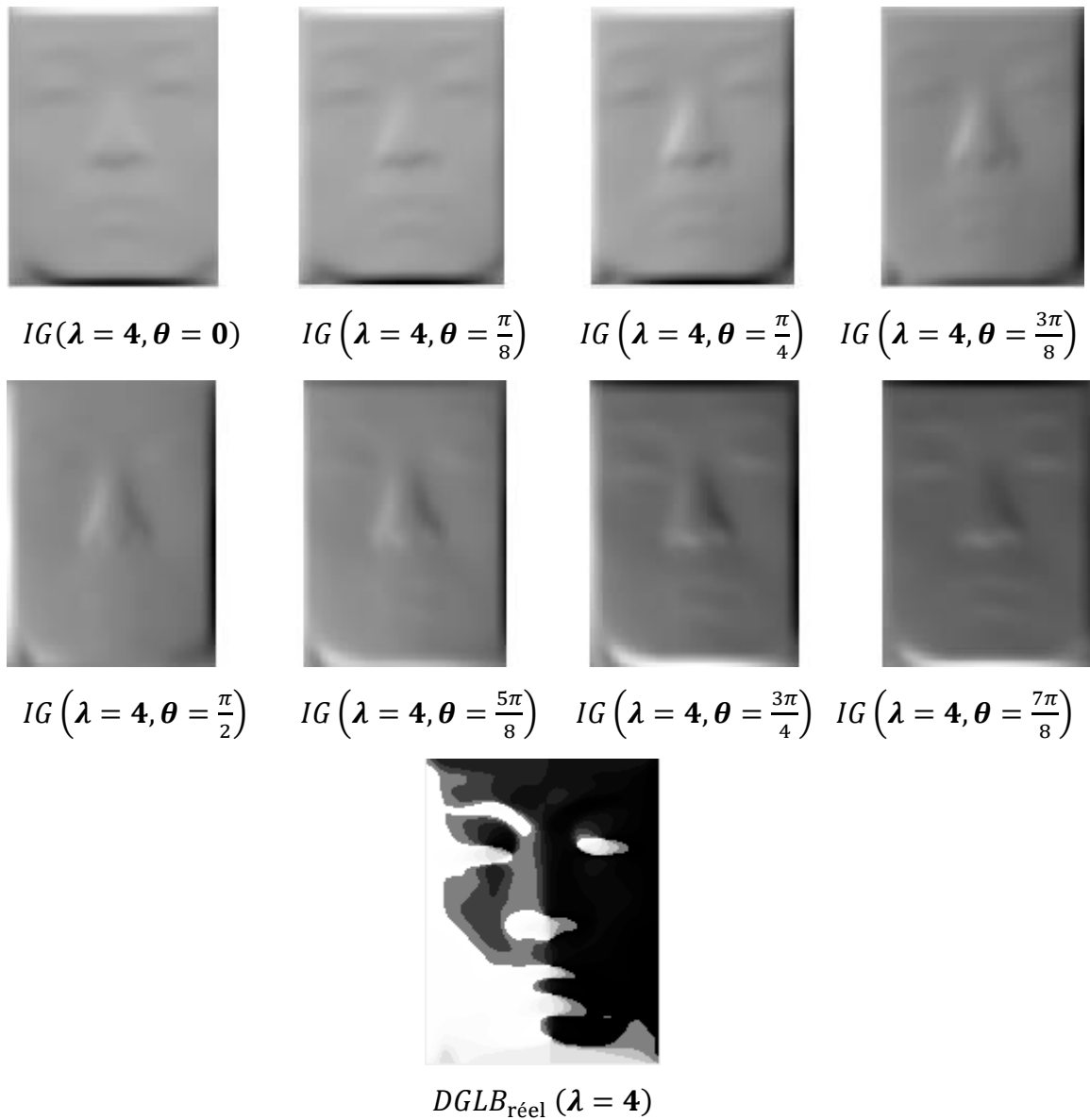
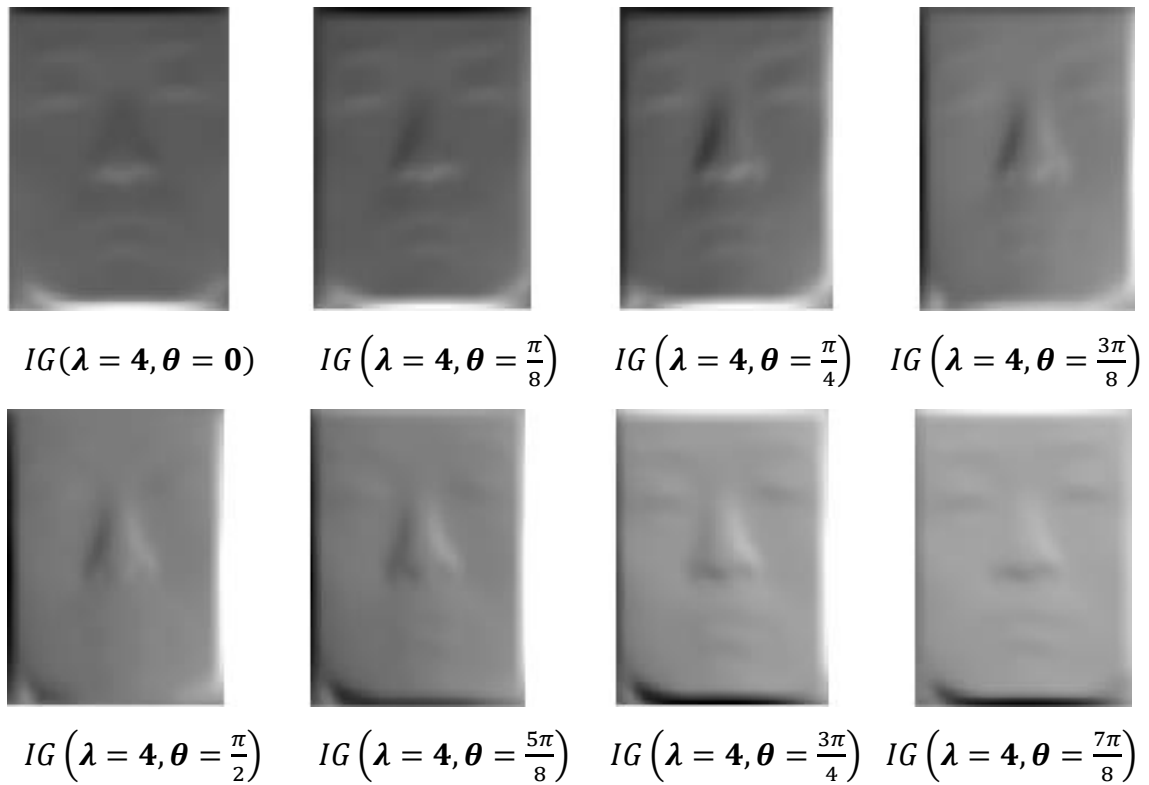


Figure 3.4: Descripteur réel Gabor Locale Binaire pour $\lambda = 4$ d'une image de visage 3D.



$DGLB_{\text{imaginaire}} (\lambda = 4)$

Figure 3.5: Descripteur imaginaire Gabor Locale Binaire pour $\lambda = 4$ d'une image de visage 3D.

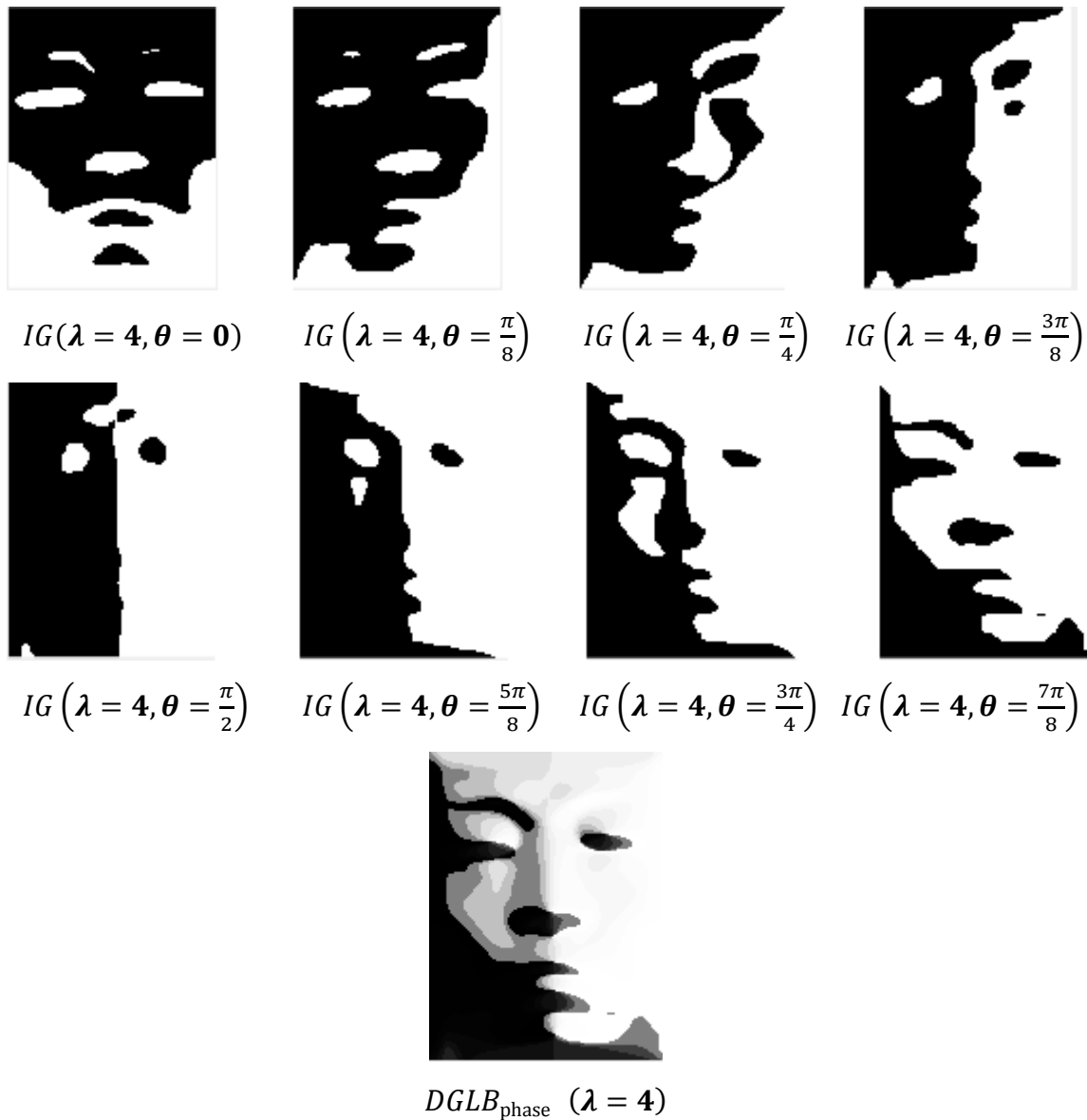


Figure 3.6: Descripteur phase Gabor Locale Binaire pour $\lambda = 4$ d'une image de visage 3D

3.2.3 Réduction et classification de données

La concaténation des 30 histogrammes des blocs provoque toujours des vecteurs de grande dimension contenant des informations redondantes. Pour cela, nous utilisons la méthode PCA (Principal Component Analysis) pour la réduction de données. Ensuite, la PCA est suivi par un algorithme étendu de LDA (Linear Discriminant Analysis) [29] qui est nommé EFM (Enhanced Fisher Model), afin d'obtenir une caractéristique vectorielle

de petite dimension et d'augmenter la puissance de la discrimination dans l'espace des caractéristiques.

L'algorithme 1 décrit ci-dessous montre les étapes pour la mise en œuvre de la méthode EFM [30] [31].

Algorithme 1 : EFM

Entrée : base de données X d'apprentissage.

Sortie : la matrice de transformation W^{EFM}

1. Calculer la matrice de dispersion inter-classes S_b
2. Calculer la matrice de dispersion intra-classes S_w
3. Calculer les valeurs propres (Y) et les vecteurs propres (E) de la matrice S_b
4. Calculer la nouvelle matrice inter-classes K_b

$$K_b = Y^{-1/2} E^T S_b E Y^{-1/2}$$

5. Calculer les valeurs propres (O) et les vecteurs propres (H) de la matrice K_b
6. Calculer la matrice de transformation globale W^{EFM}

$$W^{EFM} = E Y^{-1/2} H$$

Nous utilisons un nombre de caractéristiques égale à 100 après la méthode PCA et un nombre de caractéristiques variable après ma méthode EFM.

3.2.4 Comparaison

Lorsqu'on souhaite comparer deux vecteurs de caractéristiques réduits issus du module de réduction de données de notre système de vérification de visage 3D, on peut soit effectuer une mesure de similarité (ressemblance), soit une mesure de distance (divergence).

Bien que la distance euclidienne soit optimale dans la théorie, les diverses expériences ont trouvé que la distance euclidienne est surpassée par d'autres distances. Une d'elles est le cosinus [30] qui est définie par :

$$S(A, B) = \frac{A^T B}{\|A\| \|B\|} \quad (3.1)$$

Cette fonction calcule simplement le cosinus de l'angle entre les deux vecteurs caractéristiques réduits A et B . Une valeur élevée de corrélation normalisée correspond à une bonne similarité entre les deux vecteurs.

Dans les systèmes de vérification nous calculons deux types de distances :

- **La distance_intra** : la distance entre deux images de visage de même individu.
- **La distance_extra** : la distance entre deux images de visage de deux individus différents.

3.3 Base de données CASIA 3D

Nous utilisons la base de données des visages CASIA 3D [32] pour tester notre système d'authentification.

Entre Août et Septembre 2004, une base de données de visage 3D constituée de 4624 scans de 123 personnes est construite par l'utilisation d'un scanner 3D sans contact (Minolta Vivid 910), comme le montre la figure 3.7 chaque sujet ayant 37 ou 38 images avec les variations individuelles de poses, les expressions et les illuminations, les variations combinées des expressions sous illumination et pose sous des expressions (figure 3.8, 3.9 et 3.10).

À partir de chaque individu, une image couleur 2D et une surface triangulaire 3D du visage sont également générées. On a visé à construire une base de données complète du visage en 3D, qui est en outre amenée à être une plate-forme publique pour tester les algorithmes de reconnaissance faciale 3D ou autres.

Cette base de données contient des variations complexes qui sont difficiles à n'importe quel Algorithme [30].

Dans notre travail, nous avons étudié les variations d'éclairage (images: 1, 2, 3, 4, 5), expressions (images: 6, 7, 8, 9, 10) et les changements combinés dans l'expression sous éclairage (images: 11, 12, 13, 14, 15). Par conséquent, nous avons utilisé 15 images pour chaque personne. Le nombre total des images utilisées est de 1845 images.

Nous avons utilisé un protocole d'évaluation proposé dans [27] pour séparer les personnes en deux classes, client et imposteur.

Le groupe de clients contient 100 personnes, tandis que le groupe imposteurs est divisé en 13 imposteurs pour l'ensemble d'évaluation et de 10 pour l'ensemble de tests. La répartition des images dans différents ensembles est donnée dans le tableau 3.1.



Figure 3.7 : Capture des scènes de la base de données CASIA visages 3D.

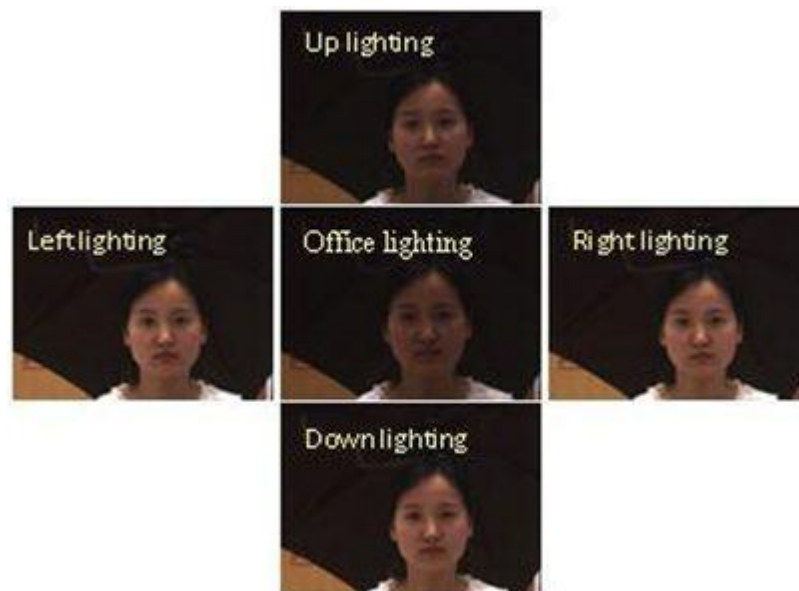


Figure 3.8 : Variations d'éclairage de la base de données CASIA visage 3D.

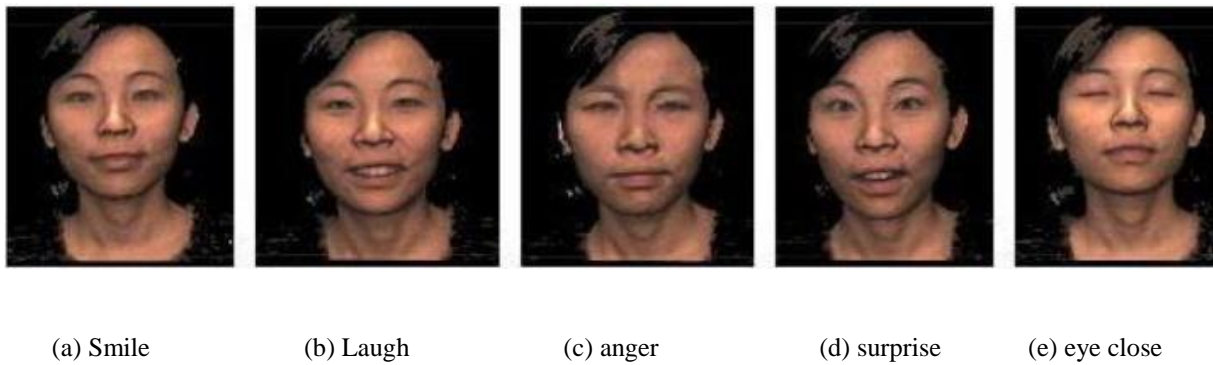


Figure 3.9 : Variations d'expressions de la base de données CASIA visage 3D.

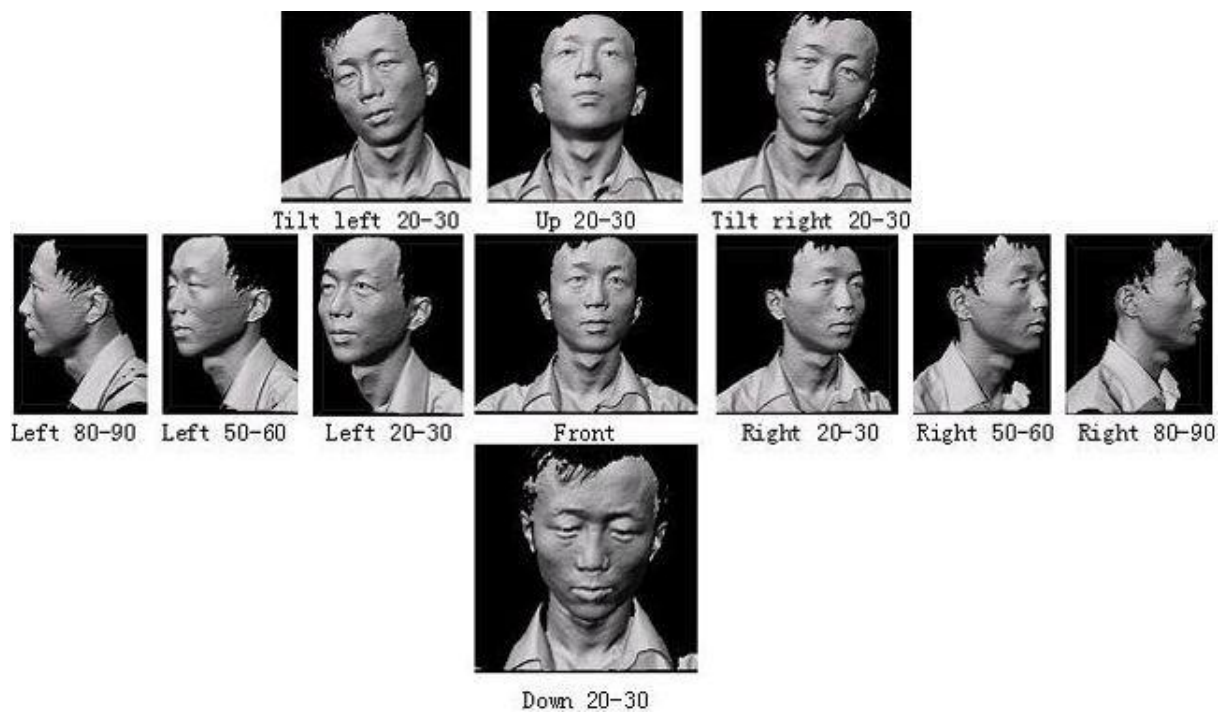


Figure 3.10 : Variations des poses de la base de données CASIA visage 3D.

Ensemble	Client	Imposteur
Apprentissage	500 images (1, 4, 8, 9, 10)	0 images
Evaluation	500 images (2, 6, 7, 14, 15)	195 images (1:15)
Test	500 images (3, 5, 11, 12, 13)	150 images (1:15)

Tableau 3.1 : Répartition des photos dans différents ensembles.

3.4 Mesure des performances

Couramment, les critères de mesure de la performance utilisés pour le mode vérification sont [14]:

- Le Taux de Faux Rejet (**TFR**) ou False Reject Rate (FRR) : c'est le pourcentage d'individus qui ont été faussement rejetés par le système alors qu'ils sont des clients.

$$TFR = (\text{Nombre de faux rejet}) / (\text{Nombre de clients}) \quad (3.2)$$

- Le Taux de Fausse Acceptation (**TFA**) ou False Acceptation Rate (FAR) : c'est le pourcentage d'individus qui ont été acceptés par le système alors qu'ils sont des imposteurs.

$$TFA = (\text{Nombre de Fausse Acceptation}) / (\text{Nombre d'imposteurs}) \quad (3.3)$$

- Le Taux d'Égale Erreur (**TEE**) ou Equal Error Rate (EER) ce point de fonctionnement correspond à une valeur où FAR est égal à FRR. Le taux d'erreur TEE est un compromis entre le TFA et le TFR, c'est-à-dire, si un des deux taux est augmenté l'autre sera diminué automatiquement. En d'autres termes, plus l'EER est faible, plus le système est performant.
- Le Taux de Vérification (**TV**) ou Vérification Rate (VR) : ce taux représente les individus qui sont correctement vérifiés par le système, soit les clients acceptés

ou bien les imposteurs rejetés. Le taux de vérification permet d'examiner la sensibilité du système de vérification.

$$TV = (100 - (TFA + TFR)) \quad (3.4)$$

3.5 Résultats

Dans cette section de résultats, nous comparons le descripteur proposé (DGLB) par les deux descripteurs Gabor pour vérification de visage 3D sur la base de données CASIA. Les paramètres utilisés pour les trois descripteurs sont :

- **LBP** : nombre de voisinage de P égal 8 et rayon R égal 2, 4, 6 et 8.
- **Gabor** : étudie la partie réelle, imaginaire et phase pour la fusion de 8 orientations de 5 longueurs d'onde différentes ($\lambda = 4, 4\sqrt{2}, 8, 8\sqrt{2}$ et 16).
- **DGLB** : étudie les performances de $DGLB_{réel}$, $DGLB_{imaginaire}$ et $DGLB_{phase}$ pour 5 longueurs d'onde différentes ($\lambda = 4, 4\sqrt{2}, 8, 8\sqrt{2}$ et 16).

Le tableau 3.2 présente les résultats de vérification faciale de la parenté en termes des taux d'erreur dans l'ensemble d'évaluation et de test du descripteur LBP pour différents rayons (R). Ce tableau montre que :

- ✓ Les taux d'erreur dans l'ensemble d'évaluation et de test changent avec la variation des rayons de LBP.
- ✓ Le meilleur taux de vérification faciale 3D égale 91.07 % dans l'ensemble de test est obtenu avec $R=2$ et un nombre de caractéristiques égaux 40.

Descripteur	Ensemble	Ensemble de test			Nombre de caractéristiques
	évaluation	TEE (%)	TFR (%)	TFA (%)	
LBP $R=2$	4.22	4.20	4.72	91.07	40
LBP $R=4$	4.23	3.00	5.96	91.03	30
LBP $R=6$	3.24	4.20	5.82	89.98	40
LBP $R=8$	4.24	3.20	6.84	89.95	35

Tableau 3.2 : Performance de descripteur LBP avec les différents rayons (R) dans l'ensemble d'évaluation et de test.

Descripteur	Ensemble	Ensemble de test			Nombre de caractéristiques
	évaluation	TEE (%)	TFR (%)	TFA (%)	
Gabor $\lambda = 4$ et 8 orientations	9.04	9.80	9.78	80.42	35
Gabor $\lambda = 4\sqrt{2}$ et 8 orientations	8.20	8.20	9.42	82.37	100
Gabor $\lambda = 8$ et 8 orientations	8.16	7.60	9.22	83.18	100
Gabor $\lambda = 8\sqrt{2}$ et 8 orientations	7.80	8.00	8.49	83.50	100
Gabor $\lambda = 16$ et 8 orientations	7.39	7.00	8.88	84.11	45
$DGLB_{\text{réel}} \lambda = 4$	3.75	3.40	3.07	93.52	40
$DGLB_{\text{réel}} \lambda = 4\sqrt{2}$	3.95	3.00	5.17	91.82	80
$DGLB_{\text{réel}} \lambda = 8$	3.57	3.60	4.38	92.01	35
$DGLB_{\text{réel}} \lambda = 8\sqrt{2}$	4.23	3.00	5.10	91.89	35
$DGLB_{\text{réel}} \lambda = 16$	3.43	3.20	4.94	91.85	70

Tableau 3.3 : Performance de descripteurs Gabor et $DGLB$ réel avec les différentes longueurs d'onde (λ) dans l'ensemble d'évaluation et de test.

Descripteur	Ensemble	Ensemble de test			Nombre de caractéristiques
	évaluation	TEE (%)	TFR (%)	TFA (%)	
Gabor $\lambda = 4$ et 8 orientations	9.04	9.80	9.78	80.42	35
Gabor $\lambda = 4\sqrt{2}$ et 8 orientations	8.20	8.20	9.42	82.37	100
Gabor $\lambda = 8$ et 8 orientations	8.16	7.60	9.22	83.18	100
Gabor $\lambda = 8\sqrt{2}$ et 8 orientations	7.80	8.00	8.49	83.50	100
Gabor $\lambda = 16$ et 8 orientations	7.39	7.00	8.88	84.11	90
<i>DGLB</i>_{imaginaire} $\lambda = 4$	3.16	2.40	2.61	94.98	70
<i>DGLB</i> _{imaginaire} $\lambda = 4\sqrt{2}$	3.64	2.80	4.24	92.96	30
<i>DGLB</i> _{imaginaire} $\lambda = 8$	4.15	2.60	4.39	93.00	30
<i>DGLB</i> _{imaginaire} $\lambda = 8\sqrt{2}$	3.59	3.20	4.72	92.07	65
<i>DGLB</i> _{imaginaire} $\lambda = 16$	3.79	3.60	5.21	91.18	70

Tableau 3.4 : Performance de descripteurs Gabor et *DGLB* imaginaire avec les différentes longueurs d'onde (λ) dans l'ensemble d'évaluation et de test.

Descripteur	Ensemble	Ensemble de test			Nombre de caractéristiques
	évaluation	TEE (%)	TFR (%)	TFA (%)	
Gabor $\lambda = 4$ et 8 orientations	4.76	3.40	4.58	92.02	65
Gabor $\lambda = 4\sqrt{2}$ et 8 orientations	4.96	3.20	5.20	91.59	60
Gabor $\lambda = 8$ et 8 orientations	4.41	3.40	4.73	91.86	85
Gabor $\lambda = 8\sqrt{2}$ et 8 orientations	4.04	3.60	4.32	92.07	80
Gabor $\lambda = 16$ et 8 orientations	4.79	3.60	6.00	90.40	80
<i>DGLB_{phase}</i> $\lambda = 4$	3.18	2.40	2.63	94.96	70
<i>DGLB_{phase}</i> $\lambda = 4\sqrt{2}$	3.41	3.40	3.59	93.00	50
<i>DGLB_{phase}</i> $\lambda = 8$	4.18	2.60	4.48	92.92	30
<i>DGLB_{phase}</i> $\lambda = 8\sqrt{2}$	3.42	3.60	4.22	92.17	35
<i>DGLB_{phase}</i> $\lambda = 16$	3.80	3.60	5.26	91.13	70

Tableau 3.5 : Performance de descripteurs Gabor et *DGLB* phase avec les différentes longueurs d'onde (λ) dans l'ensemble d'évaluation et de test.

Les tableaux 3.3, 3.4 et 3.5 montres que

- ✓ L'utilisation des parties réel, imaginaire et phase changes les taux de vérification de visage 3D pour les deux descripteurs Gabor et notre *DGLB* pour différentes longueurs d'onde (λ).
- ✓ Le descripteur proposé *DGLB* donne des performances beaucoup meilleur que *LBP* pour les parties réel et imaginaire (avec l'amélioration de plus que 10 % de taux de vérification).
- ✓ Notre descripteur *DGLB_{phase}* donne des performances meilleur que *LBP* phase (avec l'amélioration de 2 % de taux de vérification).

- ✓ Le meilleur taux de vérification faciale 3D égale **94.98 %** dans l'ensemble de test est obtenu avec $DGLB_{\text{imaginaire}}$, $\lambda = 4$ et un nombre de caractéristiques égal **70**.
- ✓ Comme conclusion notre descripteur $DGLB_{\text{imaginaire}}$ est meilleur que les deux descripteurs LBP et Gabor pour la vérification de visage 3D sur la base de données CASIA.

3.6 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons étudié la vérification de visage 3D qui est basée sur un nouveau Descripteur Gabor Locale Binaire (DGLB). Nous avons utilisé aussi les deux descripteurs LBP et Gabor pour la comparaison. Nous avons utilisé EFM (Enhanced Fisher Model) pour la réduction et la classification de ces descripteurs. Les scores sont calculés par la distance cosinus. Nous avons validé notre système proposé sur la base de données CASIA. Les résultats de ce travail montrent que notre $DGLB_{\text{imaginaire}}$ est meilleur que les deux descripteurs LBP et Gabor pour la vérification de visage 3D avec aux 94.98 %.

Conclusion générale

La reconnaissance faciale permet de renforcer la sécurité des systèmes actuels, elle résout les problèmes liés à l'oubli, le partage et le vol des mots de passe. Le contrôle d'accès par la reconnaissance faciale est un moyen de sécurité efficace, car le visage est un indice biométrique très fort qui révèle de nombreuses informations sur l'identité de la personne.

Lorsqu'il s'agit d'images 2D de visages, les variations intra-classe, dues à des facteurs aussi divers que les changements des conditions d'éclairage, variation de cosmétiques et de pose, sont généralement supérieures aux variations inter classes, ce qui rend la reconnaissance faciale 2D peu fiable dans des conditions réelles. Pour pallier ces inconvénients, une solution est l'utilisation des images 3D du visage.

Dans ce travail, nous avons étudié la vérification de visage 3D. Notre système comprend quatre étapes importantes : prétraitement, extraction des caractéristiques, réduction et classification de données et comparaison.

Dans la première étape, une phase de prétraitement est nécessaire pour remplissage de trous et l'élimination des valeurs aberrantes. L'algorithme ICP (Iterative Closest Point) est utilisé pour aligner tous les visages 3D et 2D et l'égalisation d'histogramme est utilisée pour réduire l'influence de la variation de l'éclairage pour les images 2D.

Dans la deuxième étape, nous avons proposé un nouveau Descripteur Gabor Locale Binaire (DGLB). Nous avons utilisé aussi les deux descripteurs Gabor et LBP pour la comparaisons.

Dans la troisième étape, la concaténation des 30 histogrammes des blocs provoque toujours des vecteurs de grande dimension contenant des informations redondantes. Pour cela, utilisé la méthode PCA (Principal Composant Analysis) pour la réduction de données. Ensuite, la méthode EFM (Enhanced Fisher Model) est utilisée pour la classification.

Dans la dernière étape les scores sont calculés par le métrique cosinus.

Nous avons validé notre système proposé sur la base de données CASIA 3D.

Conclusion générale

Les résultats de cette mémoire montrent :

- ✓ Le descripteur proposé *DGLB* donne des performances beaucoup meilleur que LBP pour les parties réel et imaginaire (avec l'amélioration de plus que 10 % de taux de vérification).
- ✓ Notre descripteur $DGLB_{\text{phase}}$ donne des performances meilleur que LBP phase (avec l'amélioration de 2 % de taux de vérification).
- ✓ Le meilleur taux de vérification faciale 3D égale **94.98 %** dans l'ensemble de test est obtenu avec $DGLB_{\text{imaginaire}}$, $\lambda = 4$ et un nombre de caractéristiques égal **70**.

Perspectives

Les perspectives d'évolution de ce travail sont :

- Appliquer notre descripteur *DGLB* sur d'autre base de données plus grand que la base de données CASIA comme FRGC V2.
- Étudier des méthodes multidimensionnelles de vérification.

- [1] F. MOUSSI, Fusion de l'Iris et du Visage 3D, Mémoire présenté en vue de l'obtention du diplôme de MAGISTER, Université Mohamed Khider – Biskra, 08/12/2016.
- [2] Ouamane, A., Boutellaa, E., Bengherabi, M., Taleb-Ahmed, A., & Hadid, A. (2017). A novel statistical and multiscale local binary feature for 2D and 3D face verification. *Computers & Electrical Engineering*, 62, 68-80
- [3] Ouamane, A., Chouchane, A., Boutellaa, E., Belahcene, M., Bourennane, S., & Hadid, A. (2017). Efficient tensor-based 2d+ 3d face verification. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, 12(11), 2751-2762
- [4] Pietikäinen, M., Hadid, A., Zhao, G., & Ahonen, T. (2011). *Computer vision using local binary patterns (Vol. 40)*. Springer Science & Business Media.
- [5] Brahmam, S. (2016). *Local binary patterns: new variants and applications*. L. C. Jain, L. Nanni, & A. Lumini (Eds.). Springer.
- [6] Ahonen, T., Hadid, A., & Pietikainen, M. (2006). Face description with local binary patterns: Application to face recognition. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 28(12), 2037-2041.
- [7] Patil, H., Kothari, A., & Bhurchandi, K. (2015). 3-D face recognition: features, databases, algorithms and challenges. *Artificial Intelligence Review*, 44(3), 393-441.
- [8] Peng, X., Bennamoun, M., & Mian, A. S. (2011). A training-free nose tip detection method from face range images. *Pattern Recognition*, 44(3), 544-558.
- [9] Anuar, L. H., Mashohor, S., Mokhtar, M., & Wan Adnan, W. A. (2010). Nose tip region detection in 3d facial model across large pose variation and facial expression. *IJCSI International Journal of Computer Science Issues*, 7(4).
- [10] Chaari, A. (2009). *Nouvelle approche d'identification dans les bases de données biométriques basée sur une classification non supervisée (Doctoral dissertation, Université d'Evry-Val d'Essonne)*.
- [11] MIGNEAULT, F. C. CONCEPTION DE SYSTÈME DE RECONNAISSANCE DE VISAGES SPATIO-TEMPORELLE SUR VIDÉOS À PARTIR D'UNE SEULE IMAGE DE RÉFÉRENCE.

Bibliographie

- [12] Tan, X., Chen, S., Zhou, Z. H., & Zhang, F. (2006). Face recognition from a single image per person: A survey. *Pattern recognition*, 39(9), 1725-1745.
- [13] Zhao, W., Chellappa, R., Phillips, P. J., & Rosenfeld, A. (2003). Face recognition: A literature survey. *ACM computing surveys (CSUR)*, 35(4), 399-458.
- [14] OUAMANE, A. (2015). Reconnaissance Biométrique par Fusion Multimodale du Visage 2D et 3D (Doctoral dissertation, Université Mohamed Khider-Biskra).
- [15] Soudani Safa, La fusion des descripteurs binaires locaux pour la vérification de visage 2D en conditions dégradées, mémoire master, Université Mohamed Khider Biskra, Filière : Electronique, Option : Signaux et Communications, Soutenu le : 04 Juin 2017.
- [16] Sofiane, M. B. Détection et identification d'individus par méthode biométrique (Doctoral dissertation, Université Mouloud Maameri de Tizi Ouzou).
- [17] <http://images.ee.umist.ac.uk/danny/database.html>
- [18] Gross, R., Shi, J., & Cohn, J. (2001). Quo vadis Face Recognition: Third Workshop on empirical Evaluation Methods in Computer Vision.
- [19] Buysens, P. (2011). Fusion de différents modes de capture pour la reconnaissance du visage appliquée aux e_transactions (Doctoral dissertation, Université de Caen).
- [20] Faltemier, T. C. (2007). Flexible and robust 3D face recognition (Doctoral dissertation, University of Notre Dame).
- [21] OJALA T, Pietikainen M and Harwood D (1996) A comparative study of texture measures with classification based on featured distribution. *Pattern Recognition*, 29(1) :51-59.
- [22] OUAMANE, A. (2011). Etude de la fusion de modalités pour l'authentification en biométrie (visage, voix) (Doctoral dissertation, Faculté des sciences et de la technologie UMK Biskra).
- [23] Jain, A. K., Ross, A. A., & Nandakumar, K. (2011). *Introduction to biometrics*. Springer Science & Business Media.
- [24] Rami, H. (2016). Contribution au développement de descripteurs LBP pour le suivi d'objet en mouvement.

Bibliographie

- [25] Pietikäinen, M., Hadid, A., Zhao, G., & Ahonen, T. (2011). Computer vision using local binary patterns (Vol. 40). Springer Science & Business Media.
- [26] Brahmam, S. (2016). Local binary patterns: new variants and applications. L. C. Jain, L. Nanni, & A. Lumini (Eds.). Springer.
- [27] Ouamane, A., Belahcene, M., Benakcha, A., Bourennane, S., & Taleb-Ahmed, A. (2016). Robust multimodal 2D and 3D face authentication using local feature fusion. *Signal, Image and Video Processing*, 10(1), 129-137.
- [28] Feriel A. (2017). Vérification Multimodale du visage 2D et 3D par l'analyse multidimensionnelle, Mémoire de Fin d'Etudes En vue de l'obtention du diplôme: MASTER, Filière : électronique, option : signaux et communications. Université Mohamed Khider Biskra.
- [29] Besl, P. J., & McKay, N. D. (1992, April). Method for registration of 3-D shapes. In *Sensor Fusion IV: Control Paradigms and Data Structures* (Vol. 1611, pp. 586-607). International Society for Optics and Photonics.
- [30] OUAMANE, A. (2015). Reconnaissance Biométrique par Fusion Multimodale du Visage 2D et 3D (Doctoral dissertation, Université Mohamed Khider-Biskra).
- [31] CHOUCANE, A. (2016). Analyse d'images d'expressions faciales et orientation de la tête basée sur la profondeur (Doctoral dissertation, Université Mohamed Khider-Biskra).
- [32] Xu, C., Wang, Y., Tan, T., & Quan, L. (2004). 3D face recognition based on shape variation. In *Advances in Biometric Person Authentication* (pp. 233-243). Springer, Berlin, Heidelberg.