

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 de forme

Proposé par : M^{elle} CHILALI Ouardia

Présenté par :

M^{elle} HAMMOUCHE Naima
IMERZOUKEN Yamina

Dirigé par : M^{elle} CHILALI Ouardia

Soutenu le : 13 /07 /2010

Promotion 2011

Ce travail a été préparé à l'université Mouloud MAMMERI, Département d'automatique

A l'attention des Etudiants de fin de Cycle
(5^{ème} Année, Master 2, Licence Professionnelle)

Concernant les projets de fin d'études :

- 1) Le prototype de la page de garde est disponible au département
- 2) Les mémoires doivent être tirés obligatoirement en recto-verso.
- 3) Les mémoires doivent être déposés au département une semaine au moins avant la soutenance,
- 4) Le mémoire définitif, doit être remis au département en PDF sur CD, après correction,
- 5) Les soutenances peuvent commencer à partir du dimanche 20 Juin 2010,
 - 6) Un « service d'ordre » doit être mis en place le jour de la soutenance par les concernés afin d'assurer le bon déroulement de l'exposé. Dans le cas de perturbation la soutenance sera reportée à une date ultérieure.

Remerciements et Dédicaces

Remerciements

Nous adressons nos plus vifs remerciements à Madame C. 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.

Je remercie également mes parents pour m'avoir encouragé et soutenu tout au long de mes études jusqu'à cet aboutissement. Je n'aurais pas pu faire tout cela sans eux et je suis reconnaissant.

Et puis, comment ne pas remercier mes "frères et sœurs". Eux, je les remercierais matin et soir et je pense que ce sera insuffisant.

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 ma famille grand au complet.

- A mes frères et mes sœurs.

- A mes nièces MTMECHE, MNES et mon neveu ILYES

- A tous mes amis.

N.HAMMOUCHE

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 deux familles.

- A tous mes amis.

Y. IMERZOUKENE

Table de Matière

Table des matières

Introduction Générale

Généralités sur les connaissances *a priori*

I.1 Introduction	1
I.2 Définition	1
I.3 Ajout de la connaissance <i>a priori</i>	1
I.4 Méthodes d'intégration de connaissances <i>a priori</i>	2
I.4.1 Approches mathématiques	2
I.4.2 Approches statistiques	2
I.4.3 Aide à la décision	2
I.5 Quelques types d' <i>a priori</i>	2
I.5.1 L' <i>a priori</i> de forme	2
I.5.2 L' <i>a priori</i> de texture	3
I.5.3 L' <i>a priori</i> de bruit	3
I.5.4 L' <i>a priori</i> de fusion	4
I.6 Représentation de la connaissance de forme et d'apparence	4
I.6.1 Représentation de la forme	4
I.6.2 Représentation de l'apparence	5
I.7 Connaissance <i>a priori</i> dans les systèmes	6
I.8 Conclusion	7

modélisation d'un *a priori* de forme

II.1 Introduction	8
II.2 Définition	8
II.3 Différentes phases des ASM	9
II.3.1 Construction du modèle <i>a priori</i>	9
a) Ensemble d'apprentissage	10
b)Modèle de distribution de points(en anglais point distribution model (PDM))	10
a)alignement	12
d)application de l'analyse en composante principal	14
II.3.2 Recherche de l'objet dans une nouvelle image	16
Conclusion	18

III Tests et résultats

Tables des matières

III.1 Introduction	19
III.2 Matériel employé	19
III.3.1 Test 1	20
III.3.2 Test 2	25
III.4 Conclusion	28

Conclusion générale

bibliographie

Introduction Générale

Introduction générale

Les applications réelles sont caractérisées par le besoin de manier des structures et variables complexes, dans des images généralement bruitées. 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, offrent des solutions potentielles à ces difficultés. Elles utilisent un modèle *a priori* sur l'objet d'intérêt, et cherchent la meilleure façon d'associer le modèle aux données dans une nouvelle image.

L'*a priori*, fait son apparition dans beaucoup de domaine : médicale, économie, etc. Aussi, plusieurs méthodes de modélisation de cette information existent en littérature. Les modèles actifs de forme (Active Shape Models) permettent de localiser rapidement les bords des objets ayant des formes semblables à celles de l'ensemble d'apprentissage. Ils sont bien adaptés pour les problèmes de classification pour lesquels on possède un ensemble d'exemples assez représentatif.

L'objectif de notre travail est de modéliser l'information *a priori* de forme, en utilisant les étapes des ASMs. Pour se faire, nous avons organisé notre travail comme suit :

- Dans le chapitre 1, nous avons cerné cette notion de connaissances *a priori* et le domaine d'utilisation.
- Le chapitre 2 présente, d'une manière approfondie, le modèle de forme *a priori*, en détaillant les étapes de modélisation de l'*a priori*.
- La mise en application de la modélisation est effectuée dans le chapitre 3, où nous avons testé le modèle sur 2 bases différentes d'apprentissage.

Nous compléterons, notre travail, par une conclusion générale.

chapitre 1

I.1 Introduction

Au cours des années, beaucoup de méthodes de traitement d'images ont été développées. 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 »[1]. Dans la philosophie occidentale, 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'y a pas d'expériences hors du cadre de l'espace et du temps [2].

Kant (dans « critique de la raison pure » 1781) par connaissance *a 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 *a 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 amont, 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 [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 : géométrie, 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.

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 [4].

I.4.2 Approches statistiques

La variabilité et l'imprécision sont des caractéristiques communes des connaissances dans plusieurs domaines [5]. Par exemple en médecine, 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 [3].

I.4.3 Aide à la décision

Il s'agit de proposer différentes méthodes nous permettant de rationaliser nos choix ou, tout du moins, de pouvoir les justifier par rapport à une stratégie [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.

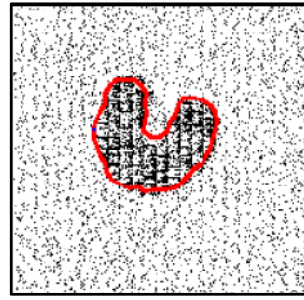
I.5 Quelques types d'*a priori*

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

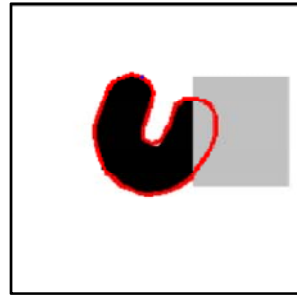
I.5.1 L'*a priori* de forme

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 à décrire la forme d'une manière compacte et précise pour que le contour soit effectivement contraint par celle-ci [6].

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



a) image bruitée



b) Objet Partiellement occulté

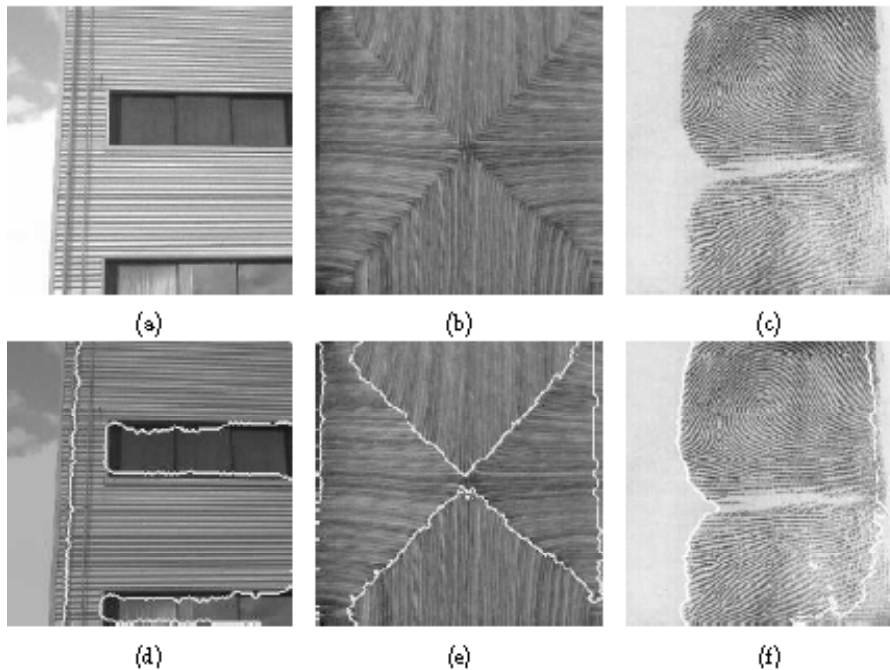
Fig. I.1 L'effet de l'*a priori* de [7].

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

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 [6]. Cette information peut avoir les aspects suivants : grossière, lisse, tacheté, granuleuse, fine, etc.

La figure I.2, montre un exemple de trois images naturelles qui présentent plusieurs textures [6]. Après 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 [6].

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 maîtrisable. En télédétection, la couverture nuageuse dégrade la qualité des images satellitaires, de même, la poussière dans un atelier de production peut être difficile à 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 $[1 :: N]$
- $P_{FR}(\{U_{j \in J} R_j, \{R_K\}_{K \in [1..N], K \notin J}\}) < P_{FR}(\{R_K\}_{K=1}^N)$

Cette condition dit simplement que toute fusion doit décroître 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 [8].

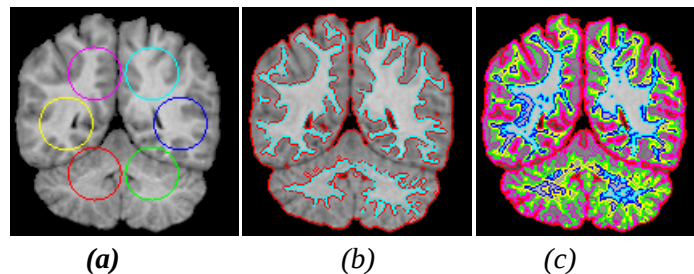


Fig. I.2 L'effet de l'*a priori* de fusion : (a)-Initialisation de différentes régions de fusions, (b)-courbes finales avec *a priori* de fusion de régions et (c)-Courbes finales sans *a priori* de fusion de régions [8].

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 :

- 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).

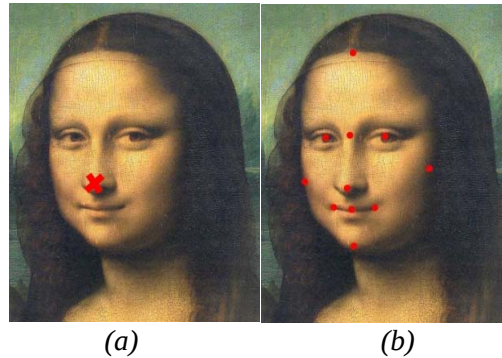


Fig. I.3 Représentation par point (a) et par nuage de points (b).

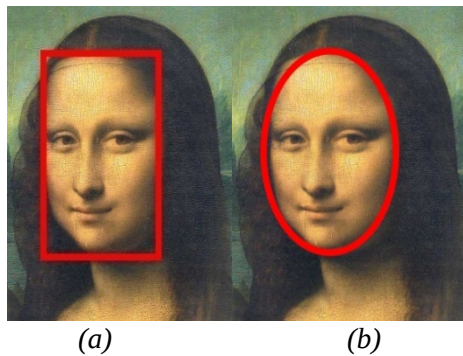


Fig. I.4 Représentation par fenêtre rectangulaire (a) et par fenêtre sous forme d'ellipse (b).

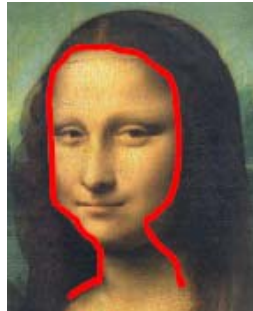


Fig. I.5 Représentation par silhouette et contour.

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'autres objets. Plusieurs manières de représentation l'apparence existent, telles que :

- 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 $M(\theta)$ de densité de probabilité $f(x|\theta)$. L'estimation du paramètre $\theta \in \Theta \subset \mathbb{R}^p$ est souvent problématique, de par la faible taille et le caractère fortement censuré des échantillons $X_n = X_1, \dots, X_n$ 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 [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.

chapitre II

II.1 Introduction

Un modèle déformable est un ensemble de courbes, adaptées à des formes géométriques particulières, qui se déforment grâce à un jeu de paramètres par le biais de contraintes énergétiques. La variation des paramètres des formes géométriques doit permettre la minimisation de l'énergie attachée au modèle.

Les modèles déformables forment une bonne alternative pour la segmentation, permettant l'utilisation des informations *a priori* sur la forme de l'objet recherché. Ces informations peuvent être déduites à partir d'exemples par apprentissage statistique. L'analyse en composantes principales est un moyen de construire un modèle de forme à partir d'un ensemble d'exemples.

Le modèle de forme actif (ASM) est une classe de modèle déformable qui intègre dans son processus de segmentation des connaissances *a priori*, ce qui permettra d'améliorer les résultats même si les images sont peu contrastées et que les frontières entre les structures sont mal définies. Pour cela, et dans ce chapitre, nous allons cerner cette notion des ASMs, en approfondissant chacune des ces étapes.

II.2 Définition

Le modèle actif de forme (en anglais Active Shape Model (ASM)) est une technique de segmentation introduite pour la première fois par *Cootes et al.* [1]. La méthode des ASMs, de par son fondement statistique, nécessite l'utilisation d'un échantillon d'images présentant les variations possible de l'objet étudié [2].

Les *ASMs* permettent de localiser, rapidement, les bords des objets ayant des formes semblables à celles de l'ensemble d'apprentissage. On va décrire dans ce qui suit comment sont construits ces modèles pour la représentation et détection d'objets présents dans des images. On verra, essentiellement, comment modéliser la forme.

Les modèles actifs de forme se déroulent principalement en deux phases (Fig. II.1) :

- La création du modèle *a priori* ;
- La segmentation, qui permet d'ajuster le modèle dans des nouvelles images.

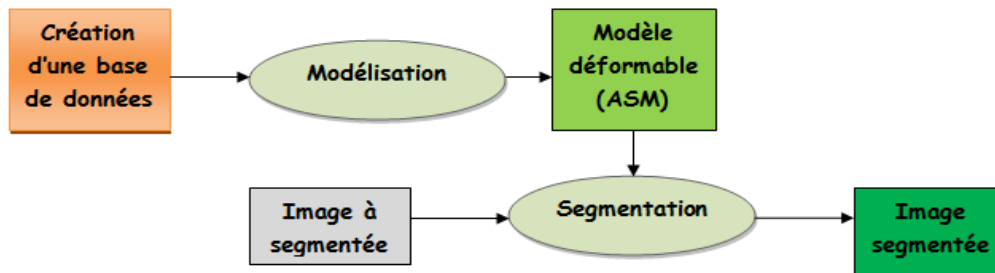


Fig. II.1 Le déroulement des ASM.

II.3 Différentes Phases des ASM

II.3.1 Construction du modèle *a priori*

Le schéma de la figure II.2, montre les différentes étapes de construction d'un *modèle a priori de forme*.

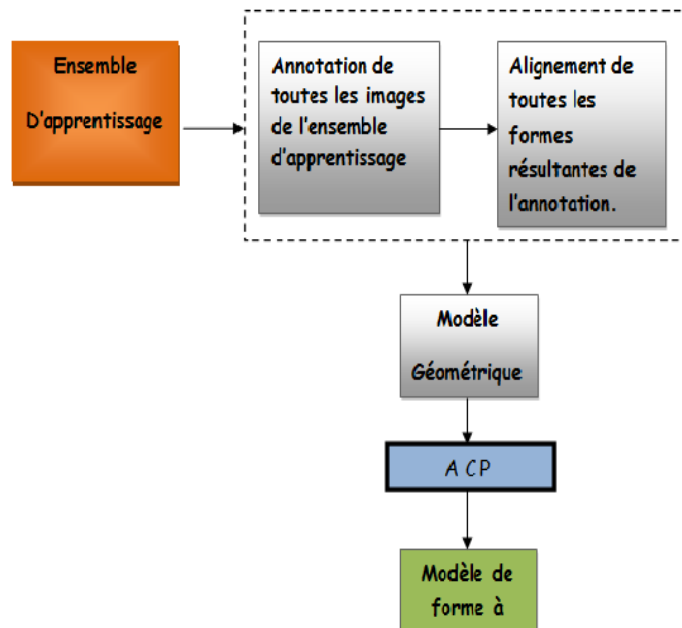


Fig. II.2 Les étapes de construction du modèle *a priori*.

a) Ensemble d'apprentissage

C'est l'ensemble qui regroupe une base d'image de l'objet en question, où il apparaît dans des formes assez varié, pour que le modèle soit, suffisamment, expressif (Fig. II.3).



Fig. II.3 Un ensemble d'apprentissage.

b) Modèle de distribution de points(en anglais point distribution model (PDM))

Ce modèle repose sur l'annotation de l'ensemble d'apprentissage par des points caractéristiques (ou Landmark en anglais) ; en quantité suffisante dont le nombre est fixé par un expert en fonction de la complexité de l'objet étudié. Pour approximer la géométrie de la forme, il est important d'effectuer cette opération, correctement, et avec la plus grande précision.

Le PDM est un model de forme couramment utilisé dans les modèles actifs d'apparence et de forme [(cootes, taylor, al)]. Mathématiquement, le PDM est définît par les coordonnées de n points qui le compose selon l'expression suivante :

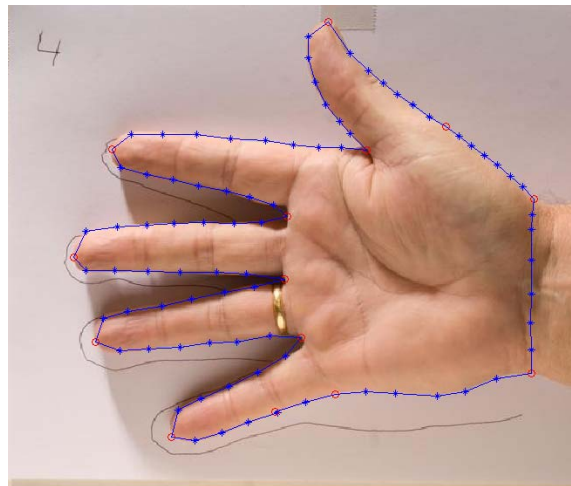
$$X_i = (x_1^i, x_2^i, \dots, x_n^i, y_1^i, y_2^i, \dots, y_n^i)^t \quad (\text{II.1})$$

Avant de le construire, on doit, tout d'abord, prendre en compte des primitives géométriques (points caractéristiques) qui caractérisent l'objet étudié. En prenant l'exemple d'une voiture, les primitives géométriques qu'on peut choisir sont les phares et les plaques , car elles permettent une reconnaissance du véhicule en tout ou partiellement, et aussi de prendre en compte des positions et le nombre de point

caractéristiques. D'après *Dryden* et *Mardia* distinguent trois catégories de points caractéristiques :

- Les points anatomiques : sont des points qui ont une définition biologique et partagée par l'ensemble des organismes d'une population. Comme points anatomique, on peut citer le centre de l'objet ainsi que ses extrémités.
- Les points mathématiques : sont localisés à partir d'une propriété mathématique ou géométrique (un coin par exemple).
- Les points supplémentaires : sont définis par rapport aux points anatomiques ou mathématiques. Ils sont uniformément répartis le long d'un contour entre deux points anatomiques afin d'obtenir une représentation plus dense de la forme.

Si on prend l'exemple de la main 2D, les points clés seront placés sur la pointe des doigts et entre chaque doigt, tandis que des points intermédiaires seront disposés entre les précédents le long des doigts.



• **Fig. II.4** Un exemple de la façon dont les Landmarks sont employées pour représenter une forme.

Le résultat de l'annotation de l'ensemble d'apprentissage est un ensemble de vecteurs.

Chaque vecteur représente une forme associée à une image de l'ensemble d'apprentissage. Pour étudier les variations des positions de chaque point caractéristique, toutes les formes (c'est-à-dire les vecteurs associés) doivent être alignées.

Alignement

Aligner c'est faire coïncider ou bien mettre en conformité une chose avec une autre. Cette méthode est appelée, autre fois, méthode procustéenne. Ce nom lui vient de la mythologie grecque qui dit un bandit, appelé Procuste, forçait ses victimes à s'allonger sur un lit et modifiait, violemment, leur taille pour que celle-ci corresponde à la taille du lit. Cependant, l'analyse procustéenne a été nommée en 1962 par *Hurley* et *Catell*, et est utilisée dans tous les champs où l'analyse de formes peut être utile, à l'instar, entre autres, de la biologie, de l'archéologie et de la médecine

L'alignement est accompli par la modification des paramètres de pose (facteur d'échelle, rotation(θ) et translation (tx , ty)), pour exprimer ces formes dans un même repère de référence.

Les étapes suivantes permettent l'alignement de toutes les formes de l'ensemble d'apprentissage :

1. *Traduire les N exemples de formes de manière à ce que leur centre de gravité soit à l'origine.*
2. *Calculer la moyenne de ces formes $\bar{s}$ et normaliser $\bar{s}_1$.*
3. *Choisir cette forme comme forme de référence.*
4. *Aligner chaque exemple d'apprentissage sur cette forme de référence*
5. *Calculer la nouvelle estimation de la forme moyenne*
- 6.
7. *Aller à 4 tant que la moyenne des formes alignées varie significativement par rapport à l'itération précédente.*

Nous allons bien détailler, dans ce qui suit, chacune des différentes étapes.

• **La translation** : On définit la translation comme étant le vecteur donné ci-dessous :

$$T = \begin{pmatrix} T_{xj} \\ T_{yj} \end{pmatrix} \quad (\text{II.2})$$

L'étape de translation déplace, essentiellement, toutes les formes à un centre commun. L'origine (0.0) est le point le plus susceptible à devenir ce centre. Le centre de surface est calculé à partir des sommes de colonne de la matrice X divisé par nombre de la borne limite (nombre de rangées). Une fois le centre de surface est calculé alors la

soustraction du centre de surface de chaque élément dans la matrice la centrera à l'origine, selon l'expression :

$$(x_G, y_G) = \left(\frac{1}{n} \sum_{j=1}^n x_j, \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n y_j \right) \quad (\text{II.3})$$

Exemple :

On prend l'exemple des losanges placés sous leurs différentes positions, (Fig. II.6.a), et on cherche à les positionner de façon à avoir le même centre de gravité (Fig. II.6.b).

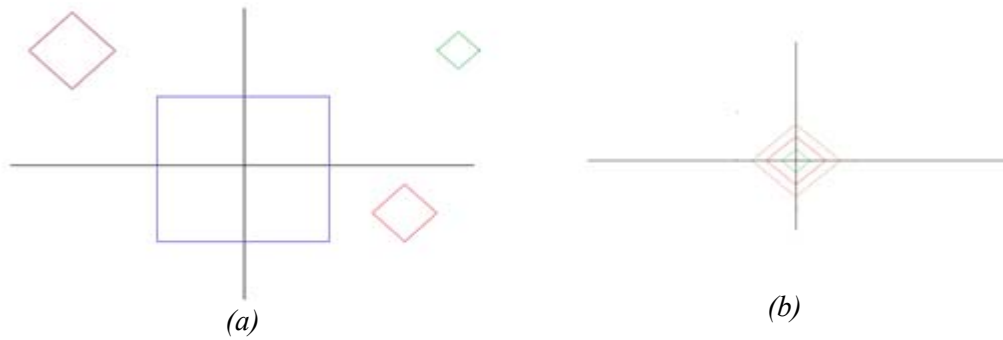


Fig. II.6 Exemple de translation : (a)-base d'apprentissage et (b)-suppression de la composante de translation.

• **Homothétie** : c'est de transformer une forme petite ou grande soient telles, tout en maintenant le rapport des proportions de forme (Fig. II.7). La normalisation est un type de la transformation isomorphe qui est utile pour mesurer la forme à une taille semblable. Elle est donnée par :

$$S(x) = \sqrt{\sum_{j=1}^n \left[(x_j - x_G)^2 + (y_j - y_G)^2 \right]} \quad (\text{II.4})$$

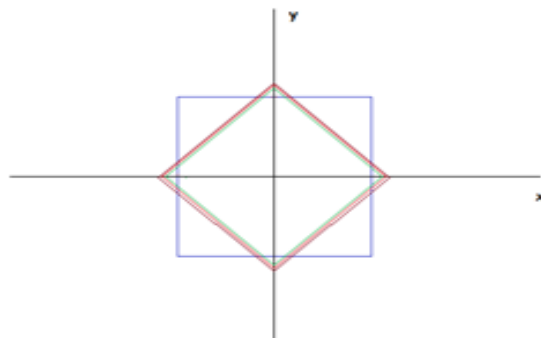


Fig. II.7 Suppression de la composante d'échelle.

• **Rotation** : quand les matrices sont translater et mesurées, il est temps pour l'étape de rotation, qui implique d'aligner toute les forme sur la forme cible (La moyenne). Elle consiste à trouver de quel angle θ il faut tourner les losange pour répartir au mieux entre les quatre points qui constituent les formes, la différence qu'il présente avec la forme de référence. Cette distance, une fois minimisée, s'appelle distance de Procruste.

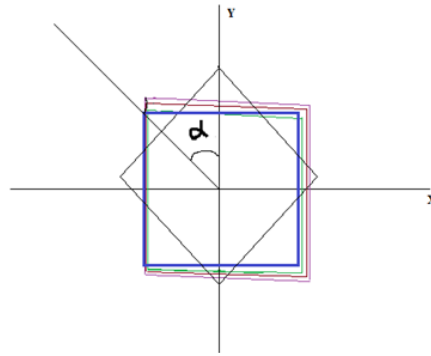


Fig. II.8 Suppression de la composante de rotation.

c) Application de l'analyse en composante principale (ACP)

L'analyse en composantes principales (en abrégé ACP) est une technique qui est utile pour la compression et la classification des données. Le problème consiste à réduire la dimensionnalité d'un ensemble des données (échantillon) pour trouver un nouvel ensemble de variables plus petit que l'ensemble original, qui néanmoins contient la plupart de l'information de l'échantillon (décrire les principales variations d'une forme à l'aide d'un faible nombre de paramètres). C'est la technique utilisée traditionnellement pour finir la construction d'un modèle de distribution de point de la forme. C'est l'une des modélisations les plus simples et les plus utilisées.

Construction de modèle statistique : Les formes alignées sont représentées par des vecteurs de $2N$ composantes :

$$X_i = (x_1^i, x_2^i, \dots, x_N^i, y_1^i, y_2^i, \dots, y_N^i) \quad , \quad 1 \leq i \leq k \quad (\text{II.5})$$

L'application de l'analyse en composantes principales aux vecteurs X_i , permet de représenter les variations de ces vecteurs d'une manière concise, en fonction du vecteur moyen et les principales directions de variation.

On note le vecteur moyen par :

$$\bar{X} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N X_i \quad (\text{II.6})$$

Et la matrice de covariance :

$$G = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (X_i - \bar{X}) * (X_i - \bar{X})^T \quad (\text{II.7})$$

Les vecteurs p_i , vecteurs propres de la matrice G , constituent les directions principales de variation des vecteurs X_i . On peut reproduire une forme géométrique X en fonction de la forme moyenne $\bar{X}$ et d'un certain nombre de vecteurs propres, par l'équation :

$$X = \bar{X} + P * b \quad (\text{II.8})$$

Où P est la matrice des vecteurs propres de la matrice de covariance G et b le vecteur de paramètres, donné par l'expression :

$$b = P^T (X - \bar{X}) \quad (\text{II.9})$$

Les valeurs b_i peuvent varier classiquement entre $-3\sqrt{\lambda_i}$ et $+3\sqrt{\lambda_i}$ (λ_i étant les valeurs propres de G et sont définies par projection de la forme centrée sur la base des vecteurs propres). Les variations des b_i permettent de faire évoluer une forme, de la moyenne vers des formes plus extrêmes.

Plus précisément, on cherche un modèle paramétrique $X(b)$ pour générer de nouvelles instances de formes en faisant varier le vecteur des paramètres b . Si l'on est capable de modéliser la distribution de ces paramètres $p(b)$, on peut générer des formes semblables à celle de la base d'apprentissage. On peut, également, analyser de nouvelles formes et déterminer si elles sont semblable [3]. Si b (le vecteur de paramètres) est nul, on parlera de la reconnaissance de forme.

II.3.2 Recherche de l'objet dans une nouvelle image

Dans le cas des ASM, le voisinage du point est défini par le profil normal : un segment de droite centré sur l'amer et perpendiculaire au segment reliant deux points voisins

(Fig. II.9). L'apparence locale $\mathbf{g}_{loc}(\mathbf{I}, \mathbf{x})$ contient les N_{pix} pixels de $\mathbf{I}$ échantillonnés le long du profil.

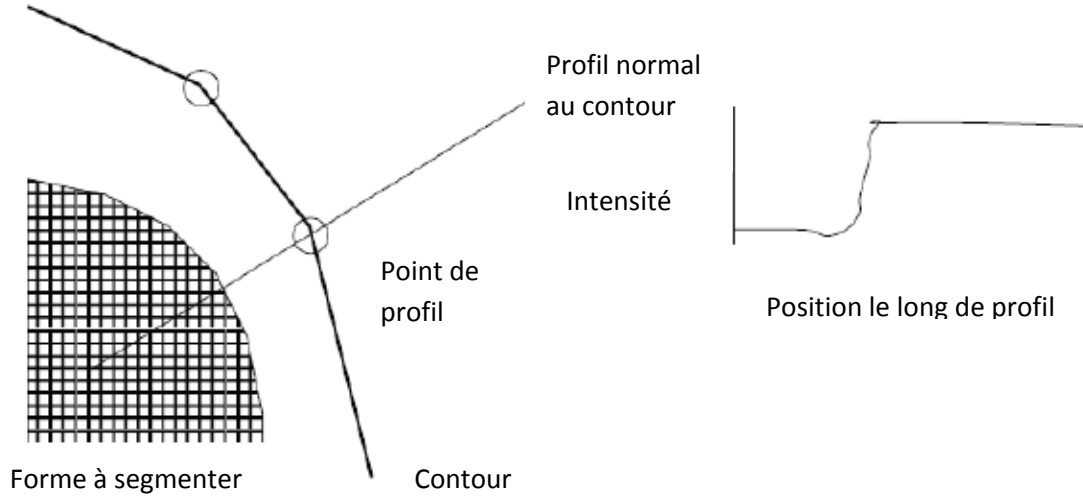


Fig. II.9 Le profil normal caractérise l'apparence du voisinage d'un point du modèle.

[4]

Après avoir construit le modèle de variation de forme et caractérisé le profil de chaque point caractéristique, l'algorithme de l'ASM permet de détecter l'objet dans une nouvelle image.

On considère qu'une instance de l'objet est décrite par des paramètres de forme bi et de pose (rotation, homothétie et translation). Elle peut être générée alors par :

$$X_i = M[s_i, \theta_i][X_i^{nor}] + T_i \quad (\text{II.10})$$

Avec : M une matrice de rotation et multiplication par le facteur d'échelle :

$$M[s_i, \theta_i] = s_i \cdot \begin{pmatrix} \cos(\theta) & -\sin(\theta) \\ \sin(\theta) & \cos(\theta) \end{pmatrix} \quad (\text{II.11})$$

T_i un vecteur de translation :

$$T_i = (tx_i, tx_i, \dots, tx_i, ty_i, ty_i, \dots, ty_i) \quad (\text{II.12})$$

La forme, dans le référentiel des formes normalisées, est donnée par :

$$X_i^{nor} = \bar{X} + dX_i^{nor} \quad (II.13)$$

Avec :

$$dX_i^{nor} = P \cdot b_i \quad (II.14)$$

Pour interpréter une nouvelle image, on doit déterminer les paramètres de pose et de forme qui ajustent au mieux le modèle à l'image. On suppose qu'on dispose d'une estimation initiale de la forme. L'algorithme du modèle actif de forme se présente comme suit :

- 1) *Calculer un profil pour chaque point de référence de la forme moyenne pendant la phase d'apprentissage.*
- 2) *Poser la forme moyenne au plus près des objets rechercher (exemple: la main)*
- 3) *Répéter : -Rechercher, le long de chaque normale de la forme précédemment élaborée, le profil correspondant au mieux à celui calculé pour la forme moyenne. Les nouveaux points de marquage sont les points centraux des profils ainsi trouvés.*
-Rechercher le modèle de forme s'adaptant le mieux aux points trouvés à l'étape précédente. Celui-ci constituera la forme de départ pour l'itération suivante.

- Remarque :

Vu que notre but était la modélisation de forme, cette étape ne sera pas traitée.

II.4 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons montré les différentes étapes de création de modèles actifs de formes, qui incorporent des connaissances *a priori*.

En effet, cette incorporation est traduite par la modélisation de cette connaissance, construisant, ainsi, un modèle de forme *a priori*.

Pour cela, nous allons adopter les étapes des ASMs, qui nous permettra de modéliser cette connaissance *a priori*, pour certains exemples d'application. Ce qui se fera dans le chapitre suivant.

Chapitre III

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, MPEGMOVIE 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 (images en couleur), 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 Tests et résultats

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 préféré de traiter un autre objet assez compliqué 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.

III.3.1 Test 1

Dans le test 1, nous avons pris la base d'apprentissage de la banane. Notre base est constituée de 12 images avec différentes formes et différentes textures. Les images de la base d'apprentissage sont illustrées dans la figure III.2.



Fig. III.2 La première base d'apprentissage.

Comme nous pouvons le constater, la banane présente plusieurs caractéristiques :

- La forme de la banane : possédant une forme peu compliqué et permettant de simplifier l'annotation de la base d'apprentissage.
- L'apparence : possédant une diversité de texture, permettant, ainsi, l'enrichissement de notre ensemble d'apprentissage. En effet, nous pouvons citer quelques exemples de ses différentes apparences :
 - Une banane en bon état, nous donnera une texture jaune ;
 - Une banane périmée correspond à une texture mouchetée ou à une texture complètement marron ;
 - En épluchant la banane, on aura une texture blanche ou crème ;
 - En épluchant la moitié de la banane, on peut avoir une texture mélangée entre le blanc et le jaune ou entre le blanc et le marron.
- **Annotation de la base d'apprentissage**

Pour avoir notre modèle de forme, nous devons passer par l'annotation de notre base d'apprentissage. Pour cela, nous avons choisi 9 points de références représentés par un cercle rouge, et entre chaque 2 points, on a mis 4 points intermédiaires représentés par une étoile bleue (Fig. III.3).

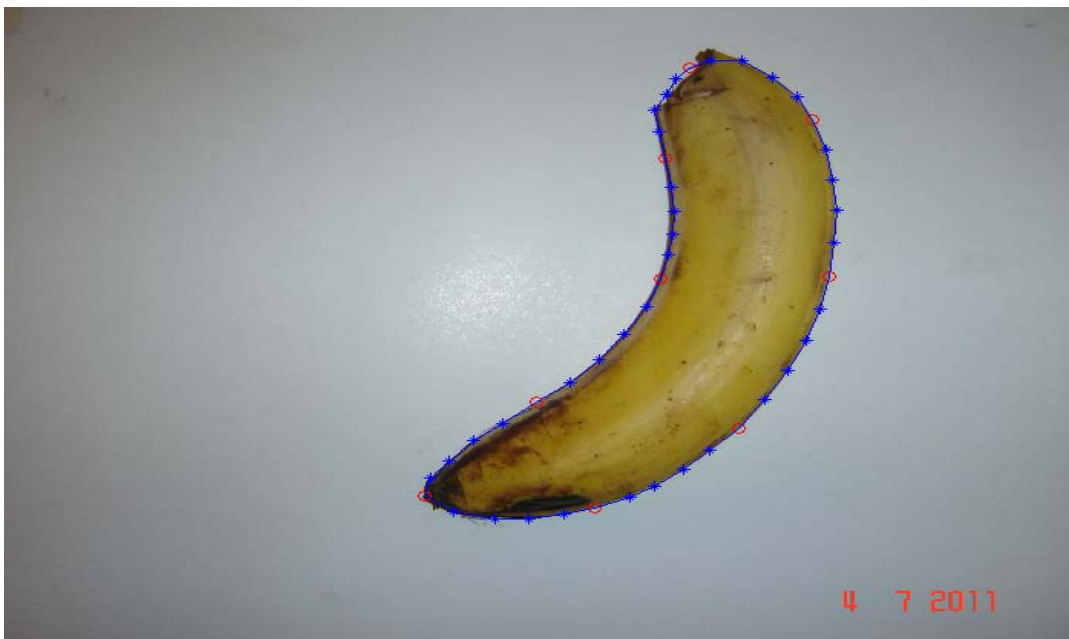


Fig. III.3 Annotation de la base d'apprentissage.

❖ Remarque

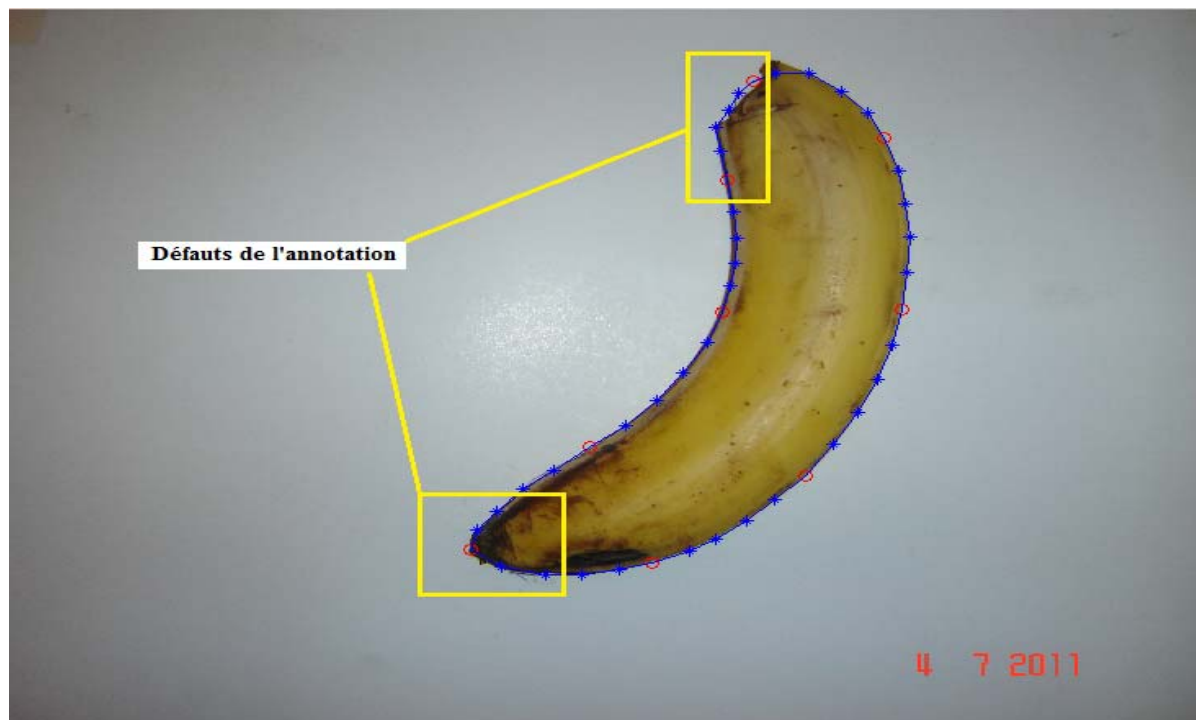
Vu que l'annotation est faite manuellement, il est difficile de déterminer avec précision la forme de la banane, surtout dans les régions les plus concaves (Fig. III.3), mais, aussi, il est très difficile d'avoir un vecteur d'annotation de même taille pour toutes les images de notre base. Pour remédier à tout cela, nous avons fait appel à l'interpolation entre les points.

Pour le test 1 nous avons choisis de mettre 8 points entre chaque deux point de référence, ce qui nous donnera une forme constitué de 82 points. La forme obtenue est très proche de la forme de l'objet. La différence entre l'annotation sans interpolation et avec interpolation est illustrée dans la figure III.4.

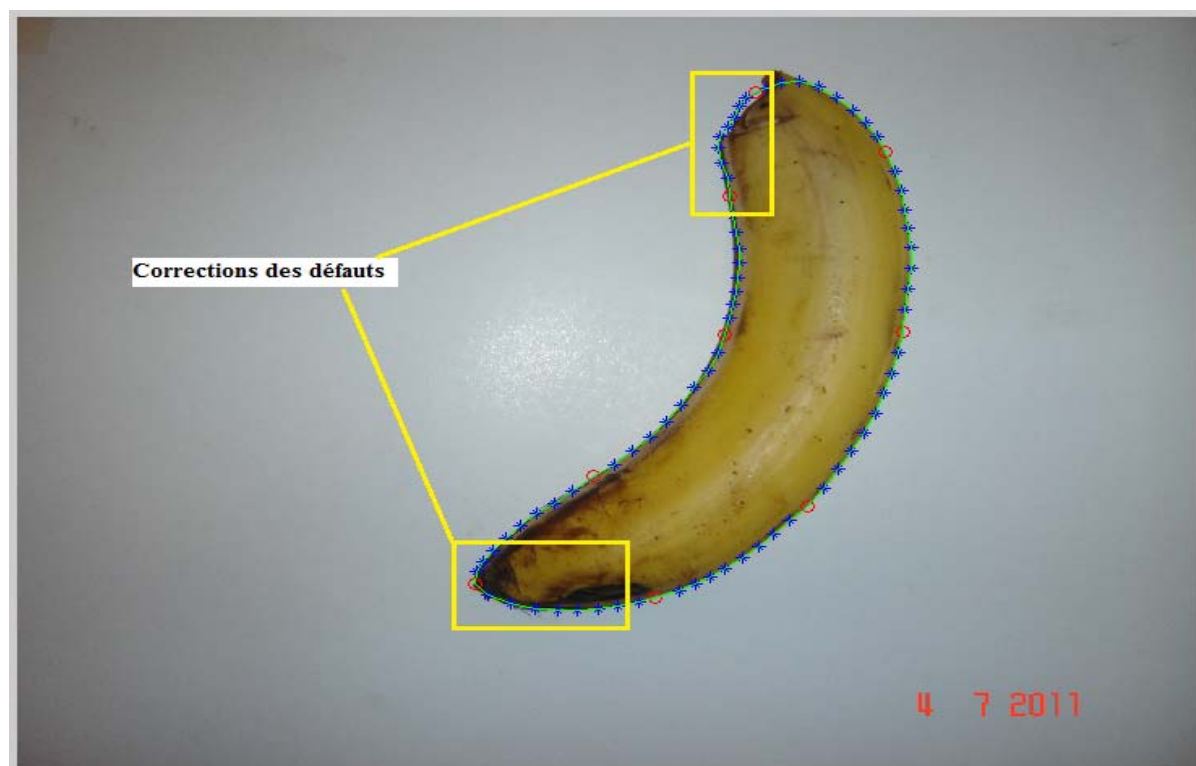
• Alignement de toutes les images de la base d'apprentissage

Cette opération consiste à aligner tout les nuages de point résultant de l'annotation sur la forme moyenne que nous avons pris comme forme de référence, comme nous l'avons expliqué dans le chapitre 2 :

- on doit translater toutes les formes vers la forme moyenne pour pouvoir éliminer la composante de translation
- pour éliminer la composante de l'échelle, on doit multiplier par un facteur d'échelle
- et nous allons terminer par la multiplication par un angle de rotation (θ) pour éliminer la composante de rotation.



(a)



(b)

Fig. III.4 Annotation d'une image dans la base 1 : (a) Annotation sans interpolation et (b) Annotation avec interpolation.

Pour avoir notre modèle de forme statistique, nous avons appliqué l'analyse en composante principale (ACP). La figure III.5 montre les sept premiers modes les plus significatifs.

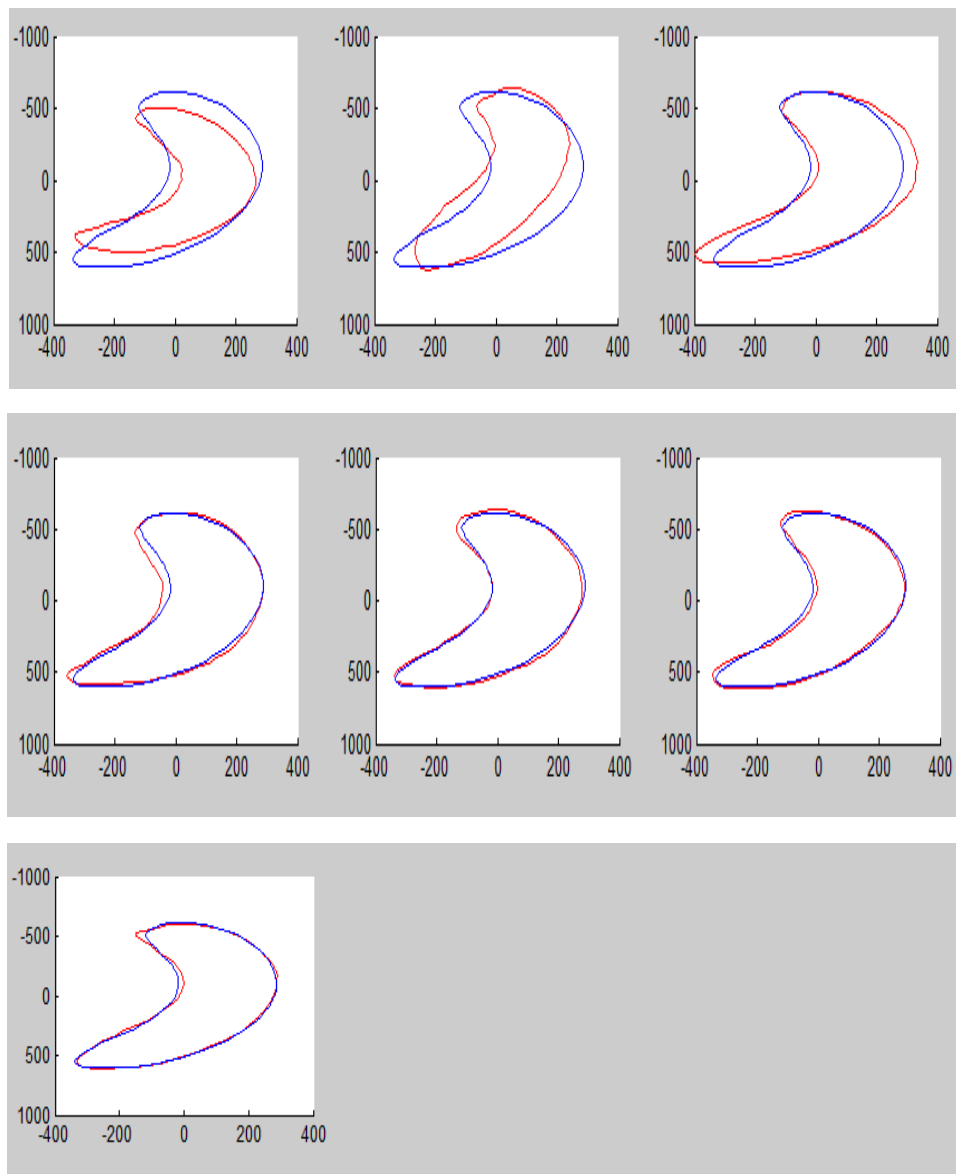


Fig. III.5 Les modes propres les plus significatifs

III.3.2 Test 2

Comme nous l'avons cité auparavant, nous avons pris dans notre deuxième test la main d'un humain, pour cela nous avons construit notre deuxième base d'apprentissage qui est constitué de 10 mains différentes, la figure III.6 illustre notre deuxième base d'apprentissage

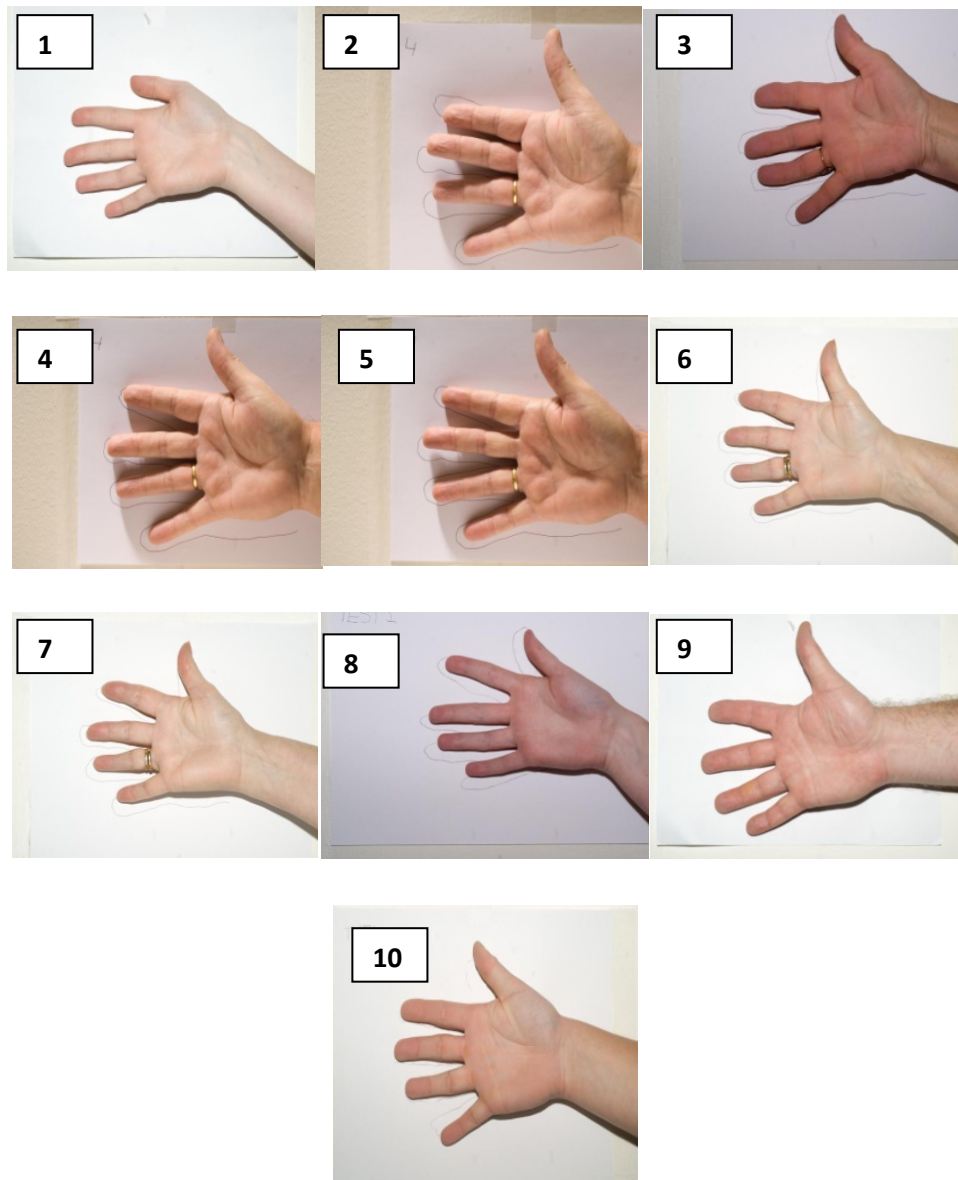
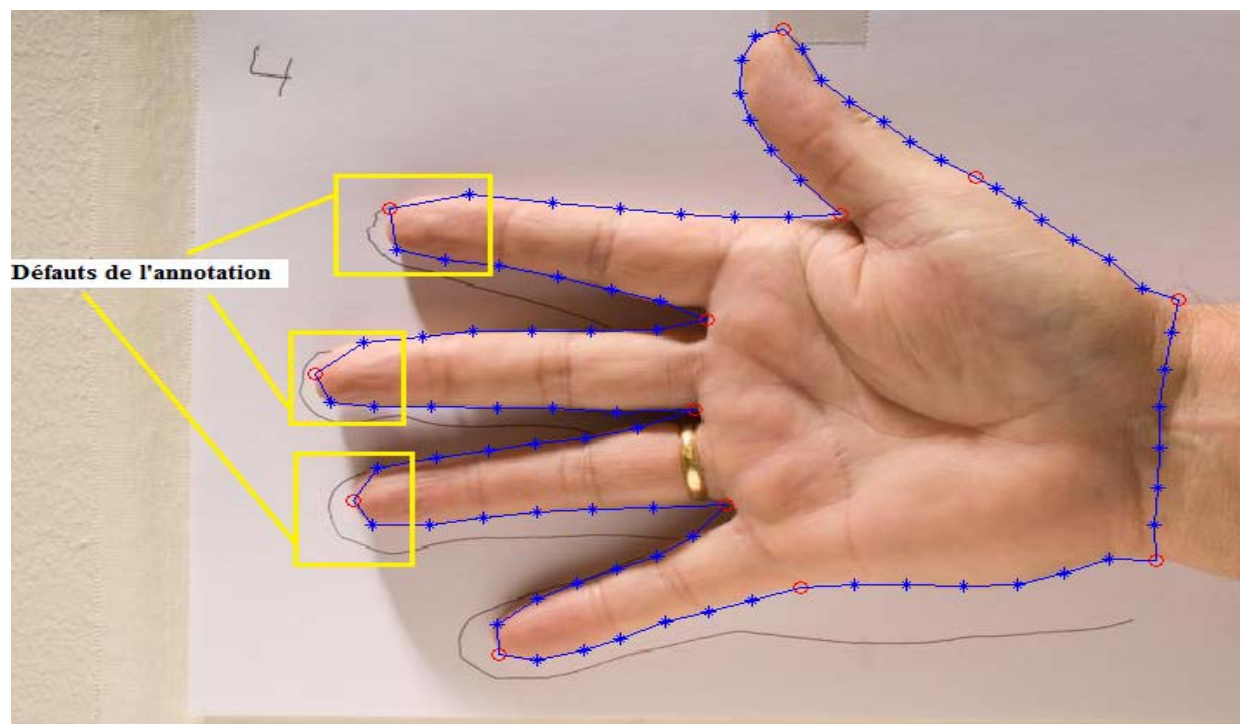


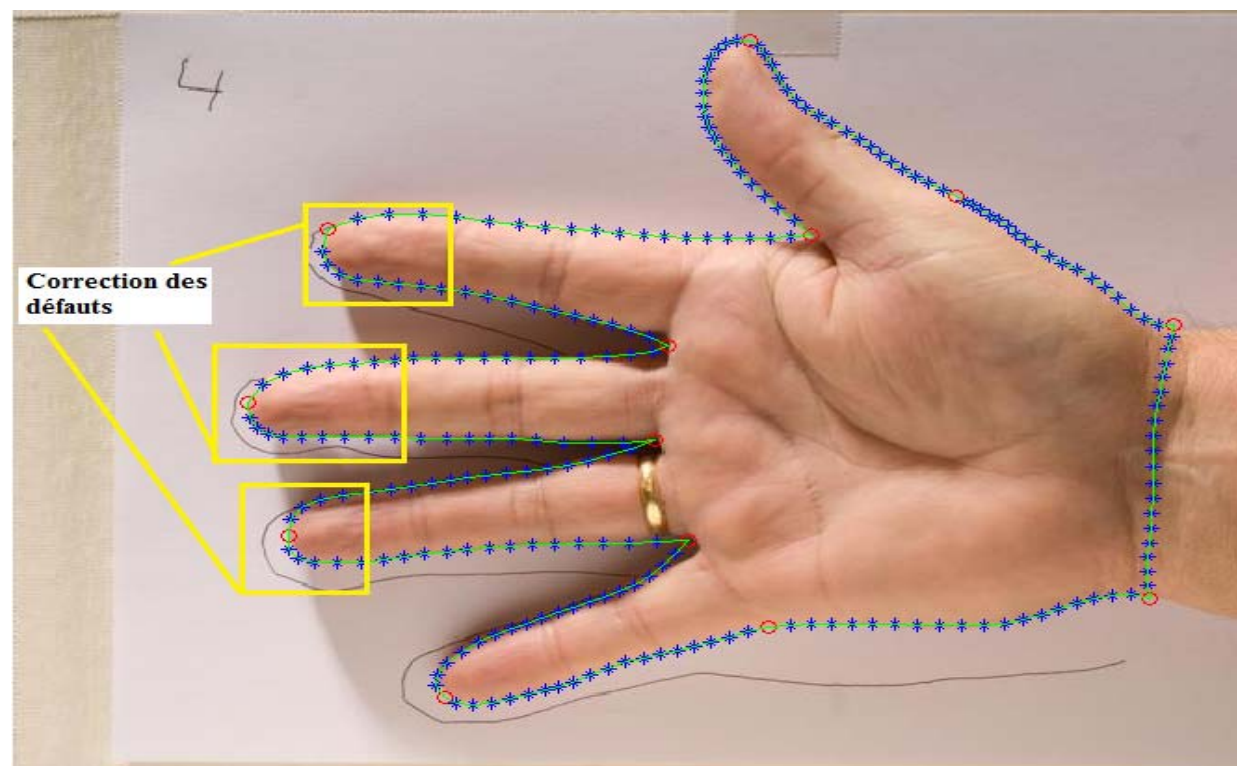
Fig. III.6 Deuxième base d'apprentissage.

- **Annotation de l'ensemble d'apprentissage**

Comme dans le test 1, nous avons annoté notre ensemble d'apprentissage manuellement. Vu que la main a une forme assez compliquée, il est nécessaire de prendre un nombre important de point lors de l'annotation de la base d'apprentissage. Pour cela nous avons choisis de mettre 13 points de référence (Fig. III.7.a). Entre chaque deux point nous avons mis 6 points intermédiaires, après l'interpolation, nous avons abouti à 248 points (Fig. III.7.b).



(a)



(b)

Fig. III.7 Annotation d'une image dans la base 2: (a) Annotation sans interpolation et (b) Annotation avec interpolation.

- **L'alignement**

La figure III.8 montre les trois premiers modes les plus significatifs, en rouge. La forme moyenne est représentée par la couleur bleu.

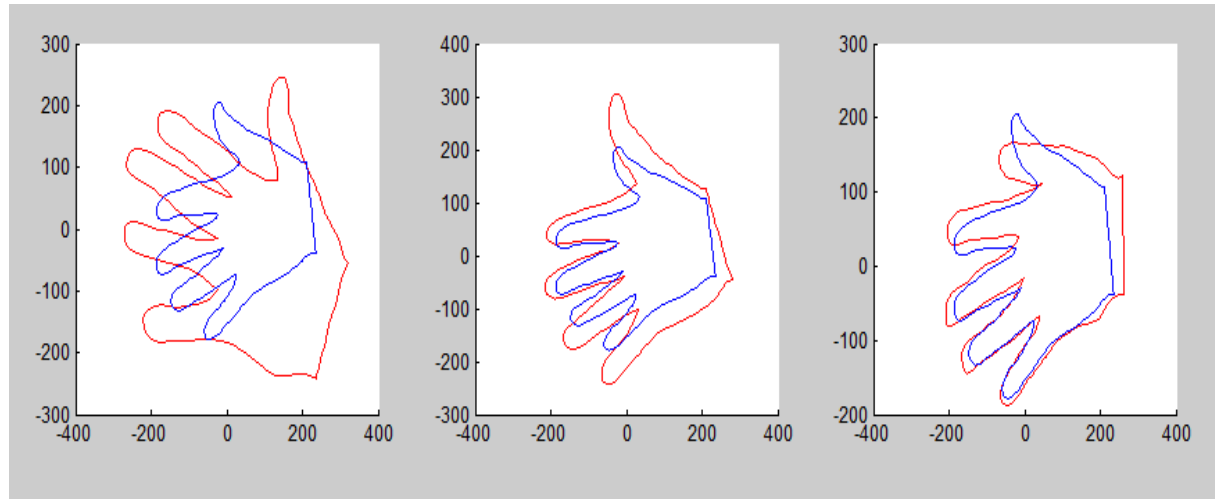


Fig. III.8 Les trois premiers modes propres.

III.4 Conclusion

Nous avons, dans ce chapitre, pu modéliser la forme de deux objets différents. En effet, ayant deux bases d'apprentissage différentes.

Nous avons, tout le long de ce chapitre, montré, en image, les différentes étapes de modélisation, ainsi que les différents modes propres les plus significatifs.

Une augmentation de la taille des bases et une diversification des formes, enrichira davantage le modèle résultant.

Conclusion Générale

Conclusion générale

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

La méthode des ASM possède des étapes qui permettent de modéliser l'*a priori*. En effet, elle présente 3 étapes, essentielles : apprentissage, alignement et ACP. Nous l'avons testé sur deux bases d'apprentissage, représentant deux objets différents. C'est une méthode de modélisation très intéressante et bien adaptée à la modélisation de plusieurs formes.

Néanmoins, les deux tests que nous avons effectués nous ont permis de faire certaines remarques :

- *Les bananes sont plus caractérisées par leur texture que par leur forme.*
- *La tâche de l'annotation manuelle des images de l'ensemble d'apprentissage est fastidieuse et coûteuse en temps, notamment pour de grands ensembles d'apprentissage, ce qui est souvent nécessaire pour construire un bon modèle. Par ailleurs, l'annotation doit être effectuée avec la plus grande précision, de préférence par un expert.*
- *Cela ne peut pas exclure pour autant toutes les imprécisions dans les positions des points caractéristiques. Ces imprécisions induisent des erreurs non contrôlées dans le modèle.*

Notre travail, étant introductif et n'exploitant que trois étapes des ASMs, une continuité de la dernière étape, fera une bonne suite à notre travail.

Bibliographies

- [1] [www. http://en.wikipedia.org/wiki/ L’apriori et L’a posteriori](http://en.wikipedia.org/wiki/L%27a_priori_et_L%27a_posteriori)
- [2] Livre de Kant (*critique de la raison pure*)
- [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
- [4] www.creatis.insa-lyon.fr/~dsarrut/articles/Clarysse2004.pdf
- [5] www.cmap.polytechnique.fr/~giraud/MAP574/MAP574.pdf
- [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
- [7] M-A Charmi, S. Derrode, F. Ghorbel . Thèse *Snakes avec a priori en utilisant l'alignement de formes* .
- [8] I.smail Ben Ayed, thèse de doctorat ,*Contributions à la segmentation d'images par approches vibrationnelles via courbes actives et level sets*, 2007
- [9] Robert, C.P. *The Bayesian Choice. From Decision-Theoretic Motivations to Computational Implementation. (second edition)*, Springer-Verlag : New York, 2001
- [10] T. F. Cootes and C. J. Taylor. *Active Shape model : Smart snak*
British Machine Vision Conférence, Springer-Verlag, 266-275, 1992.
- [11] MAHMOUDI Saïd, MERATI Medjeded , *une nouvelle approche de segmentation d’image médicales par combinaison des deux modèles déformables (ASM et snake)*
(Université d’Ibn Khaldoun Tiaret, Faculté Polytechnique de Mons)
- [12] Kevin BAILLY. Thèse de doctorat,

Méthodes d'apprentissage pour l'estimation de la pose de la tête dans des images monoculaires .soutenue publiquement le 9 juillet 2010.paris6

[13] Mohamed HACHAMA.. Rapport de Stage . *Modèles actifs de forme et d'apparence pour la reconnaissance de forme* . Ecole Normale Supérieure de CACHAN .2004