République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique
Université Mouloud MAMMERI, Tizi-Ouzou

Faculté de Génie Electrique et d'Informatique
Département d'Automatique

Mémoire de Fin d'Etudes

En vue de l'obtention du diplôme

D'Ingénieur d'Etat en Automatique

Thème

Etude et modélisation d'un a priori d'apparence.

Proposé par : M^lle CHILALI Ouardia

Présenté par :
M^r HAMMOU Farid
AIMEUR Mounir

Dirigé par : M^lle CHILALI Ouardia

Soutenu le : 13/07/2011

Promotion 2011

Ce travail a été préparé à l'Université Mouloud MAMMERI, Département d'Automatique

PDF created with pdfFactory Pro trial version www.pdffactory.com

Remerciements

Nous adressons nos plus vifs remerciements à Madame CHILALI Ouardia qui nous encadrées durant ce projet et nous a fait connaître le domaine du traitement d'images.
Nous lui exprimons toute notre gratitude, car elle a toujours été présente et a su nous conseiller et nous guider dans notre travail.

Que les membres du jury trouvent ici le témoignage de notre reconnaissance pour avoir bien voulu juger notre travail.

Nous remercions également nos parents pour leurs encouragement et leurs soutenance tout au long de nos études jusqu'à cet aboutissement. Nous n'aurons pas pu faire tout cela sans eux et nous sommes reconnaissant.

PDF created with pdfFactory Pro trial version www.pdffactory.com

Dédicaces

Je rends grâce à dieu de m'avoir donné le courage et la volonté ainsi que la conscience d'avoir pu terminer mes études.

-Je dédie ce modeste travail :

-A mes très chers parents.

-A mes frères, mes sœurs.mes cousins et cousines

-A tous mes amis et camarades.

.

F .HAMMOU

PDF created with pdfFactory Pro trial version www.pdffactory.com

Dédicaces

Je rends grâce à dieu de m'avoir donné le courage et la volonté ainsi que la conscience d'avoir pu terminer mes études.

-Je dédie ce modeste travail :

-A mes très chers parents et la mémoire de mes grands parents

-A toute la Famille Spécialement mon frère, mes sœurs.

-A ma très chère copine WASSILA.

-A tous ceux qui m'ont aidé de loin ou de près durant mes études.

-A tous mes amis.

M .AIMEUR

PDF created with pdfFactory Pro trial version www.pdffactory.com

Introduction générale

PDF created with pdfFactory Pro trial version www.pdffactory.com

Introduction générale

La segmentation d'image est aux cœurs de nombreux problème en imagerie, puisque bien souvent elle constitue la première étape d'un véritable flux de traitement d'image.

Ce vaste domaine a évolué depuis les travaux fondateurs, il ya une quarantaine d'années. Le champ de recherche actuellement s'élargi et englobe plusieurs secteurs. Les contraintes se mathématisent et certaines applications sont caractérisées par le besoin de manier des structures et variables complexes, ceci rend impossible l'interprétation des images sans un modèle a priori des objets d'intérêts.

Les méthodes de traitement d'images basées sur les modèles à priori offrent des solutions potentielles à ces difficultés. Elles utilisent des connaissances à priori sur l'objet d'intérêt, et cherchent la meilleure façon d'associer le modèle aux données dans une nouvelle image.

Notre travail consiste à construire un modèle d'apparence à priori. Pour ce faire nous avons organisé notre travail comme suit :

Dans le premier chapitre nous avons parlé sur l'ajout de connaissance à priori en donnant quelques types de connaissance, et les différentes méthodes d'intégration. Par la suite nous avons donné quelques exemples d'a priori et les différentes techniques de représentation d'objet, vu que la construction d'un modèle à priori est basé sur sa représentation. La dernière section est consacré sur l'utilisation de l'information à priori dans quelques domaines.

Le deuxième chapitre a été déployé pour détailler théoriquement la méthode de construction d'un modèle d'apparence à priori.

Dans le troisième chapitre nous avons appliqué notre méthode théorique détaillé dans le chapitre deux pour faire des tests pratiques. Nous avons donnés et conclu nos résultats.

Nous terminerons notre étude en présentons une conclusion général.

PDF created with pdfFactory Pro trial version www.pdffactory.com

Chapitre I

GENERALITES SUR LES CONNAISSANCES *A PRIORI*

PDF created with pdfFactory Pro trial version www.pdffactory.com

I.1 Introduction

Au cours des années, beaucoup de méthodes de traitement d'images ont été développés. Elles se spécialisent dans différents domaines. Cette spécialisation est nécessaire pour obtenir des résultats meilleurs et plus fiables, elle s'effectue, en générale, en intégrant des connaissances *a priori*. Ainsi, ce chapitre sera consacré à cette nouvelle notion.

Pour ce faire, nous commencerons par une définition littéraire. Pour, ensuite, cerner cette notion dans le traitement d'images.

I.2 Définition

L'*a priori* est une locution latine signifiant « à partir de se qui vient avant »[I.1]. Dans la philosophie occidental, la connaissance *a priori* est une connaissance qui est indépendante de toute expérience particulière ; par exemple : l'espace et le temps sont des formes d'intuition a priori, ce qui signifie qu'il n'ya pas d'expériences hors du cadre de l'espace et du temps [I.2].

Kant (dans « critique de la raison pure » 1781) par connaissance à priori nous entendrons désormais, non point, celles qui ne dérivent pas de telles ou telles expériences, mais bien celles qui sont absolument indépendantes de toutes expériences. Elles s'opposent aux connaissances empiriques ou *a posteriori* qui ne sont possibles que par expériences. Exemple cette fille est blanche il faut la voir pour le savoir.

I.3 Ajout de la connaissance *a priori*

L'ajout de connaissance *a priori* est un processus déjà utilisé dans plusieurs secteurs tel : en statistique (résultat d'étude sur des populations), en médecine (pour suivre l'évolution des tumeurs et les détecter d'une manière très précise), en robotique (pour améliorer la vision artificielle des robots), en imagerie satellitaire (pour l'observation des différentes pistes aériennes), maritimes et routières (pour la minimisation du trafic), en traitement de textes, en segmentation d'image, dans le suivi d'objets, etc.

Essentiellement, l'ajout de l'information à priori vise à faciliter l'analyse et l'interprétation de l'image dans le but d'améliorer sa qualité ou d'en extraire de l'information. Elle peut être introduite en amant, en cours ou en aval du processus de traitement, de façon explicite ou implicite et exprimée à un niveau local ou global d'analyse. Sa nature peut être de type [I.3] :

- Médicale et biologique : relative à l'anatomie et la physiologie du corps humain.
- Experte : généralement exprimées sous formes de règle.
- Technique : pour les systèmes d'imagerie.
- Théorique : géométrique, propriété mathématique, etc.

Dans une démarche d'ajout de la connaissance a priori, on doit, impérativement, respecter certaines étapes :

- La représentation d'objet dont le but d'extraire de l'information (dans notre cas c'est la forme et l'apparence).
- La modélisation de l'information pour construire respectivement le modèle actif de forme et d'apparence qui seront détaillés dans le chapitre 2.

PDF created with pdfFactory Pro trial version www.pdffactory.com

I.4 Méthodes d'intégration de connaissances *a priori*

Les méthodes d'intégration de connaissances relèvent des principes différents, selon qu'elles sont fondées sur des approches mathématiques, construites sur des approches statistiques, ou encore formalisées sur des systèmes d'aide à la décision.

I.4.1 Approches mathématiques

Dans cette catégorie, la connaissance est formulée sous la forme de propriétés géométriques et mathématique qui s'intègrent, naturellement, dans un formalisme de traitement [I.4].

I.4.2 Approches statistiques

La variabilité et l'imprécision sont des caractéristiques communes des connaissances dans plusieurs domaines [I.5]. Par exemple en médicine, une étude est effectuée sur un échantillon d'une population (la variabilité de cette structure pose un problème majeur pour une représentativité suffisante pour traiter tout les cas pathologiques). Cette approche statistique permet de limiter l'espace des solutions à considérer pour orienter la segmentation. De même façon, se baser sur une fonction de probabilité peut être utile. Notons que la pluparts des problèmes d'optimisation peuvent se formuler sur un cadre probabiliste [I.3].

I.4.3 Aide à la décision

Il s'agit de proposer différentes méthodes nous permettant de rationnaliser nos choix ou, tout du moins, de pouvoir les justifier par rapport à une stratégie [I.3]. La multiplicité des points de vue dans une décision collective peut être vue comme une source de conflits qu'on s'efforcera de résoudre par des techniques de collaboration ou en compréhension. L'aide à la décision se traduira par la recherche de solutions optimales selon la nature du problème posé.

I.5 Quelques types d'*a priori*

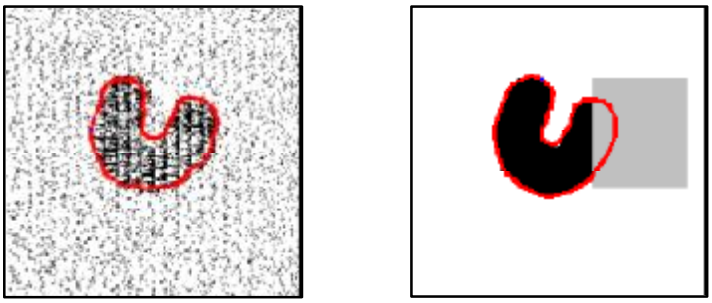
On peut trouver, dans la littérature, différents *a priori*. On citera, dans la section suivante, les plus répondus.

I.5.1 L'*a priori* de forme

Le but d'ajout d'un a priori de forme est de faire évoluer le contour pour qu'il respecte une forme de référence. Il faut, donc, trouver a décrire la forme d'une manière compacte et précise pour que le contour soit effectivement contraint par celle-ci [I.6].

Dans les travaux de M-A Charmi, S Derrode et F. Ghorbel [I.6], les auteurs ont présenté l'effet de l'*a priori* de forme sur des objets bruites et partiellement occultés (Fig. I.1). Malgré l'intensité du bruit, la forme en U est bien localise. La méthode réussit aussi à trouver les contours d'un objet partiellement occulté (Fig. I.1.b)

PDF created with pdfFactory Pro trial version www.pdffactory.com



a) image bruitée *b) Objet Partiellement occulté*

Fig. I.1 L'effet de l'a priori de [I.7].

Les résultats obtenu ont montré que les informations *a priori* aident le contour à surmonter le bruit et les zones occultés.

I.5.2 L'*a priori* de texture

Il nous faut tout d'abord définir ce que nous entendons par texture. La texture est une mesure qualitative qui peut décrire l'information caractérisant l'objet [I.6]. Cette information peut avoir les aspects suivant : grossière, lisse, tacheté, granuleuse, fine, etc.

La figure I.2, montre un exemple de trois images naturelles qui présentent plusieurs textures [I.6]. Apres l'ajout de l'information *a priori* de texture, ils ont aboutis aux résultats donnés sur les trois figures I.2.d, I.2.e et I.2.f.

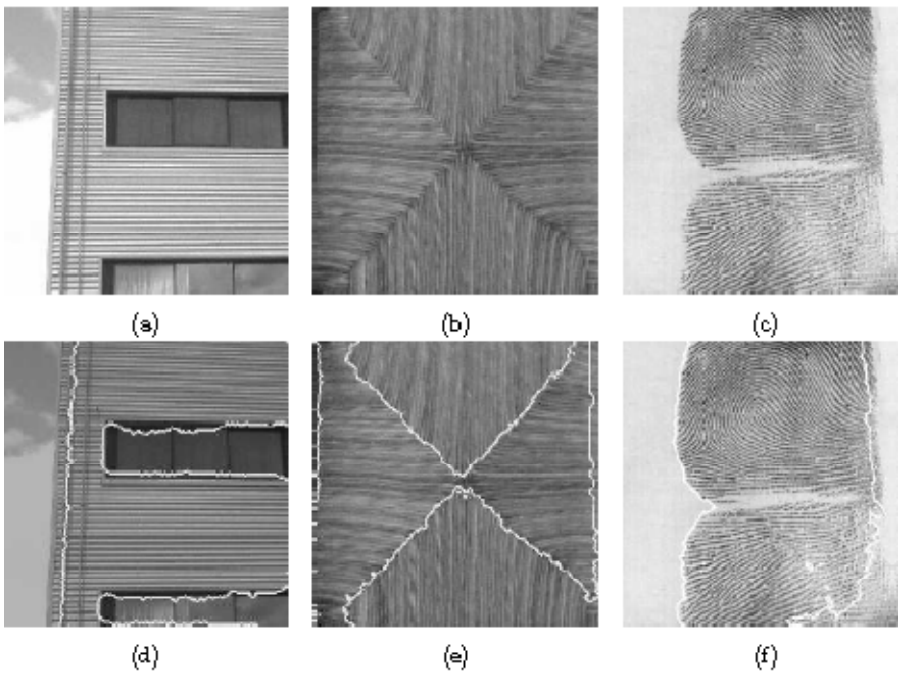


***Fig. I.2** L'effet de l'a priori de [I.6].*

PDF created with pdfFactory Pro trial version www.pdffactory.com

I.5.3 L'*a priori* de bruit

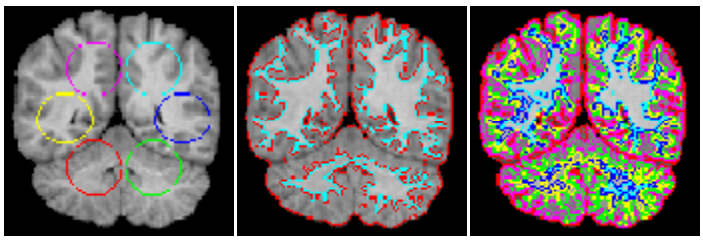
Le bruit est tout signal parasite à l'image. Il est caractérisé par les pixels ayant une intensité très éloignée de ses voisins. Il est du, généralement, à la qualité du capteur ou à l'environnement d'acquisition (comme la poussière, les nuages, etc.). En effet, l'environnement, dans lequel se situe l'acquisition, n'est pas toujours maitrisable. En télédétection, la couverture nuageuse dégrade la qualité des images satellitaires, de même, la poussière dans un atelier de production peut être difficile a éliminer. Cependant, là encore, la connaissance *a priori* du phénomène perturbateur permet d'envisager une modélisation et donc une correction systématique. B

I.5.4 L'*a priori* de fusion

Un *a priori* de fusion de régions P_{FR} est une fonction qui va de l'ensemble des partitions Ω de vers R. Cette fonction doit vérifier la condition suivante :

- Pour toute partition $R = \{R_k\}_{k=1}^{N}$ de Ω
- pour tout sous ensemble J de $[1 :: N]$
- $P_{FR}\left(\left\{U_{j\in J}R_j, \{R_K\}_{K\in[1..N],k\notin J}\right\}\right) < P_{FR}(\{R_K\}_{K=1}^{N})$

Cette condition dit simplement que toute fusion doit décroitre le terme de l'*a priori*. On introduisant un *a priori* de fusion de régions dans le cas d'une segmentation en un nombre indéfini de régions (Fig. I.2). L'*a priori* de fusion de régions n'aurait donc d'utilité que si on sait comment lui affecter un coefficient qui donnerait le nombre de régions recherché [I.8].



(a) *(b)* *(c)*

Fig. I.2 *L'effet de l'a priori de fusion : (a)-Initialisation de différentes régions de fusions, (b)-courbes finales avec a priori de fusion de régions et (c)-Courbes finales sans a priori de fusion de régions [I.8].*

I.6 Représentation de la connaissance de forme et d'apparence

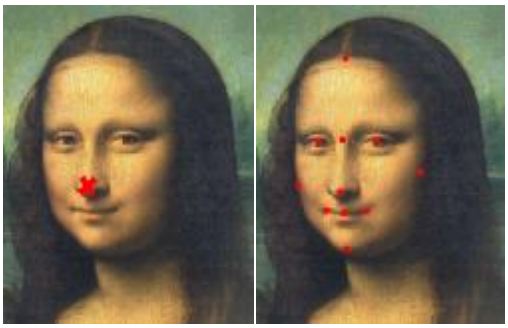
L'ajout de la connaissance se base initialement sur sa représentation et sa modélisation, pour extraire une connaissance sous forme d'une forme ou d'une apparence par exemple, il est nécessaire avant tout de représenter l'objet en question, de différentes méthodes de représentation de la forme et de l'apparence sont utilisées :

I.6.1 Représentation de la forme :

Ils existent de nombreuses méthodes pour la représentation de la forme, dans une étude récente effectuée par [ALPER et AL, 2006], on peut distinguer essentiellement trois familles :

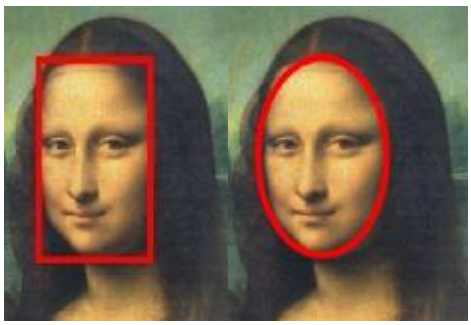
PDF created with pdfFactory Pro trial version www.pdffactory.com

- Représentation par point (Fig. I.3.a) ou par nuage de points (Fig. I.3.b).
- Représentation par silhouette et contour (Fig. I.5).
- Représentation par fenêtre englobante (Fig. I.4).



(a) *(b)*

Fig. I.3 *Représentation par point (a) et par nuage de points (b).*



(a) *(b)*

Fig. I.4 *Représentation par fenêtre rectangulaire (a) et par fenêtre sous forme d'ellipse (b).*

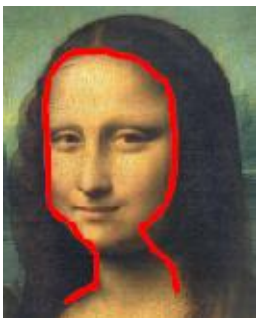


Fig. I.5 *Représentation par silhouette et contour.*

I.6.2 Représentation de l'apparence :

Parfois la représentation d'un objet selon sa forme ne suffira pas, surtout quand il s'agit de le distinguer des autres objets qui sont comme lui en mouvement ou même de son arrière plan, dans ces cas, la représentation de son apparence joue un rôle très important, par exemple la couleur d'un objet est un atout considérable pour le distinguer parmi d'autre objets. Plusieurs manières de représentation l'apparence existent, telles que :

PDF created with pdfFactory Pro trial version www.pdffactory.com

- La densité de probabilité de l'objet ;
- Le modèle correspondant ;
- Modèle actif d'apparence (AAM).

I.7 Connaissance *a priori* dans l'identification des systèmes

Identifier un système consiste à construire un modèle mathématique dont le comportement au cours du temps est proche de celui du système. La modélisation mathématique des problèmes sont souvent classés en boîte noire ou boîte blanche modèles, en fonction de la quantité de l'information *a priori* disponible sur le système. Un modèle de boîte noire est un système qui n'a pas d'information *a priori* disponible. Un modèle de boîte blanche (aussi appelé boîte de verre ou une boîte transparente) est un système où toutes les informations nécessaires sont disponibles.

Trois des nombreuses préoccupations inhérentes à l'identification sont :

- **Préoccupation théoriques** : Comment exploiter / introduire la connaissance a priori sur le système à identifier dans une modélisation de type boîte noire ? Une première technique pour identifier un système consiste à recourir à des modèles de type boîte noire. Une seconde technique repose sur l'utilisation de modèles de type « boîte grise » ; elle consiste à introduire dans la modélisation toute la connaissance *a priori* sur la structure du système à identifier et ce dans le seul but de n'estimer que ce qui est réellement inconnu. Cette dernière approche est susceptible de conduire à une meilleure identification que la première car elle intègre de manière explicite toute la connaissance *a priori* disponible.
- **Préoccupations conceptuelles** : Les modèles non linéaires de type perception multicouches peuvent-ils être intégrés dans la modélisation des systèmes complexes ? La meilleure approche pour identifier un système complexe est d'introduire toute la connaissance *a priori* disponible pour réduire cette complexité. Il découle naturellement de ce découpage un ensemble de sous systèmes dans le quels l'utilisation de techniques connexionniste se justifie pleinement ;
- **Préoccupations pratiques** : Quelle est la méthodologie à appliquer pour l'identification d'un système complexe à partir de données réelles ?

Dans de nombreuses études de fiabilité, la durée de vie X d'un système industriel est représentée par un modèle paramétrique M(θ) de densité de probabilité $f(x|\theta)$ L'estimation du paramètre $\theta \epsilon \Theta \subset \mathbb{R}^p$ est souvent problématique, de par la faible

PDF created with pdfFactory Pro trial version www.pdffactory.com

taille et le caractère fortement censuré des échantillons $X_n = X_1, \ldots, X_n$ de temps de défaillance disponibles (retours d'expérience). Dans de tels cas, les techniques d'inférence bayésienne sont à privilégier quand une information ***a priori*** est disponible [I.9]. Bien souvent, elle émane d'experts industriels et reflète une connaissance subjective du comportement du système.

I .8 conclusion

La conclusion importante qu'on peut tirer, à partir de ce chapitre, est le rôle qu'a l'information ***a priori*** dans tout les domaines. Essentiellement, dans le domaine médical où l'ajout de l'information ***a priori*** est très intéressant et important, aussi.

Seulement, cette connaissance sera utile après sa modélisation. Plusieurs approches existent pour cela. Nous allons, dans le chapitre suivant, étudier une de ces approches.

En réalité, cette approche ne modélise pas seulement l'information ***a priori***, mais sert à faire un travail de segmentation complet. Dans notre cas, nous allons juste exploiter les étapes qui font la modélisation.

PDF created with pdfFactory Pro trial version www.pdffactory.com

Chapitre II

MODELISATION D'UN *A PRIORI* D'APPARENCE

PDF created with pdfFactory Pro trial version www.pdffactory.com

II.1 Introduction

Introduit par Edward, *Cootes* et Taylor en 1998, les *modèles actifs d'apparence* (AAM) sont une extension directe des *modèles actifs de forme*, ils permettent a la forme et la texture d'être conjointement synthétisées. Cette méthode est très utilisée pour la segmentation dans le domaine de tracking et dans la reconstruction et la reconnaissance d'objets. Ces différents phases nous permettra de modéliser la connaissance *a priori*, qui est l'apparence.

Ainsi, dans ce chapitre, nous allons étudier les phases des AAMs qui nous permettront de modéliser l'apparence. Pour cela, nous commencerons par définir c'est quoi un AAM. S'ensuivra, et en détail, les descriptions de chacune de ces phases.

II.2 Définition

Par définition les *modèles actifs d'apparence* sont des modèles déformables, particulièrement performent [II.1]. Ils ont une forme capable de se mouvoir afin de se calquer à un ensemble de données. Ils se basent sur la connaissance *à priori* des formes et des apparences [II.2]. L'AAM est constitué de 3 principales phases :

- La construction du modèle déformable (le *modèle actif d'apparence*) ;
- La modélisation de la relation d'ajustement ;
- La segmentation qui permet d'ajuster le modèle sur des nouvelles images.

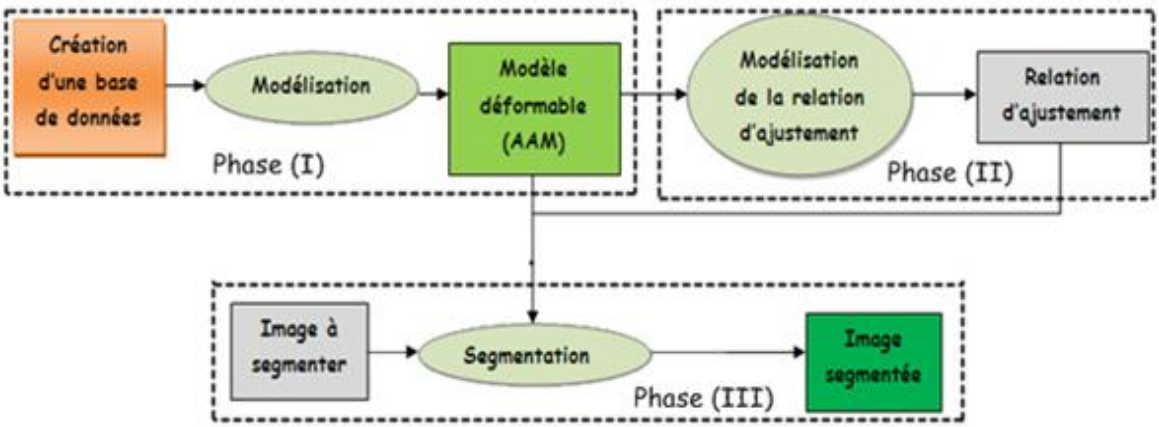


Fig. II.1 *Les 3 principales phases du déroulement des AAMS*

PDF created with pdfFactory Pro trial version www.pdffactory.com

II.3 Différentes phases des AAMS

II.3.1 Construction du modèle déformable (AAM)

C'est la première phase. L'organigramme, de la figure II.2, montre ces différentes étapes.

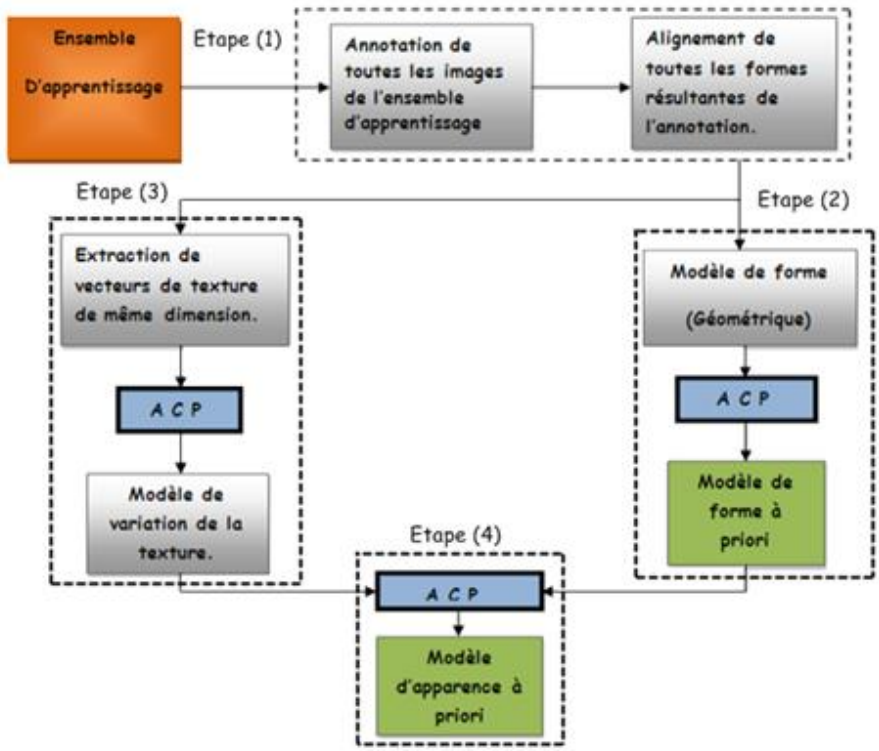


***Fig. II.2** Les étapes de construction des AAMS*

L'ensemble de points d'intérêt d'un objet est nommé "forme" ; et l'ensemble des échantillons de pixels en niveaux de gris à l'intérieur d'une forme est appelé "texture" [II.3]. Contrairement au sens de texture prédominant dans la communauté de vision, le terme "texture" est utilisé différemment ici. Il correspond simplement aux niveaux de gris (ou la couleur) de l'objet en question, cette définition est adoptée dans la littérature des *modèles actifs d'apparence* [II.4]. Ainsi, les *AAMs* sont générés en combinant un modèle de variation de forme avec un modèle de variation de texture.

Nous n'allons pas décrire l'étape 1, vu qu'elle est détaillée dans le travail de Par contre, les autres étapes seront détaillées dans ce qui suit.

PDF created with pdfFactory Pro trial version www.pdffactory.com

a) Modèle de forme : **étape (2)**

Comme dans les *ASMs*, un modèle statistique de forme est construit, après avoir :

- annoté les images de l'ensemble d'apprentissage
- fait l'alignement des formes obtenues.

} étape (1)

En appliquant une analyse en composantes principales (ACP). Le modèle statistique de forme s'écrit sous la forme :

$$X_i = \overline{X} + P_x * b_{xi} \quad \text{(II.1)}$$

Avec *:*

X_i : est une forme synthétique ;

$\overline{X}$: est la forme moyenne ;

P_x : est une matrice contenant les principaux modes de variation de forme ;

b_{xi} : est un vecteur contrôlant la forme synthétisé, constitué des poids associés aux principaux modes de variation de forme.

Nous n'allons pas approfondir dans la description de cette étape, puisqu'elle est bien expliciter dans le travail HAMMOUCHE et IMERZOUKENE.

a) Modèle de texture : étape (3)

La construction d'un modèle statistique de texture consiste à aligner toutes les textures de la base d'apprentissage. L'alignement des textures se fait par la déformation des formes issue de l'annotation de l'ensemble d'apprentissage en la forme moyenne $\overline{X}$, pour séparer la texture de la forme. Cette transformation est souvent appelé le Warping (annexe A). Elle utilise, classiquement, la triangulation de Delaunay (annexe B). Une autre transformation existe : transformation linéaire par morceaux (piecewise linear transformation) [II.5].

La déformation permet de construire des vecteurs de texture g_{image} de même taille, à savoir celle de la forme moyenne, par l'échantillonnage de l'intérieur des formes déformées [6].

L'alignement des textures est finalisé avec une normalisation photométrique, étape nécessaire pour égaliser les dynamiques de niveaux de gris des textures. La texture g_{image} d'une image de la base d'apprentissage est classiquement normalisée à l'aide d'une translation et d'une remise à l'échelle selon l'équation suivante:

PDF created with pdfFactory Pro trial version www.pdffactory.com

$$g_{image_normalisée} = \frac{(g_{image} - \beta)}{\alpha} \quad (II.2)$$

$$\alpha = g_{image} * \bar{g}$$

$$\beta = \overline{g_{image}}$$

Où : α désigne l'écart type de l'image et β La moyenne des pixels de la texture.

Les valeurs de α et β sont choisies pour ramener, au mieux, chaque vecteur de texture à la moyenne standardisée des textures. La moyenne standardisée est la moyenne "centrée réduite"

La standardisation de la moyenne

→ Standardisation d'une variable aléatoire

Soit X une variable aléatoire de moyenne μ et de variance σ^2. Standardiser cette variable, c'est la transformer par une transformation linéaire en une variable X '

$$X' = a\,x + b$$

Telle que X ' est une moyenne nulle et soit de variance unité

Nous incitons le lecteur à se reporter aux propriétés des transformations élémentaires de variable aléatoire pour montrer que

$$X' = \frac{X - \mu}{\sigma}$$

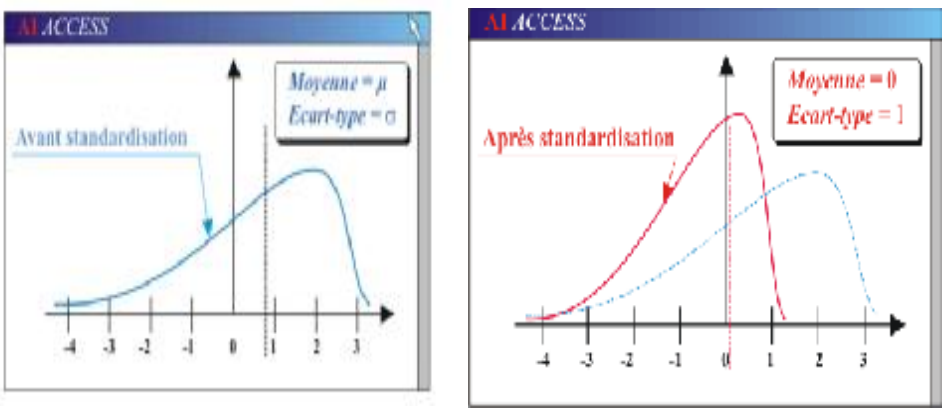


***Fig. II.3** Standardisation de la moyenne*

PDF created with pdfFactory Pro trial version www.pdffactory.com

Une variable standardisée est également appelée "variable centrée-réduite".

→ La standardisation d'un échantillon (une seule variable).

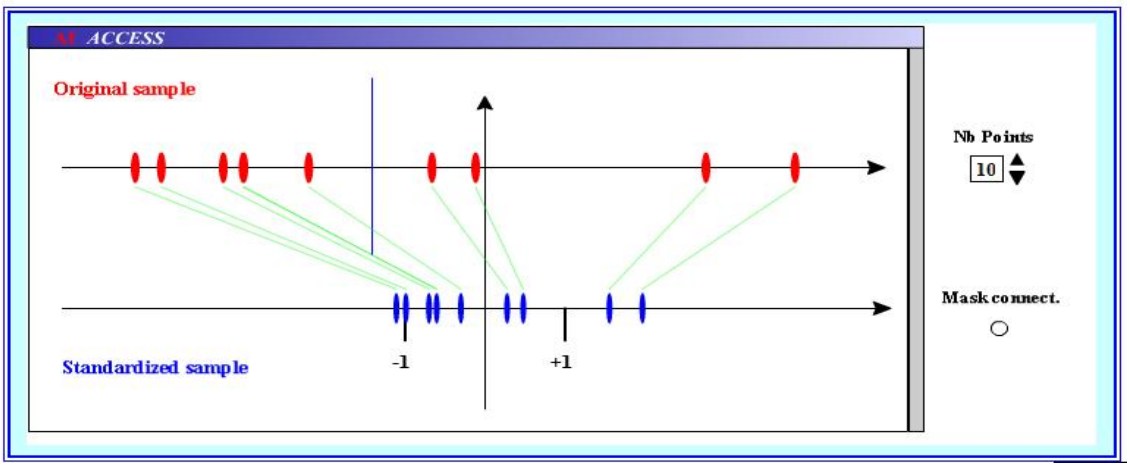


***Fig. II.4** Standardisation d'un échantillon*

L'échantillon supérieur (points rouges) est l'échantillon original non standardisé. Sa moyenne est marquée par un trait vertical bleu.

L'échantillon inférieur (points bleus) est l'échantillon standardisé :

* Sa moyenne est toujours égale à 0,
* Son écart-type est toujours égal à 1.

Aucune échelle n'est mentionnée pour l'échantillon original : toutes les échelles conduiraient au même échantillon standardisé.

→ Le calcul de la moyenne des textures normalisées devient, ainsi, un processus récursif, car la normalisation est faite à l'aide de la moyenne.

L'algorithme de la figure II.5, montre les étapes de la normalisation.

PDF created with pdfFactory Pro trial version www.pdffactory.com

Répéter les étapes suivantes jusqu'à ce que $\hat{\bar{g}}$ devienne stable.

1) Estimer la moyenne des textures, $\bar{g}$

2) Standardiser $\bar{g}$, c'est à dire, ramener sa moyenne à zéro et sa variance à 1 : $\hat{\bar{g}}$

3) Pour chaque vecteur de texture des images g_{image} :

$$\alpha = g_{image} * \bar{g} \qquad (II.3)$$

$$\beta = \frac{g_{im}.1}{longueur(g)} \qquad (II.4)$$

Calculer le nouveau vecteur de texture en normalisant g_{image}:

$$g_{image_normalisée} = \frac{(g_{image}-\beta)}{\alpha} \qquad (II.5)$$

Fig. II.5 *L'algorithme de normalisation [II.7].*

Avec : $\widehat{\bar{g}}$ est la moyenne des texture standardisée

L'application d'une deuxième ACP aux vecteurs de texture normalisée ($g_{image_normalisée}$), donnera le modèle statistique de texture [8] :

$$g_i = \overline{g} + P_g * b_g \qquad (II.6)$$

Avec : g_i : est une texture sans forme synthétisée ;

$\overline{g}$: constitue la texture sans forme moyenne ;

P_g : est une matrice contenant les principaux modes de variation de texture ;

b_g : est un vecteur de poids associés aux modes de variation, contrôlant la texture synthétisée sans forme.

Ainsi, une texture peut être générée, dans l'image, à partir d'un vecteur de paramètres de texture b_g et de paramètres de normalisation α et β.

La formule (II.6) peut etre écrite comme suit :

$$g_i = \overline{g} + \sum_{i=1}^{N_{parametre}} a_i \, l_i$$

Avec : $\overline{g}$ le vecteur des niveaux de gris moyens,

: a_i est le paramètre associé au $i^{ème}$ vecteur propre, il varie entre 90% et 99,5%

On peut générer une nouvelle texture en modifiant ces paramètres, la figure II.4, montre

PDF created with pdfFactory Pro trial version www.pdffactory.com

$g_i = \overline{g} + a_1 l_1 + a_2 l_2 + a_3 l_3$

Fig. II.6 *Exemple d'un d'instance du modèle d'apparence avec ses trois premiers vecteurs propres*

b) Le modèle d'apparence combinée : étape (4)

La forme et la texture de chaque exemple de l'ensemble d'apprentissage peuvent être représentées par un vecteur de forme b_s et un vecteur de texture b_g. Pour modéliser la corrélation qui existe entre la forme et la texture, on construit de nouveaux vecteurs de paramètres par concaténation de ceux de forme et de texture selon [6] :

$$\begin{pmatrix} W_s * b_s \\ b_g \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} W_s * P_S^T (x - \overline{x}) \\ P_g^T (g - \overline{g}) \end{pmatrix} \quad \text{(II.7)}$$

Où : W_s est une matrice diagonale des poids associés aux paramètres de forme, permettant de les ramener à l'échelle des paramètres de texture.

: x est une forme synthétisée

: $\overline{x}$ est une forme moyenne

: g est une texture sans forme synthétisée

: $\overline{g}$ est une texture moyenne

: P_s est une matrice contenant les principaux modes de variation de forme

: P_g est une matrice contenant les principaux modes de variation de texture sans forme

: b_s est un vecteur contrôlant la forme

: b_g est un vecteur contrôlant la texture sans forme

On applique une troisième ACP sur ces vecteurs, ce qui donne le modèle des vecteurs d'apparence :

$$b = P_c * c \quad \text{(II.8)}$$

PDF created with pdfFactory Pro trial version www.pdffactory.com

$$\text{Avec : } P_C = \begin{pmatrix} P_{cs} \\ P_{cg} \end{pmatrix}$$

Où : c est un vecteur de paramètres d'apparence, contrôlant à la fois la forme et la texture.

: P_C est une matrice qui combine les principaux modes de variation de la forme avec les principaux modes de variation de la texture .

La forme (x) et la texture (g) peuvent être déduites à partir d'un vecteur d'apparence c, par les équations :

$$\begin{aligned} x &= \bar{x} + P_S * W_S^{-1} * P_{CS} * c \\ g &= \bar{g} + P_g * P_{cg} * c \end{aligned} \qquad \text{(II.9)}$$

Ainsi, le modèle active d'apparence s'écrite :

Où :

$$\begin{aligned} x &= \bar{x} + Q_S * c \\ g &= \bar{g} + Q_g * c \\ Q_S &= P_s * W_S^{-1} * P_{CS} \\ Q_g &= P_g * P_{cg} \end{aligned} \qquad \text{(II.10)}$$

Avec Q_s et Q_g : sont des matrice codant les principaux modes de variation d'apparence.

Une image (forme et texture) peut être synthétisée à partir d'un vecteur d'apparence c, en générant la forme et la texture sans forme ; ensuite on déforme le vecteur de texture mis dans la forme moyenne en la nouvelle forme.

- **Choix de la matrice des poids W_s**

Comme le vecteur des paramètres de forme b_s a une unité de mesure en pixels, et que celui de texture b_g est exprimé en niveau de gris, ils ne sont pas comparables sans l'utilisation d'une matrice de poids W_s [II.9].

Une méthode simple d'estimation de W_s , consiste à pondérer uniformément les composantes de b_s par un facteur r, rapport entre la variance totale des textures et celle des formes normalisées. D'autres méthodes existent mais, en pratique, la synthèse et l'algorithme de recherche ne sont pas sensibles au choix de W_s.

II.3.2 Modélisation de la relation d'ajustement

PDF created with pdfFactory Pro trial version www.pdffactory.com

C'est la deuxième phase. Elle est dite, aussi, la phase de création des matrices d'expériences. Dans cette phase nous introduisons la notion d'image résiduelle, désignant la différence entre le modèle synthétisé et l'image à segmenter. C'est, aussi, l'étape de création des matrices d'expériences, dans lesquelles sont créées, à partir de plusieurs expériences, une relation entre les variations du paramètre d'apparence (c) du modèle et l'image résiduelle, ainsi que les variations du paramètre de pose (t) du modèle et l'image résiduelle.

La différence entre une image synthétique de l'objet et l'image réelle est minimisée par l'équation suivante :

$$\delta g = g_{image} - g_{modele} \qquad \text{(II.11)}$$

En effet, chaque image de la base d'apprentissage peut être synthétisée par une valeur particulière des paramètres (c) et (t), grâce à la phase de création du modèle déformable.

Soit c_0 la valeur particulière de c de l'image i de la base d'apprentissage et t_0 la valeur particulière de t. En modifiant les paramètres c_0 et t_0, respectivement, de δc et δt on aura : $c = c_{0+}\delta c$ et $t = t_{0+}\delta t$. Une nouvelle forme x_m et une nouvelle texture g_m sont alors synthétisées comme le montre la figure II.7.

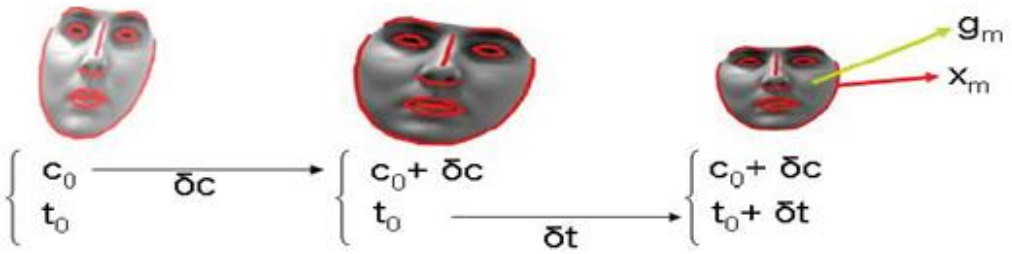


Fig. II.7 *Exemple de synhtése d'une nouvelle forme et d'une nouvelle texture*

L'algorithme de l'AAM de base, résout le problème d'optimisation en supposant une relation de régression linéaire entre l'erreur résiduelle et les paramètres δc et δt comme suit :

$$\delta c = R_c * \delta g \qquad \text{(II.12)}$$

$$\delta t = R_t * \delta g \qquad \text{(II.13)}$$

Avec : R_c et R_t sont les matrices d'expériences.

PDF created with pdfFactory Pro trial version www.pdffactory.com

Les considérés ici sont les paramètres d'apparence c et de pose t

$$\mathrm{t} = (s_x, s_y, t_x, t_y)^T \qquad \text{(II.14)}$$

Où :

s_x : est une combinaison de la remise à l'échelle et de la rotation s_x = $s*cos(\theta)$-1 ;

s_y : est une combinaison de la remise à l'échelle et la rotation s_y= $s*sin(\theta)$;

t_x : est une translation selon l'axe des abscisses ;

t_y : est une translation dans la direction des ordonnées.

L'algorithme de création des matrices d'expériences est donné dans la figure II.8.

Pour la $j^{ème}$ expérience :
1) Modifier un modèle (c_0, t_0) par une quantité connue (δ) des/du paramètres t et/ou c.
2) Mettre à jour les paramètres c $(c = c_{0+}\delta c)$ et t $(t = t_{0+}\delta t)$ [création de g_m et x_m]
3) x_i = alignement de x_m en lui adaptant l'orientation t.
4) g_i = vecteur de texture normalisée présent dans l'image sous g_m.
5) $\delta g = g_{image} - g_{modele}$ (δg est donc normalisée)
6) Sauvegarder δt, δc et δg dans les $j^{ème}$ colonnes des matrices T, C et G.

Fig. II.8 *L'algorithme de création des matrices d'expériences [III.10].*

II.3.3 La segmentation

La dernière étape est la phase de recherche qui permet au modèle déformable de s'ajuster aux objets dans de nouvelles images en utilisant les relations des équations : II.12 et II.13 Cette phase consiste à trouver une texture et une forme particulière dans de nouvelles images. Les modifications à apporter aux paramètres d'apparence c et de pose t, à partir des équations précédentes, permettent au modèle de s'ajuster à l'objet recherché dans de nouvelles images.

L'algorithme de recherche est illustré dans la figure II.9.

PDF created with pdfFactory Pro trial version www.pdffactory.com

1. Initialiser les paramètres du modèle.
2. Générer la forme et la texture ; normaliser la texture g_m.
3. Echantillonner l'image sous la forme courante pour construire un vecteur de texture normalisée g_i.
4. Evaluer l'erreur : $\delta g_0 = g_{image} - g_{modele}$ et $E_0 = |\delta g_0|$.
5. Prédire les déplacements des paramètres de pose II.13 et d'apparence II.12
6. Mettre à jour les paramètres.
7. Générer la forme et la texture ; normaliser la texture g_m.
8. Echantillonner l'image sous la forme générée pour construire un vecteur de texture et le normaliser g_{image}.
9. Evaluer l'erreur : $\delta g_0 = g_{image} - g_{modele}$ et $E_i = |\delta g_0|$
10. Si $E_i < E_0$: accepter les mises à jour des paramètres. Aller à 2.
    Sinon, ne pas accepter les mises à jour des paramètres et considérer que le modèle a convergé.

***Fig. II.9** L'algorithme de recherche [II.6].*

- ***Remarque***

  Notre travail consiste en l'élaboration d'un *modèle a priori d'apparence*, de ce fait cette étape sera négligée.

II.4 Conclusion

Pour conclure, nous pouvons résumer la modélisation de la connaissance apriori d'apparence selon le modèle actif d'apparence comme suit. Tout d'abords, on construit notre ensemble d'apprentissage, qui est constitué d'une base de données d'images contenant le même objet avec différentes positions et différentes apparences, comme dans les *modèles actifs de forme*. Des points d'intérêts sont spécifiés par annotation manuelle. On construit alors un modèle de forme on appliquant une ACP.

Etant donnée la forme moyenne, on déforme chaque forme de l'ensemble d'apprentissage en la forme moyenne, pour pouvoir extraire des vecteurs de texture de même dimension pour toutes les images de l'ensemble d'apprentissage. On construit un modèle de variation de texture en appliquant une ACP sur les vecteurs de texture.

Pour modéliser la corrélation qui existe entre la forme et la texture, on construit un modèle combiné, en appliquant une troisième ACP sur des vecteurs obtenus par concaténation des vecteurs de paramètres de forme et de texture.

PDF created with pdfFactory Pro trial version www.pdffactory.com

Chapitre III

TESTS ET RESULTATS

PDF created with pdfFactory Pro trial version www.pdffactory.com

III.1 Introduction

Dans ce chapitre, nous allons mettre en œuvre l'étude théorique menée dans le chapitre précédant. Nous allons, donc, essayer de modéliser quelques objets dans les images. Nous avons choisi de modéliser la banane et la main.

III.2 Matériel employé

Notre station de travail est composée d'un PC portable et un appareil photo numérique (Fig. III.1).

Le traitement sera effectué sur un PC portable HP (Geniune Intel(R) CPU, de fréquence 1,66 GHz, 1G de Ram et une carte graphique Mobile intel (R) 945 Express Chipste Family).

L'acquisition est faite par un appareil photo numérique SONY (Cyber-SHOT, **MPEG**MOVIE *VX*, SMART ZOOM DSC-P73) de résolution 4,1 mégas de pixels pour faire l'acquisition de nos données dans l'unité de traitement.

Fig. III.1 *Station de travail.*

Les images acquises, sont de tailles, respectivement:

- Images de la première base d'apprentissage : 1728*2304*3
- Images de la deuxième base d'apprentissage : 500*750*3

III.3 Test 1

Pour nos tests, nous avons choisis deux objets différents à modéliser. Nous avons pris, en premier lieu, un objet assez simple à modéliser. Il s'agit d'une banane. Cependant, pour mieux apprécier les performances de la méthode de modélisation, nous avons préférer de

PDF created with pdfFactory Pro trial version www.pdffactory.com

traiter un autre objet assez compliquer à modéliser. Ce dernier concerne la main d'un humain. Nous avons, donc, créé plusieurs bases d'apprentissage (ensemble d'images) pour les deux objets.

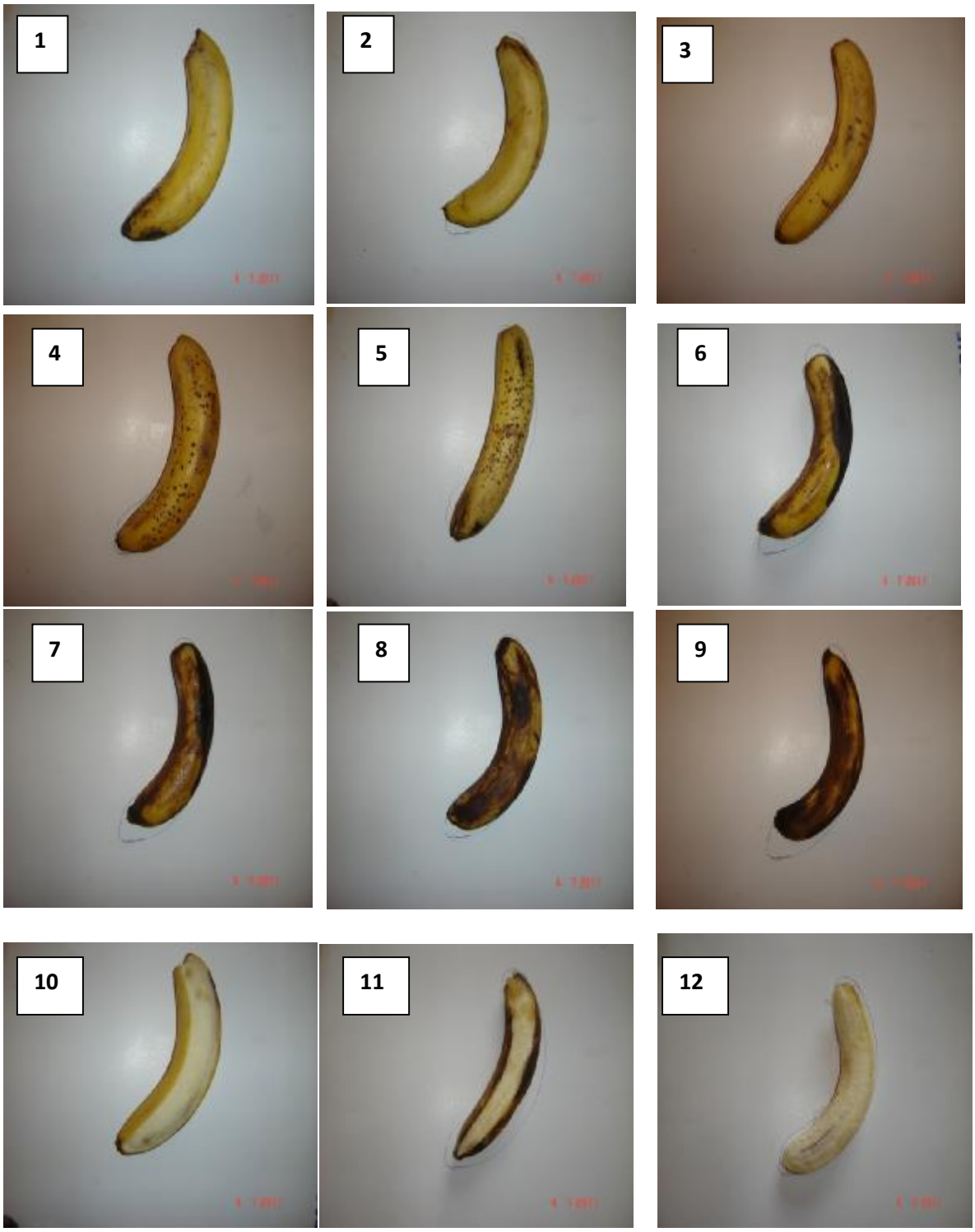


Fig. III.2 *Notre première base d'apprentissage*

PDF created with pdfFactory Pro trial version www.pdffactory.com

Nous rappelons que pour avoir un *modèle actif d'apparence* :

→ Nous allons annoter les images de la base d'apprentissage, et faire l'alignement de toutes les formes issues de l'annotation. Cette opération est détaillée dans la création du modèle de forme.

→ Prendre la forme moyenne issue de l'annotation et d'alignement de toutes les images de la base d'apprentissage. La forme moyenne est représentée dans la figure III.3

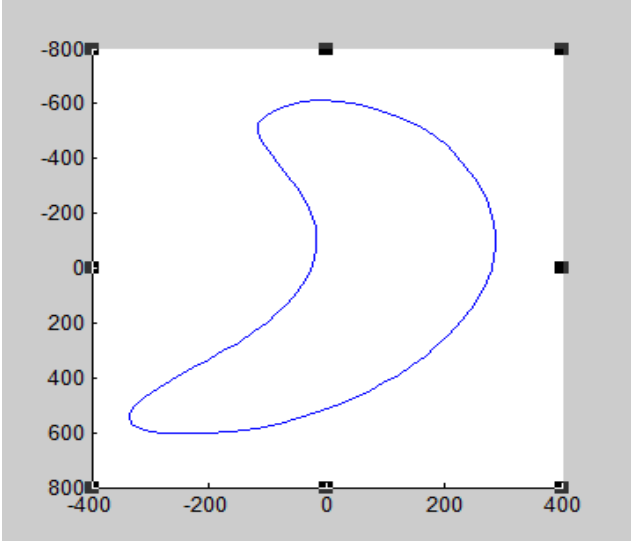


Fig. III.3 *La forme moyenne sans texture*

→ Ensuite, on déforme chaque image, de la base d'apprentissage, en la forme moyenne, pour extraire des vecteurs de texture de mêmes tailles. Pour réaliser cette transformation, nous avons utilisé la transformation linéaire par morceau. Les textures de la base d'apprentissage sans forme, ainsi que tous les vecteurs propres, sont représentées dans la figure (III.4).

PDF created with pdfFactory Pro trial version www.pdffactory.com

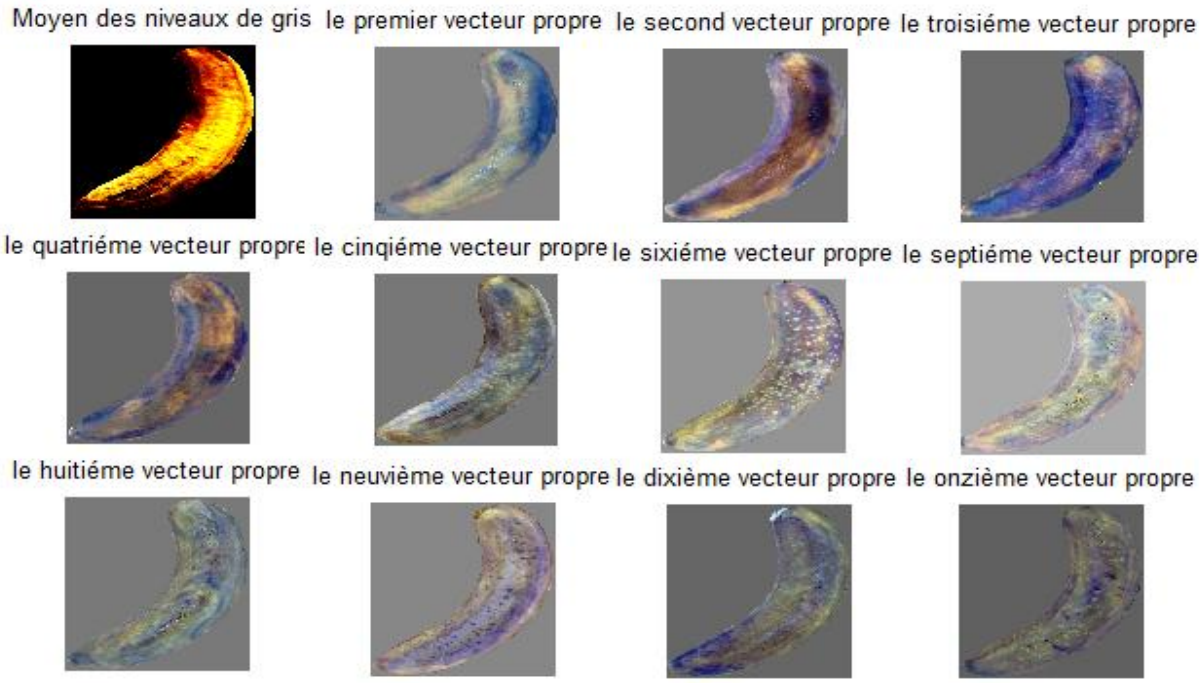


Fig. III.4 *La forme moyenne ainsi que tous les vecteurs propres*

→ Pour avoir notre modèle d'apparence nous devons combiner le modèle de variation de forme avec le modèle de variation de texture sans forme. Dans les figures III.7, III.8 et III.9, nous avons montré la texture originale et la texture obtenue après combinaison, ainsi que leur différence.

v *Remarque*

Les vecteurs propres obtenues sont d'ordre très inférieur par rapport a l'intervalle [0, 255], pour les faires apparaitre, nous les avons normalisé selon la formule suivante :

$$vecteurs_{normalisés} = \frac{I - min\ (I)}{max(I) - min\ (I)} \qquad \text{(III.1)}$$

PDF created with pdfFactory Pro trial version www.pdffactory.com

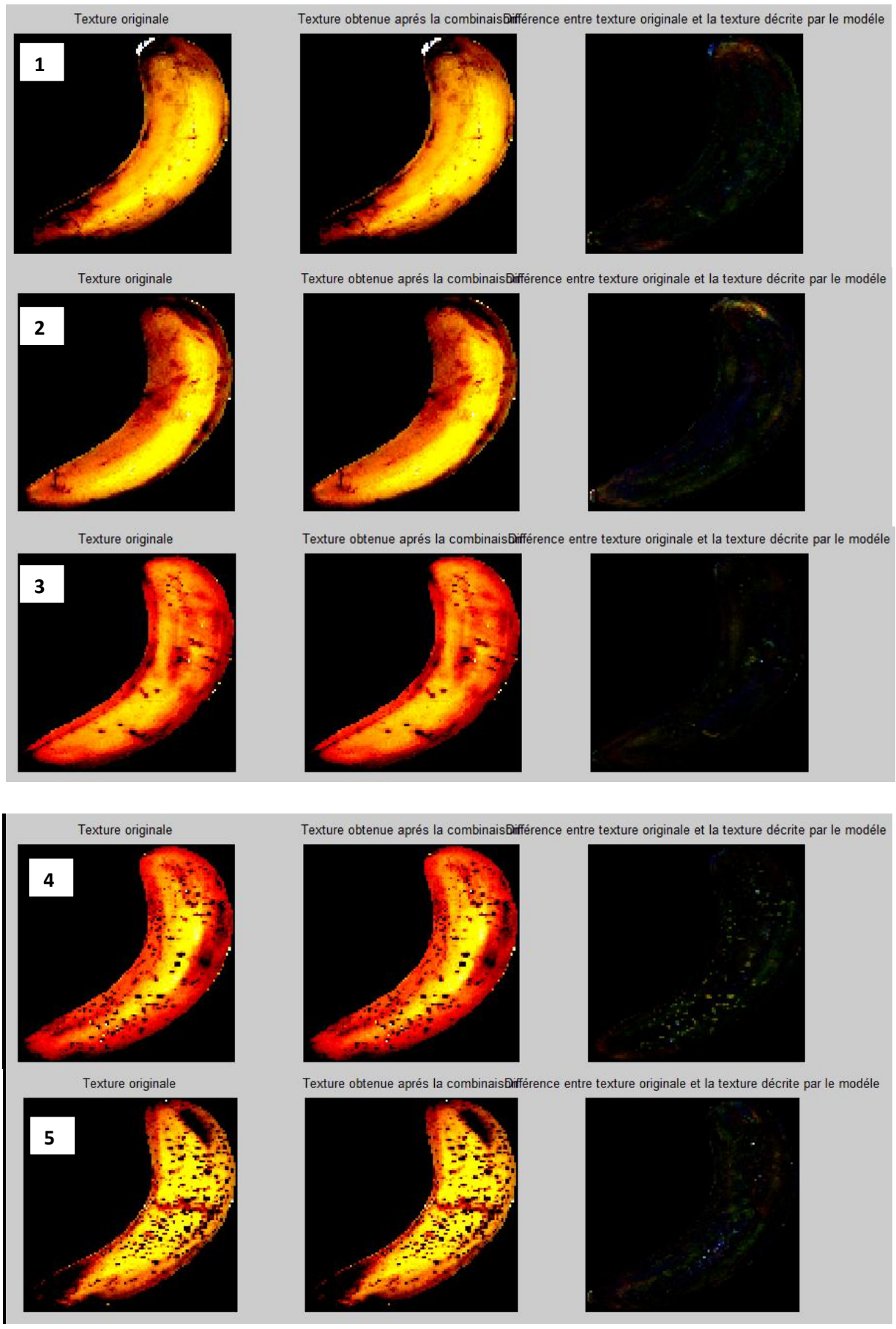


Fig. III.5 *Différence entre texture originale et texture décrite par le modèle*

PDF created with pdfFactory Pro trial version www.pdffactory.com

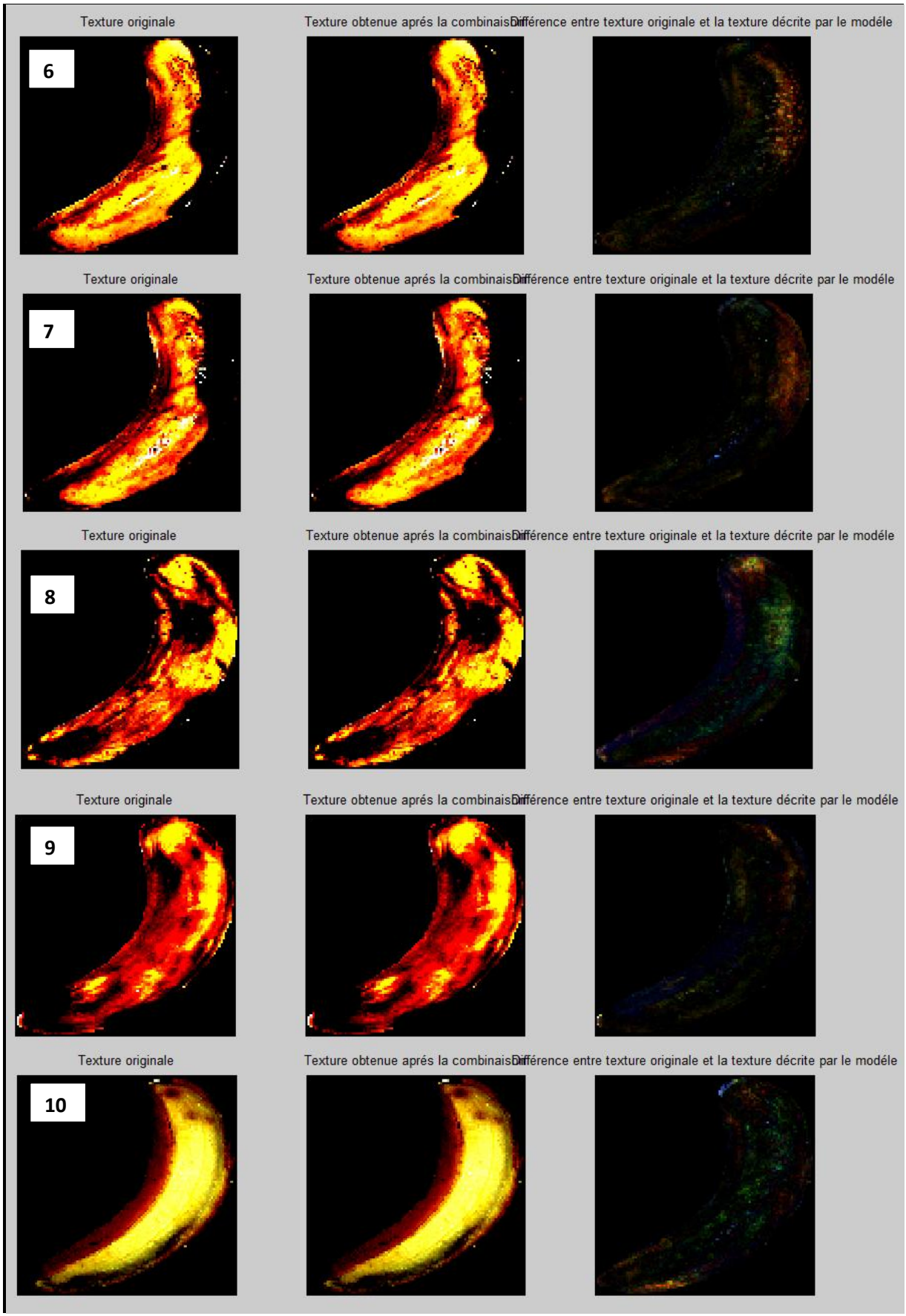


Fig. III.6 *Différence entre texture originale et texture décrite par le modèle*

PDF created with pdfFactory Pro trial version www.pdffactory.com

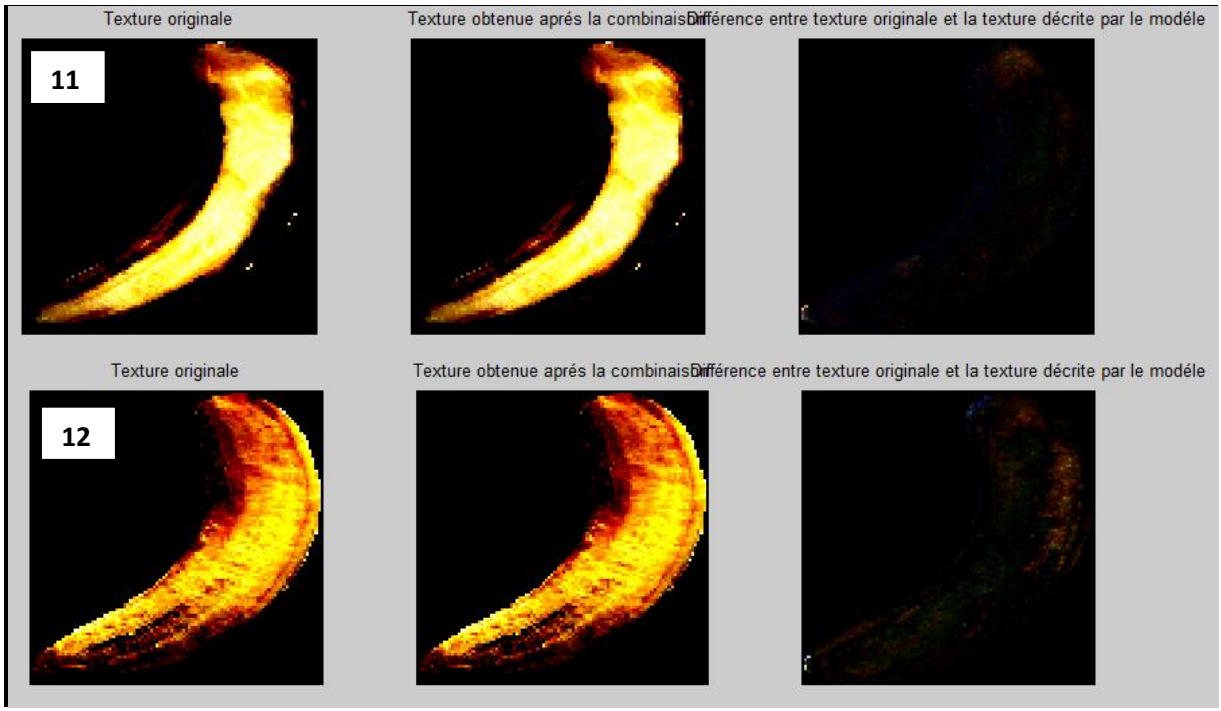


***Fig. III.7** Différence entre texture originale et texture décrite par le modèle*

v *Remarque*

On remarque bien que la différence entre la texture originale et la texture décrite par notre modèle est très faible.

III.4 Test 2

Pour mieux comprendre et apprécier les résultats de la modélisation d'apparence. Pour, aussi, diversifier le type d'apparence, nous avons fait un autre test, sur une autre base d'images (Fig. III.10).

Les textures de la base d'apprentissage déduite de l'étape 2 de la première phase des AAMs (on dira, par abus de langage : sans forme), ainsi que tous les vecteurs propres sont représentées dans la figure (III.11)

PDF created with pdfFactory Pro trial version www.pdffactory.com

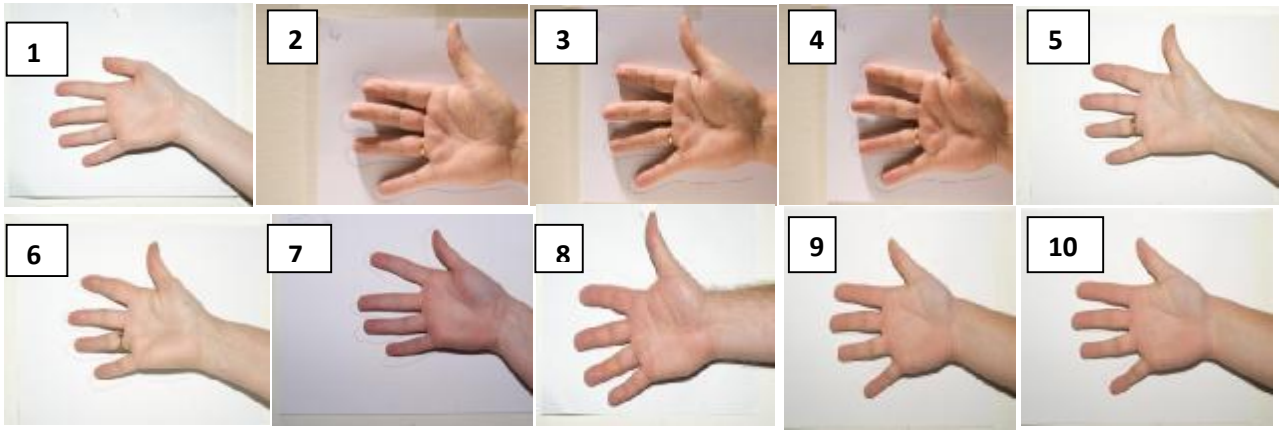


Fig. III.8 *Deuxième base d'apprentissage*

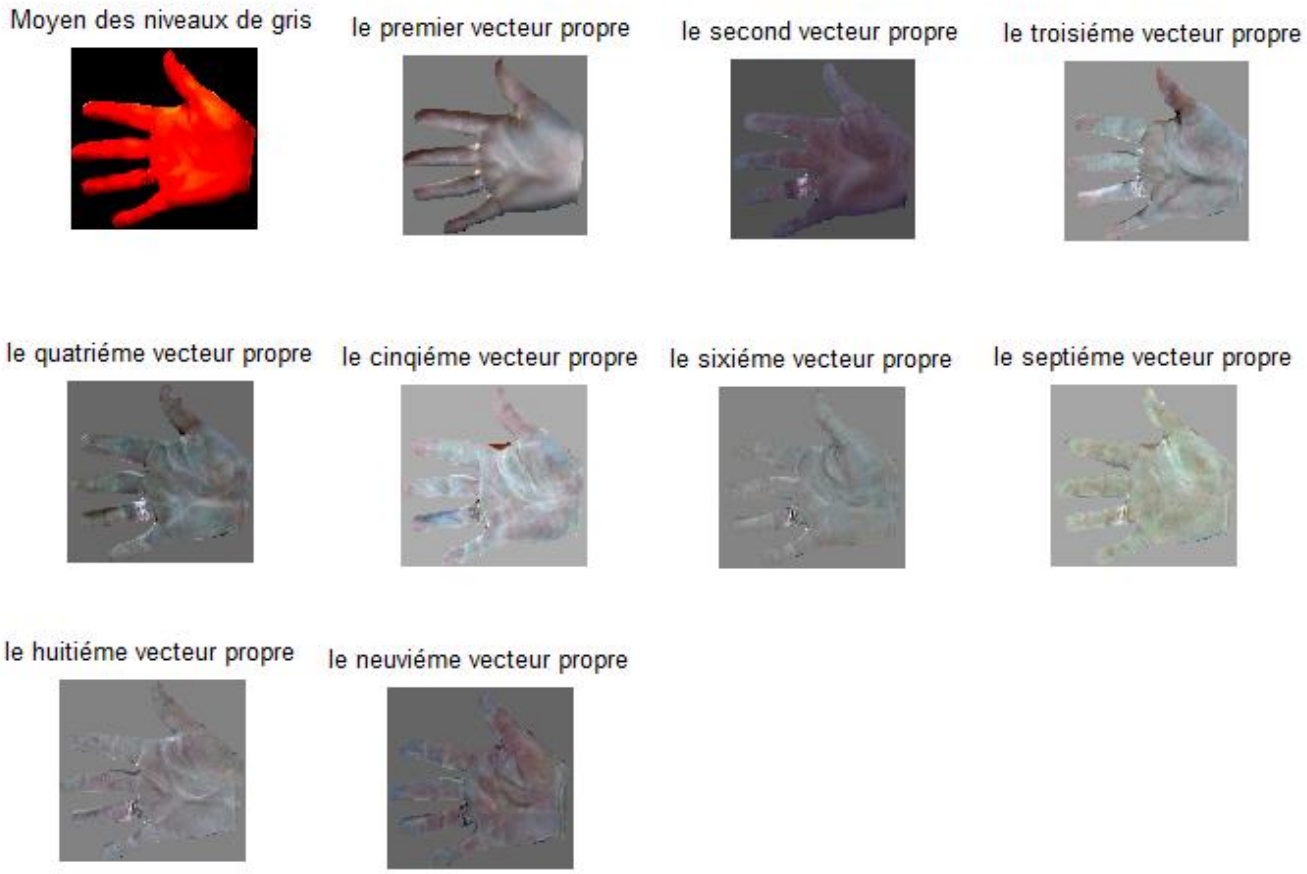


Fig. III.9 *Les textures de la base d'apprentissage sans forme ainsi que tous les vecteurs propres*

PDF created with pdfFactory Pro trial version www.pdffactory.com

La différence entre la texture originale et la texture décrite par le modèle est illustrée dans les figures III.13 et III.14.

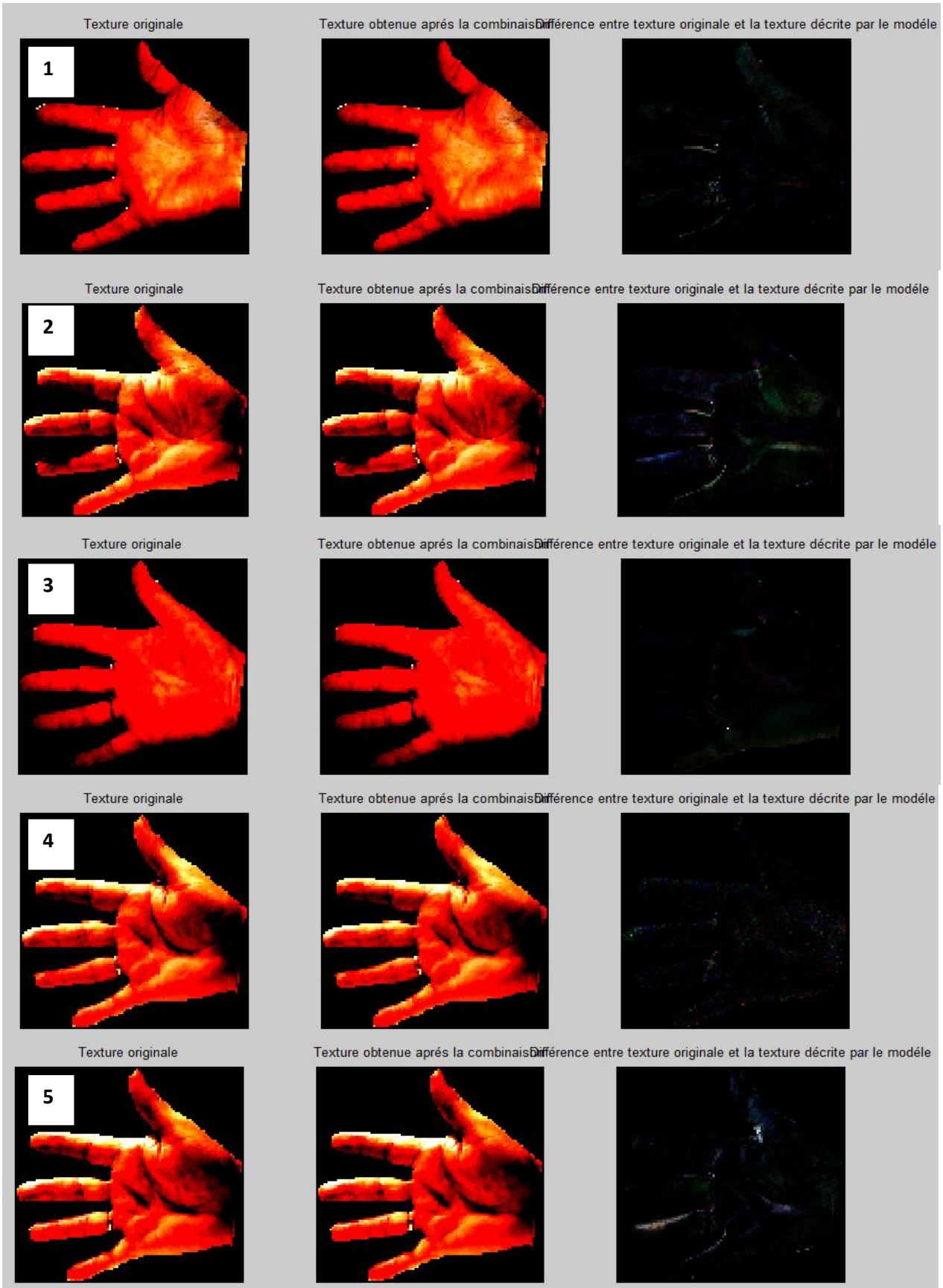


Fig. III.10 *Différence entre texture originale et texture décrite par le modèle*

PDF created with pdfFactory Pro trial version www.pdffactory.com

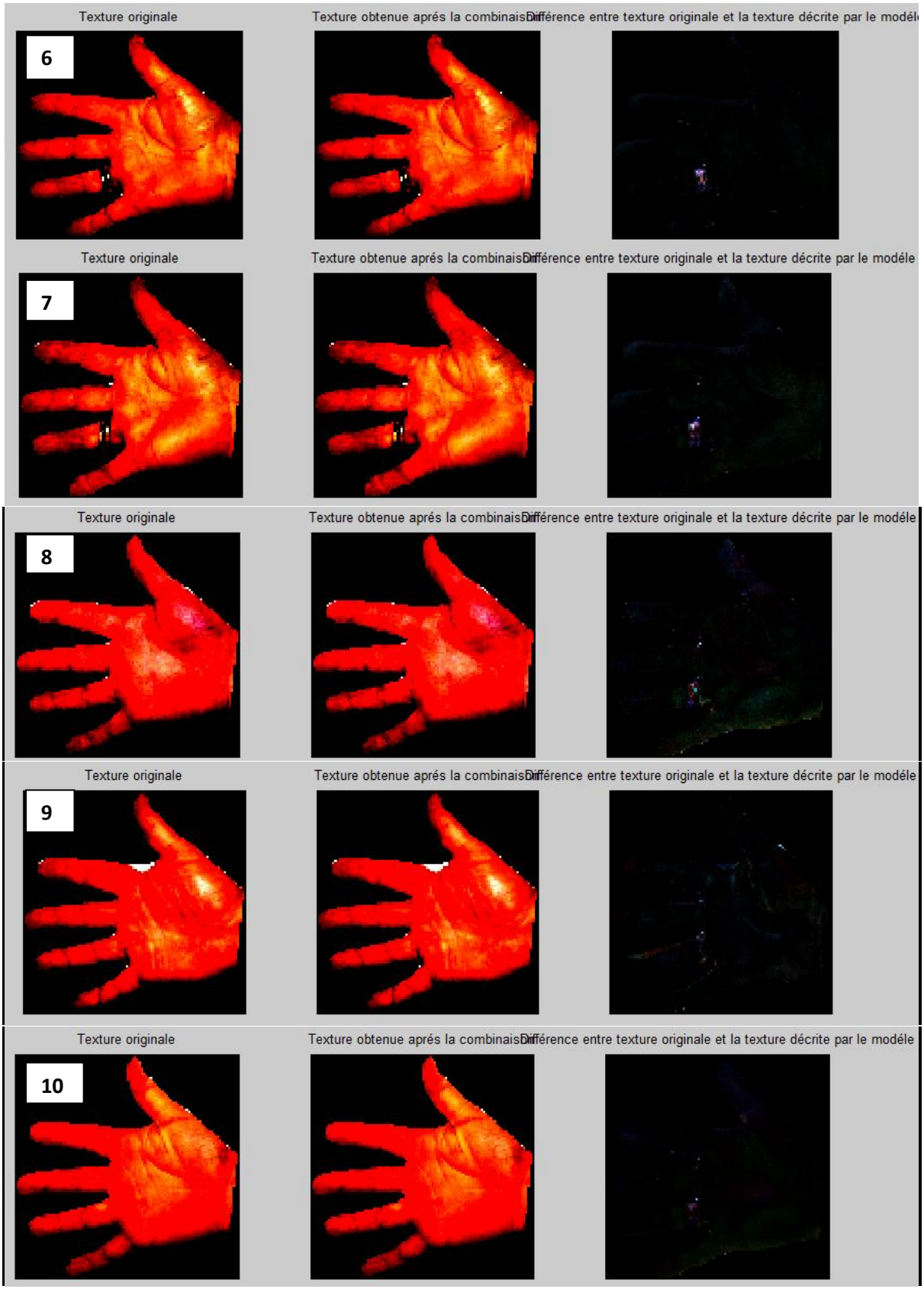


Fig. III.11 *Différence entre texture originale et texture décrite par le modèle combiné.*

PDF created with pdfFactory Pro trial version www.pdffactory.com

Discussion

Pour un objet qui est simple (la première base) et assez difficile (la deuxième base), nous avons pu modéliser l'apparence.

III.5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons pu mettre en œuvre les étapes des AAMs qui permettent la modélisation de l'*a priori* d'apparence.

Nous pouvons conclure que les AAM, malgré leurs complexités, permettent une modélisation de pas mal d'objets. Chose que nous avons faite, en utilisant deux types différents d'objets.

PDF created with pdfFactory Pro trial version www.pdffactory.com

Conclusion Générale

PDF created with pdfFactory Pro trial version www.pdffactory.com

Conclusion générale

Le principal objectif de ce travail était la modélisation d'*a priori* d'apparence, en utilisant la méthode AAM.

La méthode des AAM possède des étapes qui permettent de modéliser l'*a priori*. En effet, une fois qu'on a la forme moyenne, on aligne la texture sur la moyenne, on applique la première ACP (prévoir le modèle de forme), puis une deuxième ACP (pour avoir le modèle d variation de texture) et une dernière ACP (pour combiner entre les deux a priori).

Nous l'avons testé sur deux bases d'apprentissage représentant deux objets différents. C'est une méthode modélisation très importante adapté a la modélisation de plusieurs apparence.

Néanmoins, les deux tests que nous avons effectués nous ont permis de conclure une riche base d'apprentissage permettra d'avoir un bon modèle a priori d'apparence.

Notre travail, étant introductif et n'exploitant que certaines étapes des AAMs, une continuité de la dernière étape (étape d'application), ferra une bonne suite a notre travail.

PDF created with pdfFactory Pro trial version www.pdffactory.com

Annexe A

PDF created with pdfFactory Pro trial version www.pdffactory.com

A.1 Définition

La déformation des images (ou "WARPING" en anglais) est la transformation de la configuration spatiale d'une image en une autre.

La déformation consiste à trouver la fonction $f : I \subset \mathcal{R}^2 \rightarrow I' \subset \mathcal{R}^2$ permettant d'associer un ensemble de points caractéristiques $\{x_i\}$ correspondant à la première forme X à un autre ensemble $\{x'_i\}$ correspondant à la deuxième forme X' (Fig. A.1).

La méthode la plus simple pour réaliser cette transformation est de supposer la fonction f localement linéaire.

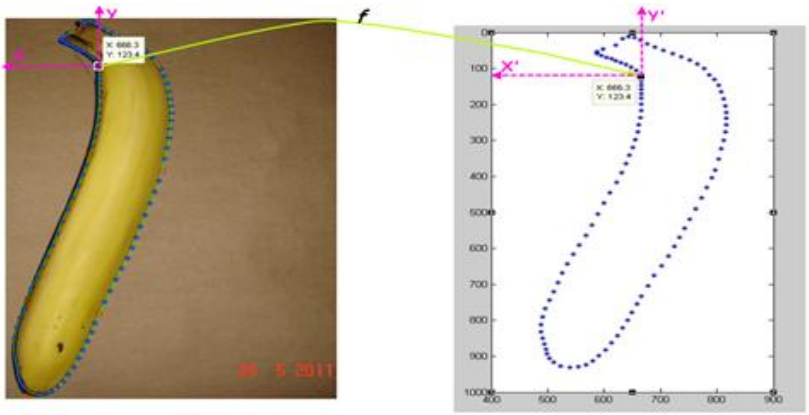


Fig. A1

Pour réaliser cette déformation, on effectue une triangulation de l'enveloppe convexe de la première forme en appliquant, la triangulation de Delaunay où aucun triangle ne contient un point caractéristique dans son cercle circonscrit.

Chaque triangle est défini par trois points. A chaque triangle de X, on associe un triangle de X' défini par les points correspondant aux points constituant le premier.

Soit $(a\ b\ c)$ un triangle de X et $(a'b'c')$ le triangle associé de la forme X' (Fig. A.2).

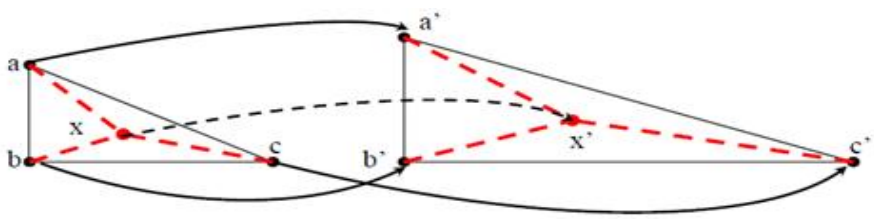


Fig. A2

PDF created with pdfFactory Pro trial version www.pdffactory.com

Tout x, point du triangle abc, peut être défini par ses coordonnées barycentriques (équation A.1). La figure A.3 montre les coordonnées barycentriques du point x dans le triangle abc.

$$x = \alpha a + \beta b + \gamma c \tag{A.1}$$

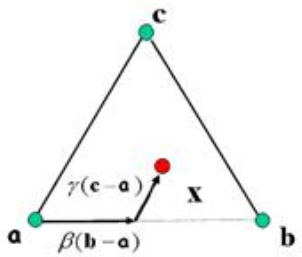


Fig. A3

Les point x et x' de la figure A.2, s'écrivent sous la formule suivante :

$$\begin{aligned} x &= a + \beta(b-a) + \gamma(c-a) \\ &= (1-\beta-\gamma)a + \beta b + \gamma c \\ x &= \alpha a + \beta b + \gamma c \end{aligned}$$

De la même manière :

$$x' = \alpha a' + \beta b' + \gamma c' \tag{A.2}$$

Avec : $\alpha + \beta + \gamma = 1$

On défini la fonction f réalisant la déformation donné par α, β et γ par :

$$X' = f(x) = \alpha x'_1 + \beta x'_2 + \gamma x'_3 \tag{A.3}$$

Etant donnée une telle fonction, on peut projeter chaque pixel de l'image I dans une nouvelle image I'.

N.B : En pratique, pour éviter les trous et les problèmes d'interpolation, la fonction f est inversée.

PDF created with pdfFactory Pro trial version www.pdffactory.com

Donner les 3 points du triangle consiste à déterminer les paramètres α, β et γ de la formule(*), sachant que $x = [x, y]^T$, les valeurs de α, β et γ sont données comme suis :

$$\alpha + \beta + \gamma = 1$$

$$\beta = \frac{yx_3 - x_1 y - x_3 y_1 - y_3 x + x_1 y_3 + x y_1}{-x_2 y_3 + x_2 y_1 + x_1 y_3 + x_3 y_2 - x_3 y_1 - x_1 y_2} \qquad (A.4)$$

$$\gamma = \frac{xy_2 - xy_1 - x_1 y_2 - x_2 y + x_2 y_1 + x_1 y}{-x_2 y_3 + x_2 y_1 + x_1 y_3 + x_3 y_2 - x_3 y_1 - x_1 y_2}$$

L'algorithme de la figure A.4 montre les étapes constituant le WARPING :

-Pour:

1. Chaque pixel $x = [x, y]^T$ déterminé l'ensemble de points convexe $\{x'_1, x'_2, , , , x'_n\}$:
2. Définir le triangle où x est situé (voir ***Fig. A2***)
3. Déterminer les coordonnées barycentriques de x dans ce triangle donner par la formule (A.4)
4. Utiliser la formule (A.3) pour déterminer les coordonner du triangle $a'b'c'$
5. $I'(x) = I(f(x))$

-Fin Pour.

Fig. A4

Transfert de texture :

Dans notre contexte le WARPING sert à transférer la texture de toutes les images de la base d'apprentissage vers la forme de référence.

Exemple :

Soit S l'ensemble des coordonnées des pixels **x** = (x, y) contenus à l'intérieur de la forme de référence $\bar{s}$ et W(**x**; p, q) une fonction de transfert (WARPING FUNCTION en anglais) du système de coordonnées de la forme de référence vers le système de coordonnées image.
Cette fonction dépend des paramètres p et q qui sont les composante du vecteur b du modèle de forme.

$$b = (p, q)^T$$

Le paramètre q du modèle est dit interne : il représente des transformations géométriques translation, rotation, et changement d'échelle

PDF created with pdfFactory Pro trial version www.pdffactory.com

Le paramètre p est dit interne : il est modifié par la pose, les expressions faciales, l'identité ect…….
Si l'on définit un maillage triangulaire à partir des points du modèle en utilisant la triangulation de Delaunay, la fonction de transfert peut être défini comme une transformation affine pour chaque triangle.
La figure A5 montre le transfert de texture d'une instance de la base d'apprentissage vers le modèle de référence.

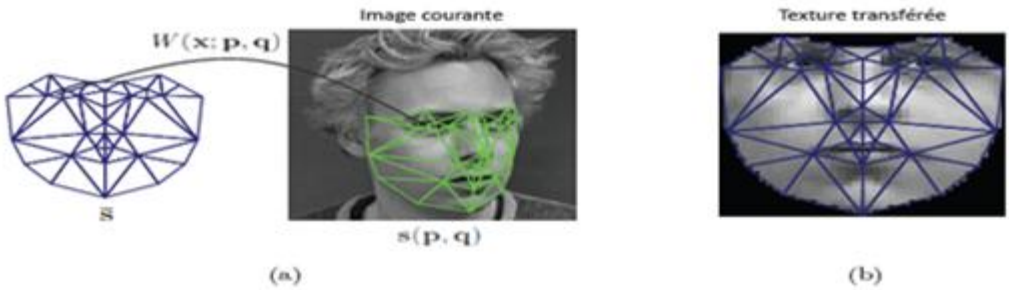


Fig. A5 :

(a) : La fonction de transfert W(x; p, q) associe à un pixel x du modèle de référence $\bar{s}$, le pixel correspondant dans l'instance s (p, q) du modèle dans l'image.

(b) : I (W(x; p, q)), la texture du modèle s (p, q) transférée vers le modèle de référence $\bar{s}$.

L'algorithme de la figure A6 montre le transfert de texture de l'instance s (p, q) vers le modèle de référence $\bar{s}$.

* **Entrée** : une forme **s** (p, q) définie dans l'image **I**
***Sortie** : **I** (*W*(**x**; p, q)), la texture du modèle **s** (p, q) transférée vers le modèle de référence $\bar{\mathbf{s}}$

- **Pour** chaque pixel **x** de S :

1. Définir le triangle où **x** est situé
2. Calculer les coordonnées barycentriques de **x** dans ce triangle
3. Calculer les coordonnées de *W*(**x**; p, q) à partir des coordonnées des sommets du triangle englobant dans l'image courante et des coordonnées barycentriques de **x**
4. Assigner la valeur **I** (*W*(**x**; p, q)) au pixel de coordonnée **x**

- **Fin Pour**

PDF created with pdfFactory Pro trial version www.pdffactory.com

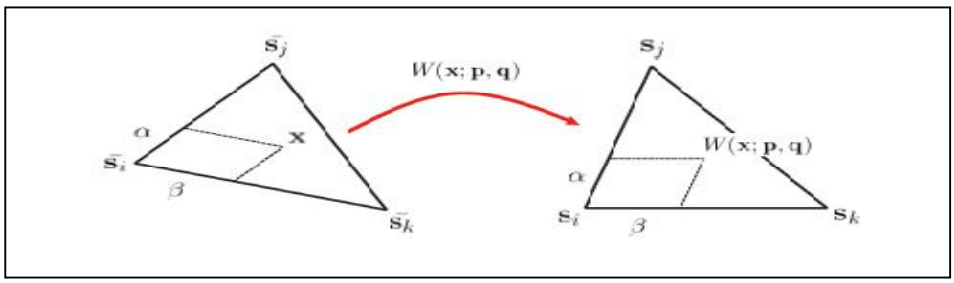


Fig. A6

Fig. A6 : Les coordonnées $W(\mathbf{x}; p, q)$ sont calculées à partir des coordonnées des sommets du triangle englobant dans l'image courante et des coordonnées barycentriques de α et β de **x**.

PDF created with pdfFactory Pro trial version www.pdffactory.com

Annexe B

PDF created with pdfFactory Pro trial version www.pdffactory.com

B.1 Définition du Diagramme de VORONOÏ

Le diagramme de VORONOÏ doit son nom au mathématicien *Georgy FEDOSEEVICH VORONOÏ* (1868-1908)

Le diagramme VORONOÏ est un outil pour positionner un ensemble de points les uns par rapport aux autres. Ce diagramme permet notamment de connaitre les voisins dits d'un point et de quantifier la proximité de ce point par rapport `à chacun de ses voisins. Soit S un nuage de points $(s_i)_i$ =1,...,n, en n dimensions, la construction de la triangulation de Delaunay de l'enveloppe convexe de ce nuage peut s'établir en utilisant le fait que celle-ci est le dual du diagramme de VORONOÏ construit sur S.

Le diagramme de VORONOÏ est l'ensemble des cellules ou sites, Vi, définis par

$$Vi = \{S \text{ tel que } d(S, Si) \leq d(S, Sk), \forall k \neq i\} \qquad \text{(B.1)}$$

Ou : d(S, Si) est la distance entre deux points, distance induite par la métrique euclidienne.

Une cellule Vi, est donc le lieu des points plus proches de si que de tout autre point de S. Les cellules Vi sont des polygones fermés (en 2D) convexes, et recouvrent l'espace sans chevauchement.

Une formulation mathématique des diagrammes de VORONOÏ de points en métrique euclidienne est présentée sur l'expression ensembliste précédente.

Pour construire le diagramme de VORONOÏ, une possibilité serait de tracer les plans médiateurs des couples de points voisins ; puis découper ces plans en fonction de leurs intersections, en supprimant les parties qui ne sont pas pertinentes (Fig. B.1)

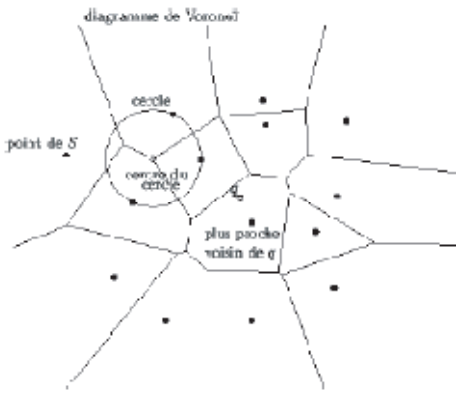


Fig. B.1 *point d'origine et diagramme de VORONOÏ*

PDF created with pdfFactory Pro trial version www.pdffactory.com

B.2 Définition de la triangulation de Delaunay

La triangulation de Delaunay, est une méthode qui a été développée dans les années 30. Elle doit son nom au mathématicien *Boris NIKOLAEVICH DELONE* (1890-1980) et prolonge les résultats de VORONOÏ. Elle génère un maillage triangulaire.

Elle aboutit à un graphe dit graphe de Delaunay, souvent qualifié de « dual » du diagramme de VORONOÏ, au sens où : une arête relie deux sommets S1 et S2 si et seulement si l'intersection des régions de VORONOÏ V1 et V2 est une arête. La figure B.1.(c) donne la triangulation de Delaunay associée au nuage de points de la figure B.1.(a).

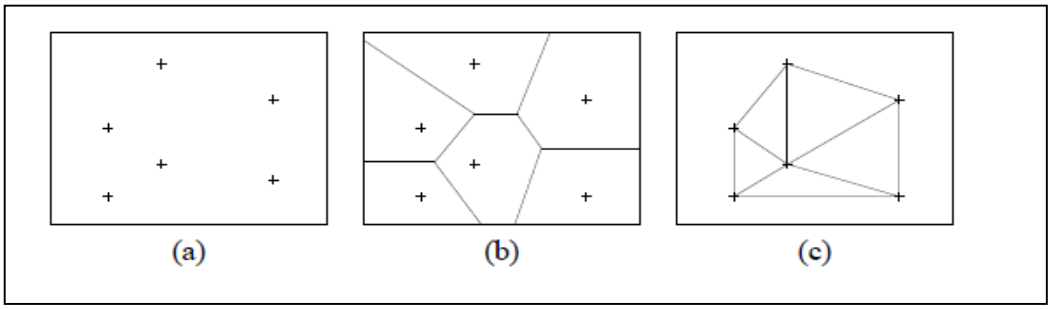


Fig. B.2 *Correspondance entre la diagramme de VORONOI et la triangulation de Delaunay : (a) Nuage de points, (b) partition de VORONOÏ et (c) triangulation de Delaunay.*

Parmi les propriétés de la triangulation de Delaunay citons :

- la triangulation de Delaunay est unique si, parmi tous les sommets considérés, il n'y a pas quatre sommets cocycliques ;
- parmi les triangulations possibles du nuage de points, la triangulation de Delaunay maximise l'angle minimal entre deux arêtes et minimise le rayon maximal des cercles circonscrits aux triangles ;
- les triangles générés par la triangulation de Delaunay ont une compacité maximale.

v ***Remarque***

Il est important de noté que selon la triangulation de Delaunay il ya la possibilité que certains triangles soient créés en dehors de la forme réelle. Cela est dû, en général, a la nature convexe de cette forme, comme le montre la figure B.3.

PDF created with pdfFactory Pro trial version www.pdffactory.com

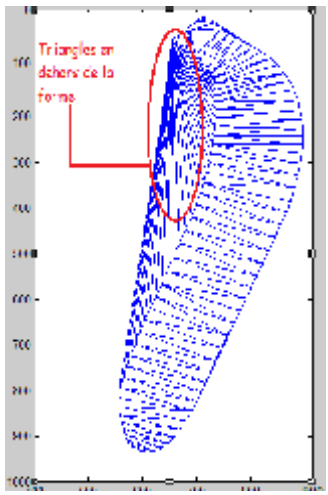


Fig. B.3 *Le problème de la triangulation de Delaunay.*

PDF created with pdfFactory Pro trial version www.pdffactory.com

Bibliographie

PDF created with pdfFactory Pro trial version www.pdffactory.com

BIBLIOGRAPHIE

[I.1] www. http://en.wikipedia.org/wiki/ L'apriori et L'a posteriori

[I.2] Livre de Kant *(critique de la raison pure)*

[I.3] P. Clarysse , F. Frouin , M. Garreau ,A. Lalande , J. Rousseau , D. Sarrut, C.Vasseur , *Intégration de connaissances et modélisation en imagerie médical* www.elsevier.com/locate/rbmret

[I.4] www.creatis.insa-lyon.fr/~dsarrut/articles/Clarysse2004.pdf

[I.5] www.cmap.polytechnique.fr/~giraud/MAP574/MAP574.pdf

[I .6] François Lecellier, thèse de doctorat université de Caen .*Les contours actifs bases région avec a priori de bruit, de texture et de forme : Application `a l'´echocardiographie*, 2009

[I.7] M-A Charmi, S. Derrode, F. Ghorbel . Thèse *Snakes avec a priori en utilisant l'alignement de formes* .

[I.8] I.smail Ben Ayed, thèse de doctorat ,*Contributions à la segmentation d'images par approches vibrationnelles via courbes actives et level sets*, 2007

[I.9] Robert, C.P. *The Bayesian Choice. From Decision-Theoretic Motivations to Computational Implementation. (second edition)*, Springer-Verlag : New York, 2001

[II.1] T.F. Cootes, G.J. Edwards, and C.J.Taylor.*Active appearance models.* In ECCV'98, European Conference on Computer Vision, volume 2, pages 484_498, 1998.

[II.2] T.F. Cootes and C.J. Taylor. *Statistical models of appearance for computer vision.Technical report, Imaging Science and Biomedical Engineering*, University of Manchester, www.isbe.man.ac.uk, March 2004.

[II.3] S.LE GALLOU, Thèse de doctorat, *Détection robuste des éléments faciaux par Modèles Actifs d'Apparence*, Université de Rennes 1 .2007

[II.4] T.F. COOTES, G.J. EDWARDS, C.J. TAYLOR, *Active Appearance Models, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 23(6), p. 681–685, June 2001.

[II.5] http://en.wikipedia.org/wiki/Piecewise_linear_function

[II.6] M.HACHAMA, Thèse de doctorat, *Modèles actifs de forme et d'apparence pour la reconnaissance de forme*, Ecole Normale Supérieure de CACHAN

[II.7] Vazeos Ioannis, Thèse de master ,*Active appearance modèls (AAM)*,ATHEN

INFORMATION TECHNOLOGY 2004-2005

PDF created with pdfFactory Pro trial version www.pdffactory.com

[II.8] T.F Cootes and C.J. Taylor. *Statistical models of appearance for computer vision. Technical report, Imaging Science and Biomedical Engineering*,University of Manchester, www.isbe.man.ac.uk, March 2004.

[II.9] T.F. COOTES, G.J. EDWARDS, C.J. TAYLOR *Active appearance model*, University of Manchester, www.wiau.man.ac.uk

[II.10] Séminaire SCEE de Sylvain LE GALLOU *modèle actif d'apparence (AAM)*

PDF created with pdfFactory Pro trial version www.pdffactory.com