

N° d'ordre : 01/2014-D/Inf

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique
Université des Sciences et de la Technologie Houari Boumediene

Faculté d'Electronique et d'Informatique



THESE

Présentée pour l'obtention du grade de **DOCTEUR EN SCIENCES**

En : Informatique

Spécialité : Intelligence Artificielle et Base de Données Avancées

Par : LAICHE Nacéra

Sujet :

**Description Géométrique des Silhouettes d'Objets de
Forme Libre**

Soutenue publiquement, le 09./ 11./ 2014 devant le jury composé de :

Mme A. SERIR	Professeur à l'USTHB/ FEI	Présidente
M S. LARABI	Professeur à l'USTHB/ FEI	Directeur de thèse
M : A. TALEB-AHMED	Professeur à l'U Valenciennes, France	Examinateur
M M. C. BABAHENINI	Maitre de Conférences/A à l'U.M.K, Biskra	Examinateur
Mme N. BAHA TOUZENE	Maitre de Conférences/A à l'USTHB/ FEI	Examinatrice
Mme N. BENBLIDIA	Maitre de Conférences/A à l'U.S.D, Blida	Examinatrice

Remerciements

Ce travail de thèse a été réalisé au sein de l'équipe Vision Artificielle du Laboratoire de Recherche en Intelligence Artificielle (LRIA), USTHB.

Je tiens à remercier, en premier lieu le bon dieu Allah le tout puissant pour m'avoir donné la force, la volonté et le courage pour réaliser ce modeste travail. El Hamdou lillah.

Mes vifs remerciements vont tout d'abord à Monsieur Slimane LARABI, professeur à l'USTHB pour m'avoir proposé le thème de cette thèse, pour son encadrement et pour toutes ses remarques pertinentes.

J'adresse mes vifs remerciements à Mme Amina SERIR Professeur à l'USTHB, Directrice du Laboratoire de Traitement d'Images et Rayonnement (LTIR), pour m'avoir fait l'honneur d'accepter de présider mon jury de thèse.

Mes sincères remerciements vont également aux membres du jury: Mr Abdelmalik TALEB-AHMED Professeur à l'université de Valenciennes et du Hainaut Cambrésis France, Mme Nadja Benblidia, Maître de conférences à l'université de Saad Dahleb Blida, Mr Mohamed Chaouki BABAHENINI Maître de conférences à l'université Mohamed Khider Biskra, et Mme Nadia BAHA, Maître de conférences à l'USTHB pour m'avoir fait l'honneur d'accepter de faire partie du jury de cette thèse et d'examiner ce travail.

Je souhaite également remercier mes amis, mes collègues du département d'informatique et en particulier les membres du laboratoire LRIA pour les moments partagés ensemble.

Je tiens à remercier ma chère famille chez qui j'ai toujours pu trouver soutien, aide et chaleureuse présence.

Je termine en exprimant ma gratitude aux différentes personnes qui ont contribué de près ou de loin à la réalisation de ce travail.

Résumé

Ce travail s'inscrit dans le cadre de la recherche d'images par le contenu. Dans ce contexte, les travaux présentés dans cette thèse portent sur la conception d'un système pour la description d'objets de forme libre à partir de leurs images ainsi que leur reconnaissance. Les images sont issues du monde réel, à partir d'une ou plusieurs cameras et prises sous différents angles de vue.

Le procédé mis en œuvre exploite principalement les contours fermés extraits des objets ainsi que leurs points de courbure, et il est constitué de deux phases indispensables : la phase de modélisation et celle de reconnaissance.

La phase modélisation développée consiste à représenter et à décrire géométriquement les formes des silhouettes d'objets 3D de forme libre moyennant des courbes. Deux modèles mathématiques ont été appliqués pour calculer le descripteur sous forme de séquence de courbes ordonnées et normalisées. Le premier investigate le cas de courbe explicite et le deuxième le cas paramétrique. Tous les deux sont basés sur les fonctions polynômiales. Ils se différencient principalement par le fait que le premier propose une description par un seul polynôme, c'est l'approximation au sens des moindres carrés, tandis que le deuxième propose une représentation donnée sous forme de combinaison linéaire de polynômes (morceaux polynômiaux). Il s'agit des courbes B-splines.

La deuxième phase de notre système est la reconnaissance d'objets. Elle consiste à évaluer le degré de similarité entre une forme modèle donnée et une forme requête à reconnaître par calcul de similarité entre toutes leurs courbes construites lors de la première phase. Pour cela, nous proposons une technique de mise en correspondance basée sur l'estimation d'erreurs entre les différentes courbes.

Les tests expérimentaux menés sur plusieurs bases de données de formes montrent la validité de l'approche développée.

Mots-clés: Reconnaissance de formes, Courbes, Points de courbure, Approximation d'un nuage de points.

Table des matières

Introduction Générale	1
Problématique	2
Contributions de la thèse	3
Organisation de la thèse.....	4
Chapitre 1:	5
Etat de l'art sur les techniques de représentation des formes.....	5
1.1 Introduction.....	5
1.2 Systèmes de Reconnaissance de Formes	7
1.2.1 Prétraitement.....	7
1.2.2 Extraction des caractéristiques	8
1.2.3 Reconnaissance des formes (classification des formes).....	9
1.3 Descripteurs d'objets	9
1.3.1 Descripteurs de couleur	10
1.3.2 Descripteurs de texture	12
1.3.3 Descripteurs de forme.....	13
1.4 Description des objets basée sur la géométrie de leurs formes dans l'image	13
1.4.1 Les techniques de représentation orientées régions.....	15
1.4.1.1 Les invariants algébriques	16
1.4.1.2 Histogrammes de projections	21
1.4.1.3 Matrice de forme.....	21
1.4.1.4 Signature de forme.....	22
1.4.2 Les techniques de représentation orientées contours.....	23
1.4.2.1 Descripteurs de Fourier.....	23

1.4.2.2 Courbure à différentes échelles	24
1.4.2.3 Squelette	25
1.4.2.4 Chaîne de codes	25
1.4.2.5 Approximation polygonale	26
1.4.2.6 Contexte de forme.....	27
1.4.3 Indices de formes	27
1.4.3.1 Convexité surfacique	28
1.4.3.2 Circularité	28
1.4.3.3 Excentricité	28
1.5 Approche textuelle pour la description des formes	30
1.6 Description de formes par des courbes	30
1.7 Contours actifs (Snakes)	34
1.8 Synthèse	35
1.9 Conclusion	36
Chapitre 2.....	37
Modélisation des courbes	37
2.1 Introduction.....	37
2.2 Types de représentation de courbes	38
2.2.1 Les différents types d'interpolation	38
2.2.1.1 Interpolation linéaire.....	38
2.2.1.2 Interpolation quadratique.....	39
2.2.1.3 Interpolation cubique	39
2.2.1.4 Interpolation par splines	39
2.2.1.5 Interpolation polynomiale.....	39
2.2.1.5.1 Interpolation de Lagrange.....	40
2.2.1.5.2 Interpolation de Newton	41
2.2.1.5.3 Interpolation d'Hermite	41

2.2.1.5.4 Polynômes de Tchebychev	41
2.2.2 Approximation des fonctions.....	42
2.2.2.1 Approximation au sens des moindres carrés.....	42
2.2.2.2 Courbes de Bézier.....	43
2.2.2.2.1 Polynômes de Bernstein	43
2.2.2.2.2 Courbes de Bézier.....	44
2.2.2.3 Courbes B-splines.....	46
2.2.2.3.1 Base de B-splines.....	46
2.2.2.3.2 Les B-splines	48
2.2.2.4 NURBS	50
2.3 Conclusion	51
Chapitre 3.....	52
Modélisation géométrique des formes.....	52
3.1 Introduction.....	52
3.2 Modélisation géométrique des formes.....	54
3.2.1 Extraction des contours élémentaires de la frontière de forme.....	56
3.2.1.1 Extraction des points de forte courbure	56
3.2.1.2 Sélection des points de partitionnement	60
3.2.2 Modélisation des courbes	62
3.2.2.1 Points d'approximation.....	62
3.2.2.2 Représentation des courbes.....	63
3.2.2.2.1 Courbes des moindres carrés	64
3.2.2.2.2 Courbes des B-splines.....	69
3.2.3 Normalisation	73
3.3 Exemple d'un descripteur d'une forme	76
3.4 Appariement des formes	79
3.4.1 Courbes décrites par les moindres carrés.....	79

3.4.2 Courbes décrites par les B-splines	81
3.4.2.1 Programmation dynamique.....	81
3.4.2.2 Adaptation de la programmation dynamique à notre problème	82
3.5 Propriétés du descripteur	85
3.6 Processus de reconnaissance d'une forme	88
3.6.1 Etape de présélection	88
3.6.2 Mise en correspondance des formes	89
3.7 Conclusion	89
Chapitre 4.....	91
Etude Expérimentale.....	91
4.2 Bases de données de test.....	92
4.2.1 Base ETH-80	92
4.2.2 Base MPEG-7	93
4.2.3 Base Kimia-99	94
4.2.4 Base Kimia-216	95
4.3 Calcul des descripteurs de formes	96
4.3.1 Description par les courbes des moindres carrés	96
4.3.2 Description par les courbes B-splines.....	99
4.4 Evaluation des performances du descripteur	101
4.4.1 Par les courbes des moindres carrés	101
4.4.2 Par les courbes des B-splines.....	112
4.5 Discussion.....	115
4.6 Conclusion	117
Conclusion Générale et Perspectives	118
Conclusion	118
Perspectives	119
Bibliographie	120

Figures

Figure 1.1 Etapes d'un système de reconnaissance de formes.....	7
Figure 1.2 Région et contour d'un objet 2D.....	9
Figure 1.3 Reconstruction de formes à différents ordres [Foulonneau & al 04].....	19
Figure 1.4 L'axe médian (trait gras) d'une forme [Hulin 09]. (a) Tel que défini par Blum. (b) Par le centre des boules de la forme.	25
Figure 1.5 Calcul des quasi-invariants.....	29
Figure 1.6 Les courbes de Hilbert d'ordre 1 à 4 de gauche à droite.	33
Figure 1.7 Représentation d'une silhouette par la courbe HC [Ebrahim & al 09].	34
Figure 2.1 Base de polynômes de Bernstein de degré 3.....	44
Figure 2.2 Courbe de Bézier et son polygone de contrôle.	45
Figure 2.3 Fonctions de bases pour le vecteur (0, 0, 0, 0, 1, 2, 3, 3, 3, 3).....	48
Figure 2.4 Exemple de courbe d'approximation B-spline.	50
Figure 3. 1 Vue d'ensemble de l'approche proposée.	54
Figure 3.2 Points particuliers dans une courbe (de forte courbure). La couleur bleu représente les points concaves de la forme cheval et la rouge celle des points convexes.	57
Figure 3.3 Détection des points de courbure par l'algorithme de Chetverikov [Chetverikov 03].....	58
Figure 3.4 Exemple d'approximation polygonale selon [Douglas & Peucker 73].....	59
Figure 3.5 Décomposition de formes en parties.....	60
Figure 3.6 Calcul de degré de concavité d'un point.....	61

Figure 3. 7 Points de partitionnement. (a) Représente la forme originale. (b) Détection des points de forte courbure avant élimination. (c) La couleur bleu illustre les points de partitionnement (points concaves) obtenus par notre algorithme.	62
Figure 3.8 Localisation de la partie à approximer : P_{13}	66
Figure 3.9 Représentation graphique de la courbe $C_{13}(x)$	66
Figure 3.10 Exemple du problème d'indétermination. (a) Exemple de forme à courbes indéterminées. (b) Visualisation des nouveaux points de partitionnement pour les parties du premier cas. (c) Pour le deuxième cas.	68
Figure 3.11 Exemple de courbe B-splines. (a) Localisation et illustration des points de contrôle. (b) La courbe B-splines correspondante.	72
Figure 3.12 Normalisation par rapport à la rotation.	74
Figure 3.13 Exemple de courbes transformées. (a) forme originale partitionnées en 5 parties. (b) représentation des courbes des moindres carrés des parties (C5) et (C'5) avant normalisation. (c) représente les mêmes courbes après normalisation. (C'5) représente la même partie (C5) de la forme originale réduite à 70%.	75
Figure 3.14 Points de partitionnement ainsi que les points convexes. (a) Forme originale. (b) Points de partitionnement concaves en couleur rose et convexes en couleur jaune.	76
Figure 3.15 Représentation graphique d'un descripteur d'une forme.	77
Figure 3. 16 Les courbes B-splines de quelques parties. (a) et (c) Représentent les six premières parties constituant le contour externe de la forme butterfly-20. (b) et (d) Représentent les courbes B-splines correspondant à ces parties dans l'ordre.	78
Figure 3.17 Illustration du calcul matriciel de $D(n, m)$	82
Figure 3.18 Calcul du coût minimal entre les formes Q et S.	84
Figure 3.19 illustration graphique des descripteurs des formes occultées.	86
Figure 3.20 Cas d'une forme fortement occultée.	87
Figure 4.1 Exemple de la classe vache.	92

Figure 4.2 Base de données ETH-80.....	93
Figure 4.3 Quelques exemples de formes de la base d'images MPEG-7.....	94
Figure 4.4 Base de Kimia-99.....	95
Figure 4.5 Exemples de la base d'images Kimia-216.....	96
Figure 4.6 Deux images d'une poire à deux échelles différentes : (a) 100% et (b) 50% et leur décomposition en parties.....	97
Figure 4.7 Représentation graphique du descripteur des deux images de la poire. (a) et (b) avant normalisation. (c) et (d) après normalisation.....	98
Figure 4.8 (a) Forme originale et ses dérivées à 75% et 50%. (b) Représentation graphique des courbes B-splines, approximant les différentes parties de la forme vache pour trois échelles : 50%, 75% et 100% avant la normalisation. (c) Représentation graphique des courbes B-splines après la normalisation.....	99
Figure 4.9 (a) Forme originale et ses dérivées à 75% et 50%. (b) Représentation graphique des courbes B-splines, approximant les différentes parties de la forme chien à des échelles variées: 50%, 75% et 100% avant la normalisation. (c) Représentation graphique des courbes B-splines après la normalisation.....	100
Figure 4.10 Résultats de la recherche pour quelques formes.....	102
Figure 4.11 Résultats de la recherche.....	103
Figure 4.12. Objets occultés.....	104
Figure 4.13 Résultats de reconnaissance d'objets occultés.....	105
Figure 4.14 Taux de reconnaissance de quelques classes. (a) Représente les taux élevés supérieurs à 78%. (b) Représente les taux inférieurs à 40%.....	108
Figure 4.15 Résultats de recherche pour chaque classe de la base Kiima-216.....	111
Figure 4.16 Résultats de la recherche pour quelques formes.....	112
Figure 4.17 Résultat de recherche.....	113

Tables

Tableau 1.1 Récapitulatif des techniques utilisées en reconnaissance de formes 2D.....	15
Tableau 3.1 Points de contrôle et le vecteur des nœuds associés à la 6 ^{ème} partie de la forme de la figure 3.11 (a)	73
Tableau 4.1 Décomposition d'une forme (tasse) et son descripteur.	97
Tableau 4.2. Taux de reconnaissances moyens obtenus lors de l'évaluation ainsi que ceux de quelques approches.	106
Tableau 4.3 La performance en utilisant la précision à 10 mesures.	109
Tableau 4.4 Performance des résultats en utilisant la précision à 40 mesures pour MPEG-7.	109
Tableau 4.5 Résultats de recherche dans la base de Kimia-99 pour quelques techniques citées dans la littérature.	110
Tableau 4.6 Performance des résultats en utilisant la précision à 10 mesures.....	114
Tableau 4.7 Résultats de recherche sur la base Kimia-99.....	115

INTRODUCTION GENERALE

La reconnaissance d'objets est l'un des domaines de recherche les plus actifs en vision par ordinateur. Il consiste à associer une identification à une image requête. Pour un traitement informatique, ce processus nécessite l'extraction d'un descripteur représentant le contenu de l'image en vue de le comparer à ceux d'une base d'images modèles.

Le champ des applications recouvert par les systèmes automatisés de reconnaissance des formes est très vaste. Nous pouvons citer : la reconnaissance des caractères manuscrits, l'analyse des discours, analyse de trafic et contrôle, reconnaissance des visages ou des parties du corps humain, la biométrie qui repose sur des informations physiques telles que l'iris, la main, la correspondance d'empreintes digitales pour chercher les voleurs, ..., etc.

La tâche la plus délicate et indispensable dans tout processus de reconnaissance d'objets est la modélisation. En effet pour pouvoir retrouver un objet dans une image, il faut trouver une description fidèle et adéquate de l'objet et qui permet de mesurer la similarité entre les éléments d'une base d'images modèles et l'objet à rechercher.

Cette description à mettre en œuvre dépend du type d'objets à identifier : tridimensionnel, bidimensionnel, polyédrique ou de forme libre et elle doit respecter la propriété d'invariance aux transformations affines. La robustesse aux occultations et aux bruits est aussi un point souhaité pour les systèmes de reconnaissance qui n'est pas encore résolu.

Les principaux problèmes liés au calcul du descripteur d'images sont :

- Quelles sont les informations pertinentes et nécessaires à extraire d'une image et comment pouvons-nous les combiner ?
- Comment ces informations peuvent être extraites ?
- Une fois ces données trouvées, comment et quelles règles faut-il définir pour exploiter ces informations pour la reconnaissance?

Les méthodes développées par la communauté scientifique ont traité ces questions et deux classes de représentations ont été proposées: la classe des objets planaires (2D) et celle des formes 3D. Pour la description de formes planaires, nous distinguons deux grandes familles [Zhang & Lu 04]:

- les techniques de représentation et de description orientées contours qui se caractérisent par les descripteurs calculés sur le contour.
- les techniques basées régions qui opèrent sur la totalité de la forme.

De la même manière que pour les formes 2D, les techniques de représentation 3D décrivent l'objet à partir de sa frontière i.e sa surface ou par son volume i.e tout l'espace occupé par l'objet y compris sa frontière.

Les travaux réalisés dans cette thèse s'inscrivent dans le cadre de la première classe et reposent essentiellement sur l'analyse géométrique des contours externes d'objets 2D. Nous proposons de décrire les contours par des modèles mathématiques simples permettant de représenter fidèlement les formes d'objets.

Problématique

La problématique sur laquelle s'appuie notre travail est le développement d'un système permettant la reconnaissance d'objets 3D de formes libres à partir de leurs silhouettes dans une base d'images, basé sur les contours externes. Il consiste à extraire automatiquement les caractéristiques géométriques appropriées à chaque objet afin qu'elles soient exploitées par la suite pour la reconnaissance et l'identification des objets.

De manière plus précise, nous nous sommes intéressés en premier lieu à la manière de représenter géométriquement les contours des formes par des fonctions analytiques. La réalisation de ce but passe tout d'abord par le choix adéquat du modèle mathématique de représentation pour ces formes. Ensuite le type de fonctions à utiliser. En second lieu, nous avons proposé une technique de reconnaissance d'objets à base de courbes.

L'objectif de ce travail de thèse est de contribuer d'une part à la résolution du problème de représentation des formes en proposant une description géométrique des objets bidimensionnels et d'autre part de concevoir un système de reconnaissance de formes capable d'identifier des objets même s'ils sont partiellement tronqués ou déformés.

Contributions de la thèse

Dans cette thèse, nous présentons une approche basée-contours de représentation de formes. Plus particulièrement, nous proposons une approche qui permet d'avoir une vision locale du contour de l'objet. Celle-ci repose sur l'hypothèse que les objets à reconnaître présentent des contours fermés. Il s'agit tout d'abord de proposer une modélisation géométrique pour la représentation des formes ensuite d'exploiter cette description pour la reconnaissance d'objets tridimensionnels à partir de leurs silhouettes.

Cette approche a pour particularité de générer un descripteur constitué des différentes courbes approximant les différentes portions du contour de la forme à analyser.

Les contributions principales de notre travail se résument en les points suivants :

- Représentation des contours externes des formes par un ensemble de parties significatives. Ces parties sont obtenues moyennant les points concaves extraits le long des contours des silhouettes d'objets [Laiche 10].
- Description géométrique de chaque partie par une fonction analytique. Nous avons proposé dans cette thèse deux modèles de représentation de courbes : l'approximation au sens des moindres carrés et les courbes B-splines.

Le modèle des moindres carrés est introduit dans la description géométrique de chaque partie par une fonction polynomiale explicite [Laiche & Larabi 12, Laiche & al 14b].

Pour ce qui concerne le deuxième modèle : les B-splines, nous avons proposé d'utiliser directement les courbes B-splines comme modèle de description des différentes parties constituant le contour d'une forme pour avoir une description fidèle à l'objet [Laiche & Larabi 11, Laiche & Larabi 14a].

- Une technique adaptée aux types de descripteurs élaborés est proposée pour l'appariement d'une forme requête et des formes modèles et qui exploite directement les courbes construites lors de l'étape de modélisation : une mesure de similarité a été tout d'abord définie pour comparer les courbes entre elles, deux à deux, ensuite les résultats obtenus sont utilisés pour la recherche des formes similaires dans une base d'images modèles [Laiche & Larabi 14a].

Organisation de la thèse

Cette thèse s'articule autour de quatre chapitres essentiels auxquels s'ajoutent une conclusion et quelques perspectives:

- Le premier chapitre présente un état de l'art des différentes méthodes développées dans la littérature pour contribuer à la résolution du problème de reconnaissance des objets 3D de forme libre à partir de leurs images en utilisant leurs formes. En particulier, les techniques de caractérisation et de description des formes 2D.
- Le deuxième chapitre de la thèse regroupe les méthodes de représentation des courbes 2D à partir d'un nuage de points. Il s'agit de l'étude des courbes d'interpolation et d'approximation. Il fixe le cadre dans lequel prend place notre travail.
- Dans le troisième chapitre de cette thèse, nous exposons en détails les approches proposées pour la reconnaissance d'objets 3D à partir de leurs silhouettes. Ceci regroupe les approches que nous avons mises en place pour la modélisation des formes 2D par les fonctions explicites et paramétriques. Ce système de reconnaissance est constitué de deux phases importantes. La première phase est celle de description des formes 2D moyennant les courbes cubiques. La deuxième phase concerne le processus de reconnaissance basée sur la description proposée moyennant une mesure de similarité bien définie.
- Le dernier chapitre a pour but de décrire les critères d'évaluation de nos approches et les résultats que nous avons obtenus. Ceci nous a permis d'évaluer les performances de nos techniques proposées.
- Nous terminerons avec une conclusion générale dans laquelle, nous résumerons les travaux abordés dans cette thèse ainsi que les perspectives envisagées pour la poursuite de ce travail.

Chapitre 1:

ETAT DE L'ART SUR LES TECHNIQUES DE

REPRESENTATION DES FORMES

1.1 Introduction

L'un des problèmes fondamentaux d'un système de vision artificielle est de reconnaître les différents objets qui composent une scène à partir de son image. Une des solutions à ce problème consiste à définir un modèle pour chacun des objets moyennant une description basée sur les attributs les plus discriminants. Ces attributs peuvent être : couleur, forme, texture. La forme est un indice visuel riche en informations et peut fournir une quantité importante de caractéristiques pour décrire la forme 2D d'un objet et donc le contenu d'une image.

Cependant la représentation des formes en vue de leur reconnaissance est une tâche très difficile car les objets qui nous entourent dans le monde réel sont divers et varient en taille, couleur et position dans l'espace. Cet axe de recherche a été investi par la communauté scientifique et plusieurs approches d'extraction de caractéristiques et de reconnaissance ont été proposées dans la littérature. Ces approches diffèrent d'une application à une autre et dépendent du type d'objet à identifier qui peut être bidimensionnel, tridimensionnel, polyédrique ou de forme libre.

Le champ des applications des systèmes automatisés de reconnaissance des formes est très vaste. Citons par exemple : la reconnaissance des caractères manuscrits, analyse des discours, analyse de trafic et contrôle, la biométrie qui repose sur des attributs physiques tels que l'iris, les empreintes digitales, la main, la recherche d'images par le contenu (Content-Based Image Retrieval: CBIR). C'est à cette dernière application que nous nous sommes intéressés. Il s'agit de proposer une description de formes en vue de leur recherche dans une base de données de formes modèles.

Actuellement, de nombreux systèmes de reconnaissance de formes sont proposés pour assurer un fonctionnement performant. Pour ces applications, le problème essentiel est de proposer une description pertinente des formes d'objets et capable de récupérer les formes similaires indépendamment de leur pose dans l'image. Il s'agit de considérer la contrainte de l'invariance aux transformations affines telles que translation, rotation et homothétie.

Vu la variété des formes et le nombre non négligeable des objets qui nous entourent dans le monde réel, ces systèmes doivent satisfaire certains critères basés sur des considérations géométriques et algorithmiques.

Les critères de base que doit vérifier tout descripteur de forme sont dans [Marr & Nishihara 76] et [Brady 83]:

- Efficacité et simplicité de calcul des caractéristiques en temps réel.
- Fidélité de la description proposée à la forme initiale (l'objet).
- Robustesse aux bruits et aux petites déformations des formes dues généralement aux effets de variation de l'illumination ou des conditions d'acquisition des images.
- Unicité de la représentation de la forme de l'objet par son descripteur, à une transformation près.
- Discrimination de différentes formes, le descripteur doit avoir une faible variance intra-classe et grande variance inter-classes [Dryden et Mardia 98, Chen & al 09].
- Invariance de la représentation aux transformations géométriques telles que les translations, les rotations et aux changements d'échelles.
- Robustesse aux occlusions partielles. Ces occlusions qui peuvent modifier complètement la forme perçue d'un objet.

Dans ce chapitre, nous commençons par la présentation des étapes importantes composant un système de reconnaissance d'objets 3D suivie par un état de l'art sur les principales approches de représentation et de reconnaissance d'objets 3D de forme libre, nous porterons un intérêt particulier aux techniques de représentation d'objets à partir de leur silhouettes.

1.2 Systèmes de Reconnaissance de Formes

Un système de reconnaissance de formes est constitué d'un ensemble d'étapes séquentielles correspondant chacune à une tâche bien définie [Hory & Martin 03]: acquisition des images, prétraitement d'images, extraction des caractéristiques pertinentes des images à traiter, et classification et reconnaissance (voir figure 1.1).

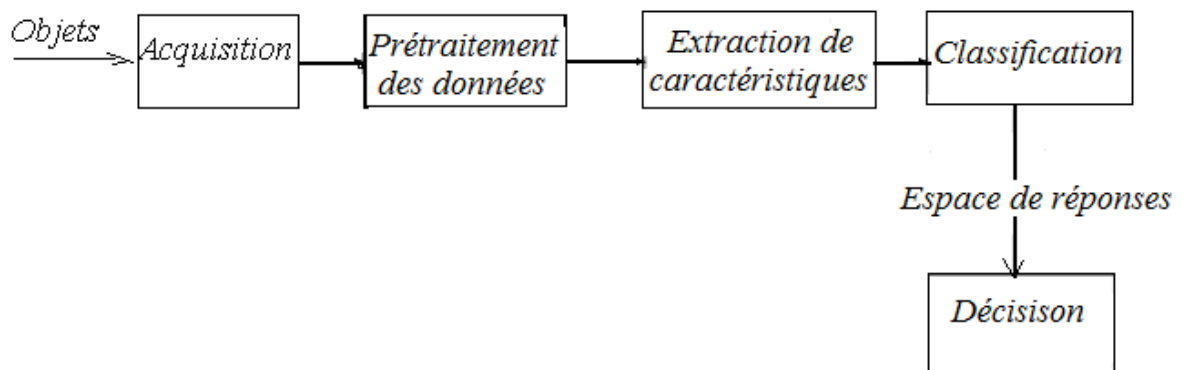


Figure 1.1 Etapes d'un système de reconnaissance de formes.

En analysant la représentation conceptuelle d'un processus de reconnaissance de formes, nous pouvons résumer ces étapes en trois étapes indispensables dont la qualité de chaque étape dépend de celle des étapes précédentes :

1.2.1 Prétraitement

Le prétraitement d'images est une série de traitements préliminaires qui vise à améliorer la qualité de l'image de l'entrée (donnée brute) pour qu'elle soit prête à l'analyse. Ces traitements consistent en la réduction du bruit qui provient en général de la nature de la scène (type d'images), de la numérisation et de la transmission de l'image originale ou d'autres sources de signaux. Le filtrage (ou lissage) est souvent utilisé pour réaliser cette tâche. Il consiste à examiner pour chaque pixel les valeurs d'intensités sur son voisinage. Les filtres les plus utilisés sont le filtre médian et le filtre gaussien.

1.2.2 Extraction des caractéristiques

Cette étape consiste d'abord à segmenter l'image en régions dans le but de séparer les différents objets à reconnaître dans l'image. Il s'agit de trouver des régions qui correspondent à des unités sémantiques de l'image. En second lieu, il s'agit de séparer la forme des objets à reconnaître du fond, améliorer ses contrastes pour faciliter son interprétation et détecter son contour. Ce dernier est caractérisé par des discontinuités de la fonction d'intensité lumineuse dans les images. Plusieurs opérateurs de détection de contours existent dont le principe est l'étude du gradient de la fonction de l'intensité.

La troisième tâche consiste à extraire un certain nombre de caractéristiques afin de caractériser et de décrire d'une façon fidèle la forme à traiter. Une caractéristique ou descripteur n'est qu'une information mesurée sur la forme à reconnaître. Ces caractéristiques seront ensuite exploitées pour la création des modèles d'une base de données et aussi pour la comparaison entre formes requête et modèle.

Le problème de l'extraction de descriptions de formes a fait l'objet de nombreuses études car l'efficacité de tout système de reconnaissance dépend directement du choix des descripteurs déterminés et de la manière d'exploiter ces caractéristiques. Le but essentiel est d'obtenir les meilleures performances en reconnaissance. Deux types de descripteurs peuvent être calculés :

- **Description des objets 3D** : les méthodes de représentation de la forme des objets 3D se résument en deux catégories : les méthodes décrivant leurs primitives volumétriques et celles exploitant leurs surfaces. La représentation de la forme d'objet 3D en général est plus compliquée car elle fait appel à la troisième dimension de l'objet et aux méthodes de reconstruction d'objets.
- **Description des objets 2D** : il y a deux façons principales pour représenter la forme d'un objet bidimensionnel (objet 2D) qui sont théoriquement complémentaires puisque chacune est liée à l'autre (voir figure 1.2).
 - Par les informations tirées de l'intérieur de l'objet. Il s'agit de la région du plan occupé par l'objet.
 - Par les informations du contour délimitant la frontière de cette région. Il s'agit de la limite entre l'intérieur et l'extérieur de l'objet.

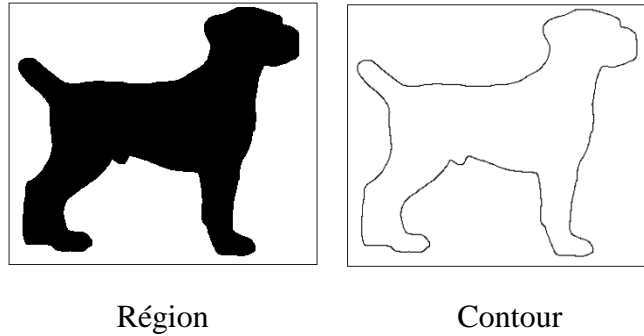


Figure 1.2 Région et contour d'un objet 2D.

A partir de ces deux représentations, de nombreux types de caractéristiques ont été proposés et utilisés pour représenter et identifier les formes.

1.2.3 Reconnaissance des formes (classification des formes)

Pour reconnaître une forme, il suffit de comparer son descripteur à ceux des formes de référence (base de modèles) et évaluer la ressemblance moyennant une mesure de similarité bien définie dont le résultat obtenu doit être proche du jugement de l'humain. Ainsi, le résultat retourné par le système correspond à une liste de formes ordonnées dans un ordre décroissant de degré de similarité entre leurs descripteurs et celui de l'image requête. Le principe se résume comme suit:

- Phase de traitement (off-line) : c'est la phase de calcul et de stockage des descripteurs des formes de la base de modèles.
- Phase de confrontation (on-line) : le calcul du descripteur de l'image requête et l'estimation de la similarité entre le descripteur de l'objet requête et ceux de la base de modèles.
- Phase de sélection (on-line) : le tri des formes modèles par ordre croissant des mesures de similarité obtenues lors de la phase précédente et la sélection de ceux qui offrent la plus petite distance avec la forme requête.

1.3 Descripteurs d'objets

Un des problèmes fondamentaux des systèmes de reconnaissance d'objets est le choix des descripteurs utilisés pour représenter et décrire les formes. De nombreux descripteurs ont été

proposés et regroupés par la communauté scientifique en trois classes : les descripteurs liés à la couleur, les descripteurs de texture et ceux de formes.

1.3.1 Descripteurs de couleur

L'utilisation de la couleur dans la représentation des images a fait l'objet de plusieurs travaux dans la littérature en raison de la richesse d'information qu'elle nous fournit et de son invariance aux transformations géométriques. Une couleur peut être représentée par trois composantes définissant l'espace de couleurs. Plusieurs espaces colorimétriques existent dans la littérature, les uns plus ou moins discriminants, les autres plus ou moins sensibles aux changements d'illumination et ne correspondent pas à la perception humaine [Zlatoff 06]. Parmi ces espaces colorimétriques, nous pouvons citer :

- l'espace RGB ou RVB qui code la couleur d'un pixel par le triplet (Rouge, Vert, Bleu), c'est l'espace le plus simple et le plus utilisé mais il n'est pas le mieux adapté. L'inconvénient majeur de cet espace est la forte relation existant entre les systèmes d'acquisition utilisés, en particulier la camera, et les composantes R, V et B liées à la couleur d'un pixel.
- la teinte (ou Hue), la saturation et l'intensité (valeur) sont les trois composantes de l'espace TSV ou HSV. Ce dernier a prouvé son efficacité dans les systèmes de recherche d'images et pour la segmentation car il est indépendant des variations d'éclairage.
- Les espaces LUV et Lab qui sont qualifiés d'uniformité dans la perception, ils sont obtenus à partir de l'espace RGB par des transformations non linéaires. Dans ces espaces, la distance entre deux couleurs est équivalente à celle perçue visuellement.
- l'espace XYZ a été défini par CIE (Commission internationale de l'éclairage) pour remédier aux inconvénients de l'espace RVB. Il est défini à partir de l'espace RVB par des transformations linéaires.
- L'espace HMMD qui est composé de Hue (H), maximum et minimum des valeurs RVB ainsi que la différence entre les valeurs maximum et minimum.

Un ensemble de descripteurs couleurs a été proposé et ces derniers peuvent être classifiés en deux principales classes : ceux basés espace couleur et ceux utilisant des informations spatiales. Les descripteurs de la première classe fournissent une description des couleurs dominantes d'une image ainsi que les quantifications des espaces couleur. Dans la deuxième

classe, les chercheurs exploitent la distribution spatiale des couleurs dans une image ainsi que les informations spatiales relatives et la connexité entre couleurs.

L'histogramme couleur ou distribution de couleurs est l'approche la plus utilisée par les chercheurs. Il est calculé en général dans les espaces colorimétriques non linéaires qui sont proches de la perception humaine de la couleur. Swain et Ballard sont les premiers à utiliser les histogrammes couleurs en tant que descripteurs [Swain & Ballard 91]. Ils ont proposé d'associer pour chaque couleur de l'espace, le nombre de pixels de l'image ayant cette même couleur, et d'utiliser l'intersection des histogrammes obtenus pour mesurer la similarité entre image requête et image modèle. Cette façon de décrire la couleur d'image est simple, efficace, et robuste à la rotation et à la translation, mais trop gourmande en espace mémoire [Gong & al 98].

Pour remédier à tous ces problèmes, Plusieurs solutions ont été proposées pour l'utilisation d'histogramme, associées aux différentes distances pour mesurer la similarité entre deux histogrammes. Elles se basent principalement sur l'ajout d'informations spatiales ou sur la quantification d'espace de couleurs [Pass & Zabih 96, Huang & al 97, Syeda & Petrokiv 00, Stricker & Ozawa 04, Gong & al 98, Cinquet & al 01, Bay & al 08, Song 11].

Dans [Stricker & Dimai 96], une autre approche a été proposée pour caractériser la couleur, il s'agit des moments statistiques, la variance, l'espérance, les moments d'ordre 3 calculés sur les composantes couleurs qui ont prouvé leurs efficacités par rapport aux histogrammes.

Les travaux cités ci-dessus ont montré l'importance et la pertinence de la couleur pour la reconnaissance d'objets. Cependant, l'utilisation de la couleur ne suffit pas pour avoir un système robuste et de performants résultats.

Récemment, des travaux s'appuyant sur la combinaison des informations de couleur et de forme ont été proposés [Song 11]. Quatre types d'approches sont à distinguer: dans le premier type, le principe consiste à concaténer le descripteur de forme et celui de couleur calculés chacun séparément [Quelhas & al 06, Van de Weijer & al 06, Dahl & Aanaes 08]. Le deuxième type est constitué de méthodes séquentielles. Ces dernières utilisent la couleur dans une première étape pour apparier les formes et dans une deuxième étape, des descripteurs de formes sont utilisés pour vérifier que les images obtenues lors de la première comparaison possèdent aussi des caractéristiques de formes identiques [Khan & al 09, Elsayad & al 10,

Rojas Vigo & al 10]. D'autres méthodes de ce type proposent d'utiliser la couleur comme deuxième étape d'appariement [Ancuti & al 07, Goedemé & al 05]. Dans le troisième type, la mise en correspondance se fait en parallèle et indépendamment avec les deux descripteurs de forme et de couleur, les résultats obtenus sont par la suite fusionnés pour comparer les images entre elles [Schugerl & al 07, Hegazy & Denzler 08, Wu & al 08]. Les méthodes du dernier type reposent sur les descripteurs spatio-colorimétriques [Bosch 06, Low 04, Abdel Hakim & Farag 06, Burghouts & Geusebroek 09].

1.3.2 Descripteurs de texture

La texture qui est un attribut visuel fondamental de l'apparence des objets a prouvé son efficacité dans de nombreuses applications, y compris l'analyse d'images. La texture n'a pas de définition exacte, mais elle peut être définie comme la répétition spatiale de motifs identiques créant ainsi une région homogène. Plusieurs techniques d'analyse de texture ont été développées dans la littérature et elles sont devenues les choix les plus appropriés pour l'analyse de nombreux types d'images [Ro 98, Tuceryan & Jain 98, Busch & al 05]. Nous pouvons citer deux classes principales : la classe des approches spatiales et celle des méthodes fréquentielles.

- La texture peut être caractérisée par l'étude de la variance locale des niveaux de gris de chaque pixel en se basant sur les matrices de cooccurrences [Haralick & al 73, Haddon & Boyce 93, Castanon & al 07]. La matrice de cooccurrences met donc en évidence toutes les relations existant entre les pixels, ce qui permet de générer d'importantes informations. A partir de cette matrice, des caractéristiques statistiques sont ensuite extraites comme l'entropie, le contraste, l'énergie et l'homogénéité. L'inconvénient majeur de ce type d'approche est l'influence de l'orientation des régions traitées sur les résultats obtenus ainsi que les valeurs des paramètres liés aux méthodes de calculs.
- La deuxième classe de descripteurs de texture est celle des méthodes fréquentielles qui consistent à analyser les fréquences de l'image. Ces méthodes sont basées sur l'analyse multi-résolution par ondelettes [Mallat, 89, Journet & al 08, Mehri & al 13], filtres de Gabor [Gabor 46, Manjunath & Ma 96] et sur la transformée de Fourier [Nastar & al 98]. Le but des filtres de Gabor est d'extraire les principales informations fréquentielles ainsi que les directions de l'image. Tandis que les ondelettes sont obtenues par transformations affines d'une fonction initiale appelée ondelette mère.

Plusieurs ondelettes ont été définies pour la reconnaissance de formes dont l'idée principale est d'encoder les différences d'intensités d'un objet donné. Les descripteurs de type Fourier quant à eux décomposent l'image sur des fonctions sinusoïdales, ensuite des histogrammes différents sont calculés sur la transformée de l'image [Ferecatu 05].

1.3.3 Descripteurs de forme

La forme, comme la couleur et la texture, est une caractéristique bas-niveau très riche et efficace pour décrire le contenu des images et identifier les objets dans une scène. Le problème crucial est le choix des attributs à fournir du à la variété et à la similarité des formes des objets qui nous entourent ainsi qu'à la complexité de la description des formes. Nous pouvons distinguer les descripteurs des formes 2D et ceux des formes 3D. Dans notre travail, nous nous sommes principalement intéressés au premier type qui sera détaillé dans la section 4.

Notons qu'une étude comparative des différents descripteurs proposés dans la littérature dans [Van de Sande & al 10] a montré que les résultats obtenus à partir des descripteurs basés sur la forme sont meilleurs que ceux obtenus par les descripteurs classiques comme les moments couleurs ou les histogrammes couleurs calculés dans différents espaces colorimétriques.

1.4 Description des objets basée sur la géométrie de leurs formes dans l'image

Trois principales familles de techniques de représentation des formes d'objets bidimensionnels sont définies dans la littérature [Zhang & Lu 04, Thibault 09]:

- Les méthodes de représentation basées sur les régions qui réalisent l'extraction d'informations à partir de la région entière de la forme. Le principal avantage de ces méthodes réside dans la simplicité des grandeurs à calculer à partir de la forme.
- Les méthodes basées sur le contour où les descripteurs exploitent l'information tirée des points du contour. Les performances de ces méthodes sont liées à la pertinence des caractéristiques extraites ou bien à la finesse d'analyse des mesures.
- La famille des indices de formes où des descripteurs simples calculés à partir de mesures extraites de la forme afin de donner une information topologique ou

géométrique de l'objet à traiter. Un indice de forme est en général utilisé pour différencier les catégories des formes.

Des expériences récentes ont montré que la combinaison de ces deux premières représentations améliorerait les résultats obtenus moyennant une seule d'entre elles [Alajlan & al 07, Chen & Xu 09, Felzenszwalb & Schwartz 07, Ling & Jacobs 07, McNeill & Vijayakumar 06, Zaharia & Prêteux 04, Xu & al 09]. Il s'agit de méthodes hybrides qui permettent de bénéficier des avantages des deux approches.

Dans chacune des deux premières familles de méthodes, nous distinguons deux types d'approches : approches globales et approches structurelles.

Les méthodes globales fournissent une description sous forme d'un vecteur de caractéristiques calculées directement à partir de la position des pixels sans passer par l'étape de décomposition de formes en primitives. L'appariement entre deux formes se fait alors moyennant une distance métrique. Les méthodes basées région sont en général peu affectées par le bruit.

Les méthodes structurelles fournissent une description sous forme de chaîne ou de graphe de primitives tout en considérant les relations spatiales entre elles. La similarité entre formes revient alors à la similarité entre graphes ou chaînes. Le problème qui se pose en général pour ce type de méthodes est le choix de primitives à extraire ainsi que leurs nombre.

Le tableau 1.1 liste pour chacune des trois familles de représentation de formes, les caractéristiques mises en œuvre, leurs avantages et leurs limitations.

Tableau 1.1 Récapitulatif des techniques utilisées en reconnaissance de formes 2D

Approches	Caractéristiques	Avantages	Limitations
Orientées régions	-Invariants algébriques, -Aire de l'objet, Centroïde, Nombre d'Euler, - Enveloppe convexe, Axe médian -Moments (Géométriques, Orthogonaux), -Fourier générique, -Transformé radiale angulaire (ART). -Matrice de forme.	-Simplicité de l'implémentation, - Robuste -Peu sensible aux bruits.	-Globalité de l'approche, -Non robustes aux objets occultés.
Orientées contours	-Courbure, Nombre des segments de contour, -Invariants (Géométriques, Différentielles) -Approximation Polygonale, -Espace d'échelle (CSS), -Contexte de forme, -Descripteur de Fourier, -Chain code, -B splines.	-Efficace, -Moins de données à traiter, -Moins d'espace de stockage. -Robustesse aux objets occultés.	-Sensibilité aux bruits, -Sensibilité aux transformations géométriques
Indices de formes	-Excentricité, Circularité, Convexité surfacique	-Simple à calculer, -Souplesse de construction, -Efficace pour classifier les formes.	-Parfois ils sont couteux en temps de calcul.

1.4.1 Les techniques de représentation orientées régions

Ce type de méthodes exploite la région entière de la forme et utilise l'information de tous les pixels de la région y compris ceux de la frontière [Zhang et Lu 04]. Plusieurs systèmes utilisent les caractéristiques globales extraites des silhouettes d'objets pour représenter et reconnaître des formes en raison de la facilité et de la significativité des informations qu'elles donnent.

Ces techniques de représentation sont peu sensibles au bruit et aux petites déformations d'objets. La plus grande majorité des descripteurs existant exploite principalement les moments pour décrire les formes. La notion de moment en mathématiques a pour origine la notion de moment en physique. Dans ce qui suit, nous passerons en revue les méthodes de description les plus populaires.

1.4.1.1 Les invariants algébriques

L'une des méthodes globales est la méthode des invariants algébriques. Ces derniers permettent de représenter les objets par des coefficients appelés moments. Un moment est une fonction qui nous décrit la répartition spatiale des points de l'objet. Parmi les différents moments qui existent et les plus utilisés, nous pouvons citer : les moments géométriques, Legendre, Fourier-Mellin, Zernike, Moments orthogonaux.

❖ Les moments Hu

Les sept moments invariants, notés H_i , introduits par Hu dans [Hu 62] ont été proposés dans le but de donner des significations physiques liées à la distribution de pixels de la région des formes 2D. Ces moments sont donnés sous forme de combinaisons non linéaires des moments géométriques centrés d'ordre inférieur ou égal à 3. Ces derniers ont la propriété d'être invariants à la translation, rotation et au facteur d'échelle, et ils sont définis en fonction des moments géométriques M_{pq} d'ordre $p + q$ ($p, q > 0$).

Partant de la définition d'une forme par une fonction binaire $f(x, y)$, les moments géométriques d'ordre $(p+q)$ ($p, q > 0$) sont définis par la formule suivante :

$$M_{pq} = \sum_x \sum_y x^p y^q f(x, y) \quad (1.1)$$

Où $f(x, y) = 1$ pour les points qui sont à l'intérieur de la forme et 0 pour tous les autres points.

Les moments centrés de $f(x, y)$ sont définis comme suit :

$$\mu_{pq} = \sum_x \sum_y (x - x_g)^p (y - y_g)^q f(x, y) \quad (1.2)$$

avec $x_g = M_{10} / M_{00}$ et $y_g = M_{01} / M_{00}$.

Ces moments sont invariants à la translation et à la rotation. L'invariance au facteur d'échelle est obtenue en normalisant ces moments par le facteur $\mu_{00}^{1 + \frac{p+q}{2}}$.

Ainsi les moments invariants de Hu sont donnés par :

$$\begin{aligned}
H_1 &= N_{20} + N_{02} \\
H_2 &= (N_{20} - N_{02})^2 + 4N_{11}^2 \\
H_3 &= (N_{30} - 3N_{12})^2 + (N_{03} - 3N_{21})^2 \\
H_4 &= (N_{30} + N_{12})^2 + (N_{03} - N_{21})^2 \\
H_5 &= (N_{30} - 3N_{12})(N_{30} + N_{12})[(N_{30} + N_{12})^2 - 3(N_{03} + N_{21})^2] + \\
&\quad (3N_{21} - N_{03})(N_{03} + N_{21})[3(N_{30} + N_{12})^2 - (N_{03} + N_{21})^2] \\
H_6 &= (N_{20} - N_{02})[(N_{30} + N_{12})^2 - (N_{03} + N_{21})^2] + 4N_{11}(N_{30} + N_{12})(N_{03} + N_{21}) \\
H_7 &= (3N_{12} - N_{30})(N_{03} + N_{21})[3(N_{30} + N_{12})^2 - (N_{03} + N_{21})^2] + \\
&\quad (3N_{21} - N_{03})(N_{30} + N_{12})[(N_{30} + N_{12})^2 - 3(N_{03} + N_{21})^2]
\end{aligned} \tag{1.3}$$

où
$$N_{ij} = \frac{\mu_{ij}}{\mu_{00}^\alpha} \text{ et } \alpha = \frac{1}{2}(i + j) + 1. \tag{1.4}$$

Ces moments invariants qui sont devenus par la suite plus populaires ont attiré l'attention de plusieurs chercheurs [Teague 80, Papademetriou 92, Boveiri 10] et ils ont été utilisés avec succès dans plusieurs applications telles que l'identification d'avions [Dudani & al 77], analyse d'images [Teh & Chin 88, Flusser 06], identification de navires [Smith & Wright 71] et de visages.

Un inconvénient de ces moments est qu'ils sont très sensibles aux bruits et aux petites déformations d'objets. Un autre inconvénient est qu'ils ne sont pas applicables pour la description et la reconnaissance d'objets occultés.

❖ Les moments de Legendre

Les moments de Legendre font partie de la classe des moments orthogonaux, ils ont été utilisés dans plusieurs domaines d'applications de reconnaissance des formes [Changa & al 04]. Les moments de Legendre d'ordre $p + q$ sont définis à partir des polynômes de Legendre par la formule suivante :

$$L_{pq} = \frac{(2p+1) \times (2q+1)}{4} \sum_x \sum_y P_p(x) P_q(y) f(x, y), \tag{1.5}$$

Où le polynôme de Legendre d'ordre n , noté $P_n(x)$, défini sur $[-1,1]$ est donné par

$$P_n(x) = \frac{1}{2^n n!} \times \frac{d^n}{d x^n} (x^2 - 1)^n, \quad (1.6)$$

La relation (1.6) est équivalente à la formule suivante :

$$P_n(x) = \sum_{j=0}^n a_{n,j} x^j, \quad (1.7)$$

dont les coefficients polynomiaux sont donnés par

$$a_{n,j} = (-1)^{(n-j)/2} \frac{1}{2^n} \frac{(n+j)!}{\left(\frac{(n-j)}{2}\right)! \left(\frac{(n+j)}{2}\right)! j!} \quad (1.8)$$

avec $(n-j)$ est pair.

La famille des polynômes de Legendre forme une base orthogonale sur son domaine de définition, cette orthogonalité est traduite par :

$$\forall x \in [-1,1], \forall (m,n) \in \mathbb{N}^2, \int_{-1}^1 P_n(x) P_m(x) dx = \frac{2}{2m+1} \delta_{mn} \quad (1.9)$$

δ_{mn} représente le symbole de Kronecker.

La propriété d'orthogonalité permet une reconstruction de la forme à partir d'un nombre de moments de Legendre qui lui correspondent [Foulonneau & al 04].

La figure 1.3 illustre un exemple de reconstruction de quelques formes en utilisant les moments de Legendre à différents ordres.

L'inconvénient des moments de Legendre est qu'ils sont sensibles aux changements d'échelle, ceci est dû à la difficulté d'extraire le facteur d'échelle à partir des polynômes de Legendre qui définissent ces moments [Arif & al 09].

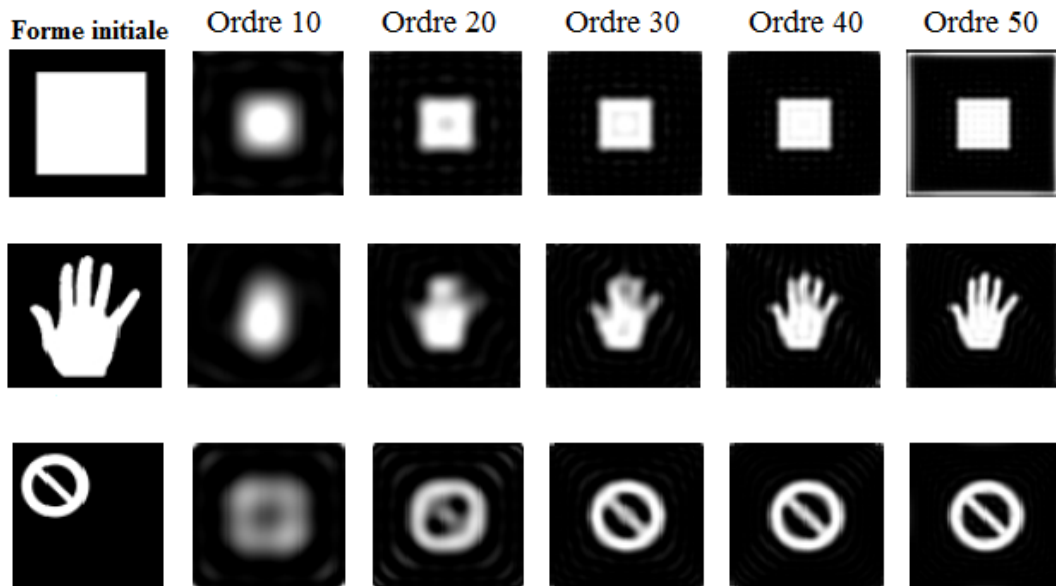


Figure 1.3 Reconstruction de formes à différents ordres [Foulonneau & al 04].

❖ Les moments de Zernike

Les moments de Zernike sont des moments orthogonaux complexes définis sur un disque unité dont la magnitude est invariante à la rotation. Ils ont été introduits pour la première fois par Teague in [Teague 80] afin de surmonter l'effet de la redondance de l'information portée par les moments géométriques invariants.

Les moments de Zernike d'ordre p d'une forme $f(x, y)$, basés sur une représentation polaire de la forme, sont construits à partir des polynômes de Zernike de la manière suivante :

$$Z_{pq} = \frac{p+1}{\pi} \iint_{x^2+y^2 \leq 1} V_{pq}^*(x, y) f(x, y) dx dy. \quad (1.10)$$

Où V_{pq}^* représente le conjugué complexe du polynôme de Zernike V_{pq} .

Les polynômes complexes de Zernike $V_{pq}(x, y)$ d'ordre p et de répétition q sont définis en coordonnées polaires par :

$$V_{pq}(r, \theta) = R_{pq}(r) e^{jq\theta} \quad (1.11)$$

$$\text{avec } R_{pq}(r) = \sum_{s=0}^{s=\alpha} (-1)^s \frac{(p-s)! r^{p-2s}}{s! \left(\frac{p+|q|}{2} - s\right)! \left(\frac{p-|q|}{2} - s\right)!}, \quad \alpha = (p-|q|)/2 \quad (1.12)$$

$$p = 0, 1, \dots, \infty, |q| \leq p, p - |q| \text{ est pair.}$$

Les moments de Zernike constituent l'un des meilleurs descripteurs en représentation et reconnaissance d'objets [Belkasim & al 91, Zhang & Lu 03, Arif & al 09, Krishnamoorthy & Devi 13], reconnaissance de visage [Bailey & Srinath 96] et reconnaissance des caractères [Kan & Srinath 02, Jayat 09]. Ils nous permettent de décrire la forme seulement par un petit ensemble de ses moments [Arif & al 09]. Ils sont robustes aux bruits et aux petites déformations de l'objet. Ces moments invariants offrent aussi la possibilité de la reconstruction de la forme. La reconstruction est exprimée comme la somme des fonctions de base de Zernike pondérées par les moments correspondants.

L'inconvénient majeur des moments de Zernike est leur complexité de calculs surtout lorsqu'il s'agit d'un ordre élevé [Wee & Raveendran 07, Pooja 11]. Ceci est dû principalement à leur définition en coordonnées polaires dans le plan complexe.

❖ Transformation Angulaire Radiale

La Transformation Angulaire Radial ou Angular Radial Transform (ART) introduite par Kim et Kim [Kim & Kim 99] est un moment complexe défini sur une base orthogonale dans un disque unité. Les coefficients de ART d'ordre n et m d'une image f sont définis par :

$$F_{nm} = \int_0^{2\pi} \int_0^1 V_{nm}^*(\rho, \theta) f(\rho, \theta) \rho d\rho d\theta \quad (1.13)$$

La fonction $V_{nm}^*(\rho, \theta)$ est le conjugué complexe de la fonction de base d'ART: $V_{nm}(\rho, \theta)$. Cette fonction de base est séparable en deux composantes: une composante angulaire $A_m(\theta)$, et une composante radiale $R_n(r)$, de la manière suivante :

$$V_{nm}(\rho, \theta) = A_m(\theta) R_n(r) \quad (1.14)$$

Les expressions des deux composantes sont données par les formules suivantes :

$$A_m(\theta) = \frac{1}{2\pi} e^{jm\theta} \quad (1.15)$$

$$R_n(\rho) = \begin{cases} 1 & \text{si : } n = 0 \\ 2 \cos(\pi n \rho) & \text{si : } n \neq 0 \end{cases} \quad (1.16)$$

Les modules des coefficients $F_{n,m}$ normalisés constituent le descripteur ART. La transformation angulaire radiale nous permet de décrire chaque forme par $n \times m$ coefficients ART. Ces coefficients sont ensuite utilisés pour apparier deux formes quelconques. Le problème avec ce type de descripteur est le choix des deux paramètres n et m qui représentent le nombre de coefficients nécessaire pour décrire une forme. Dans [Jeannin 01], l'auteur a prouvé que c'est plus intéressant de maintenir la valeur de n plus petite que celle de m en raison de la non orthogonalité de la transformation ART, et donc de la redondance entre les fonctions de base de même valeur m .

1.4.1.2 Histogrammes de projections

L'idée de base de la technique des histogrammes de projections [Cakmakov & al 02, Lorigo & Govindaraju 06, Soltanzadeh & Rahmati 04] repose sur le calcul du nombre de pixels de la forme dans une direction donnée. C'est une façon de projeter les pixels de la forme dans différentes directions. C'est une technique qui est très utilisée en reconnaissance de caractères manuscrits.

Pour les formes bidimensionnelles, en général quatre directions de projection sont sélectionnées : verticale, horizontale et les deux diagonales principales (gauche et droite).

Ce type de description est robuste aux changements d'échelle par normalisation des résultats obtenus et à la translation. Cependant, il est sensible à la rotation. Un autre inconvénient de ce descripteur est qu'il est insuffisant pour décrire exactement les formes concaves ou les formes ayant des trous.

1.4.1.3 Matrice de forme

Goshtasby dans [Goshtasby 85] a proposé le descripteur matrice de forme ou (shape matrix) qui consiste à générer une description numérique de la forme globale de l'objet en utilisant une matrice de taille $m \times n$.

Le principe de base de cette approche est simple, il s'agit de tracer m cercles concentriques au centre de gravité de la forme et n lignes radiales. Aux points d'intersections des cercles et des rayons sont associées les valeurs binaires de la silhouette. Les résultats obtenus correspondent aux coefficients de la matrice binaire $m \times n$.

La matrice obtenue est invariante à la translation et aux changements d'échelles. Pour avoir l'invariance à la rotation, une direction a été établie pour toutes les formes mais cette solution n'était pas robuste.

Dans le but d'améliorer ce descripteur, des modifications de la méthode ont été proposées par plusieurs auteurs [Zuliani & al 04, Chalechale & al 04, Carmichael & Hebert 02]. Le principe de leurs travaux est de proposer une extension du descripteur matrice de forme en l'appliquant aux contours. Ce qui fait du descripteur non seulement un descripteur basé-région mais aussi descripteur de contour.

1.4.1.4 Signature de forme

La signature de forme appelée aussi la signature polaire de forme est un modèle de représentation des formes qui consiste à coder les points de contour de la forme par leurs coordonnées polaires [Kato & al 92, Bimbo & pala 97, Tan & al 00]: il s'agit de calculer la distance entre les points de contour et l'origine du repère par des coordonnées polaires. Ce qui conduit à la représentation de la forme par une liste de distances. Deux cas peuvent se présenter :

- Si la forme est convexe, chaque rayon de la famille des rayons calculés intersecte la forme en un seul point.
- Tandis qu'avec les formes non fortement convexe, l'intersection pour un rayon donné peut avoir lieu en plusieurs points de la forme ce qui peut conduire à une représentation ambiguë. Ceci représente l'inconvénient majeur de cette technique.

Plusieurs améliorations de cette méthode ont été proposées. Dans [Li & Simske 02], les auteurs proposent d'introduire des attributs géométriques comme les rapports de distances pour mesurer la similarité entre deux formes. Dans [Kong & al 07], la technique multi-résolution a été intégrée par les auteurs afin de surmonter les problèmes cités ci-dessus, cette approche a donné de meilleures performances sous la transformée de Haar.

Cette manière de représenter les formes est en général invariante à la translation et au facteur d'échelles. Pour assurer l'invariance à la rotation, un décalage de rayons est applicable.

1.4.2 Les techniques de représentation orientées contours

Les descripteurs de formes basés sur les contours opèrent seulement sur les points de la frontière de la forme (contour) et ne prennent pas en considération la structure interne de l'objet, ce qui les rend non adaptées aux formes à contour non disponible. Les descripteurs de cette famille font souvent référence aux descripteurs de Fourier.

1.4.2.1 Descripteurs de Fourier

Les descripteurs de Fourier DFs sont souvent utilisés pour minimiser le bruit dans les formes et ils sont calculés par application de la transformée de Fourier à une signature de forme de l'image. Ces descripteurs peuvent être calculés de deux manières différentes : selon la courbure ou selon la distance au centre de gravité. Zhang et Lu ont montré que la deuxième approche est plus performante que la première [Zhang & Lu 02].

Comme première étape dans le calcul du descripteur de Fourier, le contour de la forme est normalisé à N points, et pour chaque point t , une signature $R(t)$ est définie :

$$R(t) = \sqrt{(x(t) - x_c(t))^2 + (y(t) - y_c(t))^2}, \forall t. \quad (1.17)$$

Où $((x_c(t), y_c(t)))$ représente le centre de gravité de la forme et $(x(t), y(t))$ un point de son contour.

Les descripteurs de Fourier sont donnés alors sous forme d'une suite de nombres $\{F_i\}$ en fonction de ces signatures par la formule suivante :

$$F_i = \frac{1}{N} \sum_{t=0}^{N-1} R(t) \exp\left(\frac{-2j\pi i t}{N}\right), i = 0, 1, \dots, N-1 \quad (1.18)$$

Les résultats obtenus sont un ensemble de coefficients qui représente le descripteur de la forme. Leurs but est de caractériser au mieux la forme de l'objet à différents niveaux de détails allant de l'allure globale de la forme aux plus fins détails.

L'inconvénient majeur de cette représentation est sa sensibilité au bruit. Pour remédier à

cette limitation, les auteurs dans [Aragon & al 07, Chen & Kegl 09, Zhang & Lu 01] proposent tout d'abord de lisser les frontières des formes.

Dans [Bartolini & al 05], les auteurs proposent une méthode d'appariement et de reconnaissance de formes basée sur la programmation dynamique et les descripteurs de Fourier, nommée WARP. Après avoir transformé le contour initial de la forme dans le domaine spatial via la transformée de Fourier inverse pour avoir un contour normalisé, la programmation dynamique est utilisée pour mesurer la similarité entre les formes transformées. L'inconvénient majeur de cette méthode est qu'elle n'est pas invariante aux transformations affines.

Une nouvelle caractérisation des formes s'appuyant sur les descripteurs de Fourier et les propriétés différentielles de contour a été développée par les auteurs dans [El-ghazal & al 09].

1.4.2.2 Courbure à différentes échelles

Le principe de cette approche consiste à représenter les contours des formes par leurs courbures calculées à différentes échelles : Curvature Scale Space (CSS). Cette représentation a été proposée par Mokhtarian & al [Mokhtarian & al 96] et consiste plus précisément à localiser les maximums de courbure le long des contours des formes lissées par une série de filtres. Ces points localisés appelés points d'inflexion sont représentés par une courbe. L'appariement entre deux formes revient à appairer leurs courbes CSS en se basant sur la position des maximums de courbure.

Cette méthode a montré sa robustesse aux transformations affines ainsi qu'aux petites déformations du contour mais elle est sensible aux occlusions et aux objets à forte courbure [Escalera & al 09]. Un autre inconvénient de cette approche est le nombre d'échelles nécessaires pour obtenir la courbe CSS, qui peut dépasser 400 itérations. [Alajlan 06]

Dans [Alajlan 07], les auteurs adoptent le principe de la représentation à multi-échelle pour proposer un descripteur appelé Triangle-Area Representation (TAR). Ce dernier est calculé à partir des surfaces des triangles formés par les points de contour de la forme. Les TAR calculés avec différents cotés de triangles représentent l'espace multi-échelle.

Récemment, les auteurs dans [Fotopoulou & Economou 11] adoptent l'approche d'espace d'échelle pour l'appliquer sur les angles. Ils proposent un descripteur donné sous forme d'une

séquence d'angles calculés à différentes échelles. Ces angles sont formés à partir des points de contour.

1.4.2.3 Squelette

La squelettisation d'un objet 2D a été proposée pour la première fois par Blum [Blum 67] dans le but de représenter les formes dans une dimension inférieure tout en préservant la topologie de l'objet. Depuis, cette représentation a été utilisée dans de nombreuses applications telles que la reconnaissance de formes [Sebastian et al 04]. Le squelette d'un objet est défini comme étant un ensemble de lignes passant par son milieu appelé axe médian (voir figure 1.4 (a)). Ce dernier est considéré comme le lieu des centres de toutes les boules maximales de l'objet [Pfaltz & Rosenfeld 67] comme illustré sur la figure 1.4 (b).

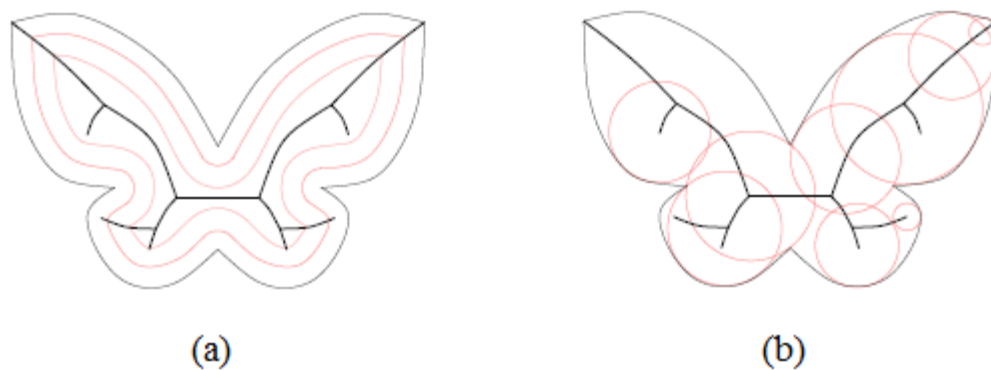


Figure 1.4 L'axe médian (trait gras) d'une forme [Hulin 09]. (a) Tel que défini par Blum. (b) Par le centre des boules de la forme.

Le squelette d'une forme est souvent associé à un graphe que l'on construit à partir de ses extrémités, ses jonctions et ses arrêtes (segments) selon certains critères. L'appariement entre les formes devient alors un problème d'appariement de graphes.

Le principe de squelettisation ainsi que son utilisation sont simples à mettre en œuvre mais ils sont sensibles aux rotations de l'objet, et aux petits changements dans le contour de l'objet [Irani & Ware 03, Hulin 09].

1.4.2.4 Chaîne de codes

Cette représentation introduite par Freeman [Freeman 61] est l'une des méthodes les plus classiques et utilisées pour la description des contours des formes [Bribiesca & Guzman 80,

Andriamampianinao & al 94, Mongkolnam & al 07]. Elle consiste à exprimer la position d'un point du contour par rapport à son prédécesseur en fonction des différentes directions qui relient les deux points. La chaîne de codes permet de décrire chaque forme de l'objet par une séquence de directions.

Cette approche souffre de la sensibilité au bruit et au choix du premier point de départ.

Une dérivée de cette approche est la méthode Edge Orientation Histogram (EOH) qui a été proposée par Jain & Vailaya [Jain & Vailaya 96]. Ce descripteur représente le premier descripteur de contours exploitant l'histogramme d'orientation des contours pour la recherche d'images dans une base d'images modèles.

Une autre dérivée de cette représentation est le descripteur CCH (Chain Code Histogram). Ce dernier est une fonction discrète obtenue à partir de la chaîne et apportant une représentation statistique, il permet d'avoir un codage invariant par rotation et homothétie [Iivarinen & al 97].

1.4.2.5 Approximation polygonale

L'approximation polygonale d'un contour est une technique simple et très utilisée [Mark & al 87, Chenevière & al 03], elle nous permet de réduire considérablement la quantité de données à traiter sans perte d'informations. Le principe de cette approche consiste à décomposer le contour de la forme en un ensemble de segments de droite adjacents dont les points d'intersections de ces segments sont sélectionnés comme primitives [Arkin & al 91, Bergevin & Klein 03, Carmona & al 10]. Pour chaque primitive un ensemble de caractéristiques est extrait pour représenter les formes telles que : l'angle interne, la distance au sommet suivant et leurs positions.

Plusieurs algorithmes ont été présentés dans la littérature afin de représenter les formes par lignes de droite tout en optimisant certaines contraintes comme le nombre de segments à utiliser et la longueur du polygone approximant la forme. Ceux-ci peuvent être efficaces dans le cas des images de synthèse et ils permettent en général de reconnaître les objets partiellement occultés. Cependant ces techniques de description de contours restent infidèles pour représenter les formes d'objets réels ou les objets à forte courbure [Alajlan 06].

1.4.2.6 Contexte de forme

Dans [Belongie & al 02], les auteurs proposent un nouveau descripteur appelé contexte de forme ou Shape Context (SC). Le contexte de forme consiste à calculer la distribution relative des points de contours extraits relativement à chaque point sur la forme.

Le principe de cette méthode repose sur le descripteur global matrice de forme (shape matrix). En effet, les auteurs proposent d'échantillonner le contour d'une forme en m points, ensuite appliquer la matrice de forme pour chacun de ces points.

Le résultat obtenu est alors une collection de signatures, c'est cette collection qui va caractériser le contour de la forme. L'appariement entre deux formes revient à apparier deux ensembles de points moyennant les distances radiales.

Le contexte de forme est un descripteur qui nous fournit des informations locales associées à chaque point de contour. Cependant, Ce descripteur est assez sensible à la position des points.

Une variante de cette méthode est le descripteur Inner Distance Shape Context (IDSC) ou Shape Context Distance éditée. Ce descripteur a été proposé par les auteurs dans [Ling & Jacobs 07] où ils proposent d'utiliser une autre mesure de similarité afin de surmonter les inconvénients du descripteur de contexte de forme.

SC et IDSC sont deux descripteurs qui permettent de représenter la forme avec des caractéristiques distinctives. Ils sont invariants à la rotation et aux changements d'échelles mais ils sont sensibles aux petites déformations.

Récemment, dans [Hu & al 12], les auteurs ont proposé un nouveau descripteur invariant à la pose mais destiné surtout à la reconnaissance d'un type bien spécifique de forme, il s'agit de la main. Ce descripteur nommé Coherent Distance Shape Contexts (CDSC) est basé sur les descripteurs (SC) et (IDSC).

1.4.3 Indices de formes

Une forme peut être décrite par quelques mesures de différentes dimensions, calculées à partir d'indices simples extraits de la forme. Ces indices nous permettent d'avoir des informations topologiques et géométriques sur l'objet. La notion d'indice a été introduite pour la première fois par Santalo en 1976 pour étudier les propriétés mathématiques des formes

convexes [Santalo 76]. Vu leur simplicité de mise en œuvre, ils ont été par la suite utilisés de plus en plus pour décrire les formes [Zunic & Rosin 04, Tuset & al 03, Aragon & al 07].

Plusieurs indices de formes ont été définis dans la littérature dans le but de réduire la quantité d'informations à stocker et de simplifier l'interprétation de l'image.

1.4.3.1 Convexité surfacique

La convexité surfacique est donnée par le rapport entre la surface de l'objet A et celle de son enveloppe convexe $A(C_v)$ [Badawy & Kamel 02] :

$$S = \frac{A}{A(C_v)} \quad (1.18)$$

Cet indice prend ses valeurs dans l'intervalle $[0,1]$.

1.4.3.2 Circularité

Cet indice appelé aussi rapport isopérimétrique interprète la compacité du contour de la forme, il est défini par

$$Circularité = \frac{P^2}{A} \quad (1.19)$$

Où P représente le périmètre de la forme.

Il a une valeur élevée pour les objets allongés, et il est invariant à la rotation, translation et au facteur d'échelle.

1.4.3.3 Excentricité

Cet indice de forme a été largement utilisé [Eggleston 92]. Il est défini en fonction des moments centrés donnés par la formule (1.2):

$$Excentricité = \frac{(\mu_{20} - \mu_{02})^2 + 4\mu_{11}^2}{(\mu_{20} + \mu_{02})^2} \quad (1.20)$$

D'autres caractéristiques simples ont été proposées par la communauté scientifique et qui ont été largement utilisées comme critères de présélection pour réduire l'espace de recherche

en éliminant les formes largement dissimilaires comme le rapport longueur/largeur du rectangle englobant, le nombre de trous dans une forme, le nombre de composantes connexes, l'indice d'allongement ; la concavité, et les quasi-invariants, ...etc. Les quasi-invariants qui sont l'angle θ formé par deux segments adjacents et leur rapport de longueurs ρ [Gros & al 95] (voir figure 1.5).

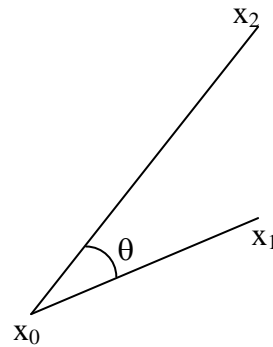


Figure 1.5 Calcul des quasi-invariants.

$$\text{Où} \quad \left\{ \begin{array}{l} \rho = \frac{\overrightarrow{x_0x_1}}{\overrightarrow{x_0x_2}} \\ \theta = \arccos \frac{\overrightarrow{x_0x_1} \cdot \overrightarrow{x_0x_2}}{\|\overrightarrow{x_0x_1}\| \cdot \|\overrightarrow{x_0x_2}\|} \end{array} \right. \quad (1.21)$$

Le principe des méthodes basées sur les quasi-invariants [Gros 94, Stockman 94, Lamiroy 98] repose sur le fait que le déplacement existant entre deux images peut être approché par une similitude, ce qui a conduit à caractériser les formes d'objets 3D par un ensemble de quasi-invariants calculés à partir de caractéristiques extraites des contours des formes 2D. La reconnaissance d'objets se base sur la comparaison des quasi-invariants. L'inconvénient majeur de ces techniques est la taille des bases de données à manipuler. Des améliorations au niveau de stockage des données ont été proposées dans [Aouat & al 08] afin d'optimiser la phase de recherche.

1.5 Approche textuelle pour la description des formes

Dans [Larabi & al 03], une description textuelle qui exploite les primitives de bas niveau de l'objet a été proposée au sein du laboratoire LRIA de l'USTHB. Cette approche appelée Language for Writing Descriptors of Outline Shape (LWDOS) permet de représenter et de décrire les objets à partir de leurs images d'une manière unique, en se basant sur des attributs géométriques calculés relativement au rectangle d'aire minimum englobant l'objet [Philip & al 02].

Il s'agit tout d'abord de décomposer la forme en partitions et lignes de jonction ou disjonction moyennant les points d'inflexion localisés sur les contours d'objets. Cette décomposition est réalisée en balayant les formes selon la direction horizontale et verticale du rectangle. La deuxième étape de cette description consiste à décrire géométriquement chaque primitive (partition et ligne). Ce descripteur tel qu'il est généré est invariant à la rotation de l'objet dans l'image et permet une facilité d'indexation et de recherche dans une base d'images modèles.

L'appariement entre deux silhouettes, basé sur leurs descripteurs revient à apparier les primitives respectives des deux formes. Il s'agit de comparer les caractéristiques géométriques associées à chaque primitive en utilisant la distance de Manhattan.

Une amélioration de ce travail a été proposée par intégration du XML dans [Larabi & al 05].

Un inconvénient de cette approche est qu'une déformation du contour de l'objet peut générer un descripteur différent de celui de l'objet initial. Un autre inconvénient est sa sensibilité au bruit ainsi qu'aux changements de points de prise de vue [Aouat & al 07].

Au sein du même laboratoire LRIA de l'USTHB, les auteurs dans [Aouat & al 07, Aouat & al 10] proposent des améliorations de la méthode de mise en correspondance des formes d'objets en intégrant des algorithmes permettant de transformer les descripteurs obtenus par LWDOS, afin d'y remédier au problème de bruit.

1.6 Description de formes par des courbes

La plus grande majorité des techniques de représentation et de reconnaissance des formes est basée sur l'étude des pixels de la région ou le contour de la forme i.e des méthodes

globales ou locales. Cependant, d'autres méthodes de représentation et de caractérisation des formes ont été proposées dans la littérature. Ces dernières reposent sur l'utilisation des courbes.

Dans [Miliou & Petrakis 00, Petrakis & al 02], la forme est représentée par une séquence de segments. La décomposition du contour en segments est effectuée en utilisant les points d'inflexion. Le résultat obtenu est ensuite considéré à plusieurs niveaux pour éliminer les segments non discriminants en utilisant la programmation dynamique. Les principaux inconvénients de cette méthode sont la complexité élevée et le fait qu'elle n'est pas invariante aux transformations affines.

L'évolution polygonale utilisée dans [Latecki & Lakamper 00] repose sur une décomposition ascendante. Elle consiste à présenter la forme par une suite de segments connectés. Ces segments sont obtenus en mesurant la distance Euclidienne entre le point le plus éloigné du contour et les segments. Si la valeur de la distance dépasse un seuil, alors le segment est divisé une autre fois. Ainsi de suite jusqu'à l'obtention du maximum de segments.

Une extension de cette approche a été proposée par [Latecki & al 07] qui consiste à introduire la notion de tangente locale et la programmation dynamique pour la description de la forme. Cela leur permet d'apparier les formes partiellement occultées.

Dans [Attala & Siy 05], les auteurs proposent de diviser le contour en segments égaux, de même longueur. Tous les segments obtenus sont par la suite utilisés pour décrire la forme.

Tandis que Daliri et Torre ne considèrent dans leur descripteur que les fragments de segments significatifs extraits du contour de la forme [Daliri & Torre 10]. Ces parties extraites sont utilisées par la suite pour la classification et la reconnaissance des formes. Selon le principe de cette approche, la segmentation du contour est basée sur la localisation de points clés et le descripteur est donné sous forme d'une séquence de symboles décrivant les informations liées à chaque fragment.

Les auteurs dans [Shotton & al 08] proposent d'utiliser un nombre limité de fragments de segments de contour pour la représentation et la reconnaissance de forme. A partir de ces fragments sélectionnés, ils définissent les parties discriminantes de la forme. Ces dernières sont définies par leur distance au centroid de l'objet et une valeur d'incertitude qui représente

la variation et la position des segments. La mise en correspondance est effectuée par la distance de chanfrein entre les différents segments.

L'approche développée par Costa et Shapiro dans [Costa & Shapiro 00] est basée sur un ensemble de primitives extraites des contours des images 2D. Ces primitives constituées de segments de lignes et d'arcs circulaires sont ensuite utilisées pour générer des jonctions, des ellipses, des triplets qui sont à leurs tours exploitées pour définir des graphes moyennant des relations bien définies. Chaque forme est alors décrite par un graphe relationnel de toutes ses caractéristiques. L'inconvénient de cette approche est qu'elle est surtout applicable sur les polyédriques [Ricard 05].

Récemment, dans [Liu & al 08, Wang & al 12] les fonctions de hauteur ou height functions ont été introduites par les auteurs pour la représentation et la reconnaissance des formes qui consistent à calculer les hauteurs à l'intérieur de la forme. La fonction de hauteur en un point du contour est définie par un ensemble de distances de tous les autres points du contour à sa tangente. Les fonctions de hauteur sont calculées dans l'ordre des points le long du contour de la forme.

Les méthodes citées ci-dessus considèrent les segments de droites dans leurs modélisations pour décrire les formes. Les segments sont des primitives plus discriminantes que les points de contours et la précision sur la mesure de la position et de l'orientation d'un segment est souvent beaucoup plus grande que celle liée à des mesures sur des points isolés [Far 05]. Cependant cette description ne permet pas de représenter fidèlement la forme de l'objet et peut échouer devant les objets à forte courbure. Un autre inconvénient de ces méthodes est le choix des sommets de ces segments.

Une autre famille de représentation des silhouettes d'objets de formes libres est celle des modèles donnés par des courbes non polygonales, par exemple : la courbe de Hilbert, les splines ou bien les courbes paramétriques comme les courbes de Bézières et les courbes B-splines,

Les auteurs dans [Joshi & al 97] proposent de modéliser les objets lissés par des courbes appelées Higher Order Tangent (HOT). Ces courbes sont définies à partir d'un ensemble de points de la silhouette d'objet. Pour la reconnaissance d'objets, les auteurs construisent des invariants géométriques aux changements d'échelles ainsi qu'à la pose de l'objet à partir des

rappports de distances entre les points du contour et les angles inscrits entre les tangentes aux points.

Dans [Ebrahim & al 09], les auteurs proposent une méthode de représentation et de description des formes qui s'appuie sur les courbes de Hilbert et la transformée d'ondelettes.

La courbe de Hilbert a été étudiée pour la première fois en 1890 par Peano, et utilisée par Hilbert en 1891. Elle n'est qu'un cas particulier de celle de Peano. Le principe de cette courbe est de subdiviser un carré en quatre sous carrés similaires, ensuite réitérer ce processus sur chaque sous carré jusqu'à remplir tout le carré. Ainsi, la courbe de Hilbert approchée d'ordre n n'est que la ligne continue qui joint tout les centres successifs de ces carrés comme illustré sur la figure 1.6.

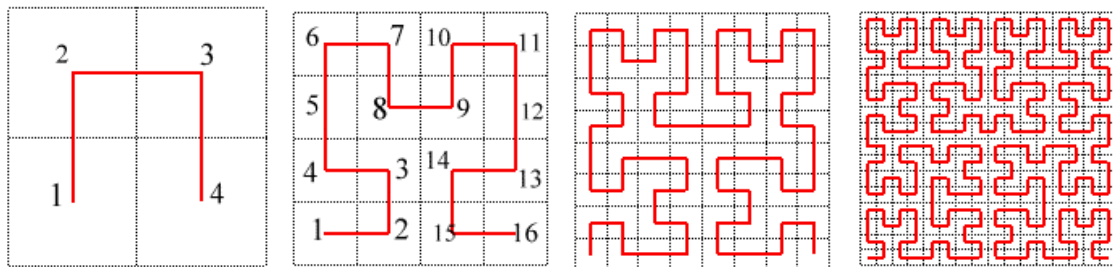


Figure 1.6 Les courbes de Hilbert d'ordre 1 à 4 de gauche à droite.

La stratégie de modélisation des formes suivie par Ebrahim et al consiste à balayer chaque objet dans l'image par une courbe de Hilbert (voir figure 1.7). Sauvegarder dans un vecteur toutes les valeurs d'intensité des points de la silhouette qui coïncident avec les sommets de la courbe, même les points qui sont près de ses arrêtes sont pris en considération afin de maximiser le nombre de points représentatifs de la forme. Le vecteur obtenu est ensuite transformé par la transformée de ondelettes et utilisé pour fournir le descripteur des caractéristiques de la forme : shape features vector (SFV). Le problème majeur avec cette méthode est le choix de l'ordre de la courbe de Hilbert et le niveau de la transformée de ondelettes.

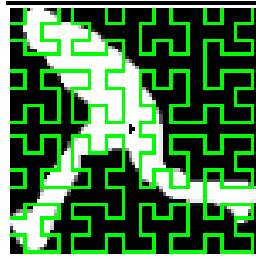


Figure 1.7 Représentation d'une silhouette par la courbe HC [Ebrahim & al 09].

Bien que les B-splines soient largement utilisées dans de nombreuses applications et en imagerie numérique [Paglieroni & Jain 85, Gu & Tjahjadi 00, Cohen & al 95, Wang & Teoh 04], elles n'ont été que très peu utilisées dans l'analyse et reconnaissance de formes [Mongkolnam & al 07]. La majorité de ces méthodes combine une étape préliminaire de prétraitements et une étape de modélisation. Le prétraitement consiste à représenter le contour d'une forme par la courbe des B-splines dans le but de le lisser et réduire l'ensemble des données à traiter.

1.7 Contours actifs (Snakes)

Les contours actifs ou encore snakes ont été introduits pour la première fois par Kass & al [Kass & al 87] pour modéliser les contours par des courbes régulières. Un contour actif n'est qu'une courbe continue se déformant à partir d'une position initiale, située à proximité de la forme à étudier, sous l'action de plusieurs énergies : une énergie intérieure qui lui permet de régulariser le contour, une énergie potentielle qui est reliée directement à l'image et une énergie externe qui est reliée aux contraintes imposées par l'utilisateur afin d'atteindre le but fixé ou la forme à détecter.

Ce type de modèle est surtout appliqué pour modéliser les objets en mouvement et les objets qui se déforment, plus précisément dans le cadre des images médicales où il permet une modélisation efficace dans le temps. L'inconvénient majeur de ce type de courbes est leurs initialisations. En effet, la convergence du modèle dépend du choix du snake initial, donc avec une initialisation qui n'est pas proche de la forme à modéliser, le modèle peut nécessiter un nombre élevé d'itérations et de calculs sans converger. Un autre inconvénient est son utilisation lorsqu'il s'agit de contours incomplets ou inexistant.

1.8 Synthèse

Cette étude des méthodes proposées dans la littérature nous a conduit à tirer quelques remarques sur les approches proposées et de constater les problèmes auxquels elles sont confrontées comme l'invariance à toutes les transformations affines qui n'est pas résolu d'une manière satisfaisante, l'occultation qui est un problème non encore résolu, sans oublier la difficulté de construction de modèles efficaces capable de représenter et de reconnaître tout type d'objet.

Dans ce domaine de reconnaissance de forme, malgré le grand nombre de méthodes de modélisation et de reconnaissance réalisées, il n'existe pas une méthode générique capable de décrire et reconnaître toutes les formes. En effet, la majorité des méthodes utilisées dépendent directement du type d'objet à traiter et du domaine d'application visé.

D'autre part, l'efficacité de ces méthodes a été étudiée, et leurs performances ont été comparées entre elles dans la littérature. Plusieurs systèmes de reconnaissance de formes ont atteint des performances élevées [Bai & al 12]. En général, ces méthodes combinent plusieurs techniques en même temps pour une meilleure robustesse du système de reconnaissance d'objets par rapport aux systèmes basés sur une seule technique.

Le problème crucial de toutes ces méthodes est la recherche d'une représentation compacte et fidèle de la forme de l'objet. Différents types de modèles ont été proposés dont la modélisation géométrique des contours des formes par des courbes reste une voie à explorer. Nous pouvons distinguer deux approches : comme première approche, de nombreux travaux ont proposé de modéliser une forme par une courbe polygonale. Ce type de modèle permettant d'approximer le contour d'une forme par une séquence de points ou de segments s'applique principalement aux objets simples et manufacturés, il résiste peu aux déformations d'objets: des formes ayant subies quelques transformations affines. De plus, ce modèle supporte peu les formes à contours courbes et réguliers [De Mezzo 04].

Afin de maintenir la régularité des contours, une deuxième approche qui a été proposée pour décrire correctement les formes libres est celle exploitant les courbes paramétriques. Cette approche nous permet de conserver l'aspect du contour de la forme de l'objet. Néanmoins, il y a peu de travaux qui ont utilisé les courbes directement pour l'analyse et la reconnaissance de forme [Mongkolnam & al 07].

C'est dans ce contexte de modélisation de formes par courbes qu'intervient cette thèse. Ainsi, après avoir étudié les principes des différents modèles existants, nous proposons une nouvelle approche pour la description et reconnaissance de formes basée sur l'exploitation de courbes normalisées modélisant les contours des formes. Cette modélisation adoptée est partagée entre deux modèles différents : les modèles de courbes polynomiales explicites et les modèles de formes paramétriques qui sont définis par des morceaux polynomiaux, afin d'obtenir une représentation géométrique optimisée. Nous proposons aussi une technique de reconnaissance basée sur la correspondance entre les différentes courbes obtenues.

1.9 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté les principales approches existantes dans la littérature pour la description des formes. Les techniques de description des formes 2D varient selon le type des caractéristiques extraites et elles se classifient en deux grandes classes : les méthodes orientées contours qui utilisent les informations extraites des contours de la forme, et les méthodes orientées régions qui décrivent les formes dans leur ensemble (globalité).

Les méthodes basées contours sont plus précises pour représenter les formes localement et de donner les détails du contour de la forme. Elles sont populaires car l'être humain peut distinguer facilement les formes à travers les caractéristiques tirées du contour mais elles sont sensibles aux bruits. D'autre part, elles impliquent moins de calculs. Les techniques basées régions sont plus robustes aux petites déformations et impliquent plus de calculs.

Tout comme les représentations 2D, la similarité de formes en trois dimensions peut se faire en décrivant l'espace occupé par l'objet ou bien sa frontière. Les différentes représentations existantes peuvent se classifier en trois classes principales : les approches structurelles, les approches statistiques et celles basées multi-vues.

Avec toutes les contributions proposées dans la littérature pour la description des objets, le problème de reconnaissance d'objets est toujours un domaine de recherche ouvert et très actif en vision par ordinateur dont le principal enjeu est l'amélioration des performances des systèmes de reconnaissance.

Dans le chapitre suivant, nous étudierons les outils mathématiques qui permettront de décrire les formes par des courbes.

Chapitre 2

MODELISATION DES COURBES

2.1 Introduction

Un des problèmes fondamentaux qui se pose en reconnaissance d'objets de forme libre à partir de leurs silhouettes est comment décrire la forme de ces objets que l'on souhaite reconnaître, autrement dit, comment décrire du point de vue informatique des courbes de forme libre?

Deux approches sont possibles: Une première approche consiste à utiliser des morceaux de segments de droite. La deuxième approche vise à décrire la forme par une courbe. La première solution apparaît simple et précise mais valable surtout pour des objets simples. Tandis que la deuxième s'adapte bien aux objets de forme libre, mais représenter une forme par une courbe soulève de nombreux problèmes tels que : la continuité de la courbe, la régularité de son allure, les oscillations.

Pour gérer toutes ces contraintes, la représentation de formes par le biais d'un modèle mathématique de courbe s'avère être une solution adéquate. Une telle représentation nous permet aussi d'éliminer une partie du bruit qui provient du processus de numérisation de l'image et de réduire les données à traiter.

Plusieurs solutions peuvent se présenter. Ces solutions dépendent essentiellement du choix adéquat du modèle de représentation qui peut être paramétrique, implicite ou bien

explicite, des fonctions mathématiques à utiliser et du type des coordonnées. Les fonctions mathématiques à choisir sont diverses telles que les fonctions polynomiales, exponentielles, polynomiales par morceaux, et les fonctions trigonométriques.

Nous présentons dans ce chapitre les différentes approches de modélisation des fonctions qui ont servi à notre proposition de description de formes. Plus précisément, nous présenterons les modèles polynômiaux qui sont plus simples à manipuler et à évaluer numériquement. Nous présenterons aussi quelques formes d'interpolation, ainsi que l'approximation au sens des moindres carrés, les courbes de Bézier, les courbes B-splines et enfin les NURBS.

Cette étude a pour but d'exposer un certain nombre de méthodes de représentation de courbes afin de sélectionner la méthode la plus adaptée à la description des formes d'objets. Ces derniers sont d'une grande variabilité et sous différents aspects. Il s'agit de choisir une méthode basée sur un modèle mathématique simple qui permet de modéliser efficacement le contour d'une forme et qui peut résister aux petites déformations d'objets.

2.2 Types de représentation de courbes

Deux approches fondamentales ressortent lorsque l'on veut construire une courbe à partir de la donnée d'un nuage de points : l'interpolation et l'approximation.

2.2.1 Les différents types d'interpolation

L'interpolation est une méthode mathématique qui sert à relier un nombre fini de points par une courbe. Les formes basiques d'interpolation sont :

2.2.1.1 Interpolation linéaire

Une courbe d'interpolation linéaire donnée sous forme de succession de segments de droite est le moyen le plus simple pour interpoler un nombre fini de points. Il s'agit de tracer une droite entre deux points consécutifs. Cette interpolation est simple à manipuler mais valable surtout pour des objets simples et artificiels, la courbe obtenue n'interprète pas fidèlement la forme. Pour avoir un résultat harmonieux, il faut augmenter le nombre de segments.

2.2.1.2 Interpolation quadratique

Comme son nom l'indique, elle consiste à utiliser des courbes de degré deux pour modéliser localement la courbe voulue. Mais le fait de constituer une suite d'arcs de paraboles, la courbe peut contenir des disjonctions. Ces dernières sont interprétées par la différence de pente à la jonction de deux paraboles. Même si nous imposons des conditions supplémentaires, le problème demeure toujours et la courbe peut avoir une allure différente. Pour toutes ces raisons, ce procédé n'est pas très intéressant en pratique.

2.2.1.3 Interpolation cubique

Le but de l'interpolation cubique est d'utiliser des équations cubiques pour interpoler les points. Il nous faut quatre points pour construire un arc de courbe. Cette construction dépend directement des conditions de continuité et de dérivabilité imposées en ces points d'interpolation afin d'assurer la fluidité de la courbe.

2.2.1.4 Interpolation par splines

Ce type de procédé consiste à interpoler des points, par morceaux par des polynômes de classe supérieure à un. Son principe est le même que celui de l'interpolation cubique. Il s'agit de fonction non seulement de pente continue mais aussi de courbure continue.

Etant donnés $n+1$ points distincts x_i de l'intervalle $[a, b]$, la courbe $s_n(x)$ définie sur $[a, b]$ est une spline de degré n relativement aux points x_i si:

$S_n |_{[x_i, x_{i+1}]}$ est un polynôme de degré n , pour tout $i = 0, 1, \dots, n-1$ et s_n est de classe $(n-1) : s_n \in C^{n-1}[a, b]$.

2.2.1.5 Interpolation polynomiale

L'interpolation polynomiale est l'une des méthodes les plus simples qui consiste à approcher des mesures ou à relier un nuage de points par une seule courbe polynomiale au lieu de morceaux, de degré donné (fixé par l'utilisateur). Il existe plusieurs formes d'interpolation polynomiale, parmi les plus utilisées, nous citons :

2.2.1.5.1 Interpolation de Lagrange

L'interpolation de Lagrange du nom Joseph Louis Lagrange permet d'interpoler des points par une seule courbe polynomiale au lieu de plusieurs morceaux comme précédemment. Son principe est le suivant :

Soient (x_i, y_i) , $i = 0..n$, $n+1$ points distincts, appelés points d'interpolation. Le problème revient à trouver un polynôme $P_n(x)$ de degré inférieur ou égal à n passant exactement par ces points c'est-à-dire $P_n(x_i) = y_i$, $0 \leq i \leq n$.

Partant de ces conditions, un tel polynôme existe et il est unique. Il est appelé polynôme d'interpolation de Lagrange et il est défini par :

$$P_n(x) = \sum_{i=0}^n y_i L_i(x) \quad (2.1)$$

Où les $L_i(x)$ sont appelés polynômes de Lagrange associés à $P_n(x)$, ils sont définis par :

$$L_i(x) = \prod_{\substack{j=0 \\ j \neq i}}^n \frac{(x - x_j)}{(x_i - x_j)} \quad (2.2)$$

Ils sont tous de degré n et vérifient $L_i(x_j) = \delta_{ij}$ où $\delta_{ij} = \begin{cases} 1 & \text{si } i = j \\ 0 & \text{si } i \neq j \end{cases}$ représente le symbole de Kronecker.

- **Avantages**

- Il s'agit d'une méthode simple à manipuler
- Elle permet de remplacer une courbe plus complexe par une fonction plus simple.

- **Inconvénients**

- D'après la définition du polynôme d'interpolation de Lagrange, nous remarquons que si le nombre de points augmente, le degré du polynôme aussi augmente, ce qui implique une augmentation des traitements.
- Un autre inconvénient est que même si les points d'interpolation sont stables, la courbe peut parfois dégénérer.

2.2.1.5.2 Interpolation de Newton

Cette forme d'interpolation a été proposée par Newton comme une forme alternative à la formule de Lagrange dont le coût de calcul est moins élevé. Cette forme permet la mise à jour du polynôme d'interpolation après l'ajout de données. Le polynôme d'interpolation de Newton est défini en fonction des différences divisées par :

$$P_n(x) = y_1 + (x - x_1) [y_1, y_2] + (x - x_1)(x - x_2) [y_1, y_2, y_3] + \dots + \prod_{i=1}^{n-1} (x - x_i) [y_1, \dots, y_n] \quad (2.3)$$

Où $[y_1, \dots, y_n] = \sum_{i=1}^n \frac{y_i}{\prod_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^n (x_i - x_j)}$ est appelée différence divisée d'ordre n aux

points (x_i, y_i) , $i = 1..n$.

Vu l'unicité du polynôme d'interpolation, cette interpolation définit le même polynôme que celui de Lagrange.

2.2.1.5.3 Interpolation d'Hermite

Le polynôme d'Hermite a été introduit comme une généralisation du polynôme d'interpolation de Lagrange.

Les polynômes d'Hermite sont des polynômes d'interpolation qui nous permettent de définir les éléments de la courbe à partir des conditions d'interpolation ainsi que leurs dérivées premières en ces points. Ce qui revient à déterminer un polynôme H qui vérifie :

$$H(x_i) = y_i, i = 0, \dots, n \text{ et } H'(x_i) = z_i, i = 0, \dots, n. \quad (2.4)$$

Où (x_i, y_i) , $i = 0, \dots, n$ représentent le nuage de points à interpoler.

2.2.1.5.4 Polynômes de Tchebychev

Les polynômes de Tchebychev ont été introduits pour donner à la courbe d'interpolation le même comportement le long de tous les points d'interpolation. Pour cela, il faut choisir les $(x_i)_{i=0..n}$ de telle sorte que le maximum de la fonction $|(x - x_0)(x - x_1) \dots (x - x_n)|$ soit minimal.

Le polynôme de Tchebychev de degré n noté T_n est défini sur $[-1,1]$ par :

$$T_n(x) = \cos(n \operatorname{Arc} \cos(x)). \quad (2.5)$$

En utilisant les formules trigonométriques, plus précisément la formule de Moivre : $(\cos \theta + i \sin \theta)^n = \cos n\theta + i \sin n\theta$ et en posant le changement $x = \cos \theta$, la formule (2.5) devient

$$T_n(x) = \sum_{i=0}^{\lfloor n/2 \rfloor} C_n^{2i} (-1)^i x^{n-2i} (1-x^2)^i \quad (2.6)$$

2.2.2 Approximation des fonctions

Un autre procédé pour représenter les courbes est l'approximation. Ce procédé a été mis en place pour pallier aux insuffisances des courbes d'interpolation. L'approximation consiste à construire une courbe simple qui approxime au mieux un nuage de points, sans passer obligatoirement par ces points. Cette manière d'exprimer une courbe est très avantageuse : elle permet d'avoir des courbes plus stables, et parfois même localement contrôlable,

2.2.2.1 Approximation au sens des moindres carrés

La méthode des moindres carrés consiste à approcher un ensemble de n points

$\{(x_i, y_i), 1 \leq i \leq n\}$ par un polynôme P_n de degré inférieur ou égal à n tel que la quantité $\sum_{i=1}^n |y_i - P_n(x_i)|^2$ soit minimale. Ce problème de minimisation s'écrit en fonction des coefficients du polynôme à chercher comme suit:

$$\min_{P_n} \left\{ \sum_{i=1}^n (y_i - (a_0 + a_1 x_i + \dots + a_n x_i^n))^2 \right\} \quad (2.7)$$

Où $P_n(x) = \sum_{i=1}^n a_i x^i$; $(a_0, a_1, \dots, a_n) \in \mathbb{R}^{n+1}$.

Ce polynôme s'appelle approximation de f de degré au plus n au sens des moindres carrés.

2.2.2.2 Courbes de Bézier

Les courbes de Bézier ont été inventées pour la première fois pour l'industrie automobile par l'ingénieur Pierre Bézier (Bézier 62). Plus précisément, elles ont été conçues pour la conception de pièces d'automobiles par un ordinateur. Leur principe est de remplacer les points d'interpolations par des points de contrôles. La courbe de Bézier telle qu'elle a été donnée par Bézier ne permettait pas de dessiner la courbe et le résultat en général ne correspondait pas à la forme connue. En 1975, Paul De Casteljau a développé l'algorithme géométrique pour la construction des courbes de Bézier [Farin 92, Hahmann 02].

2.2.2.2.1 Polynômes de Bernstein

Pour tout n positif, les polynômes de Bernstein de degré n sont définis comme suit [Hahmann 02]:

$$B_i^n(t) = C_n^i t^i (1-t)^{n-i} \quad (2.8)$$

$$\text{Où } C_n^i = \frac{n!}{i!(n-i)!} \quad \text{et } i \in \{0, 1, \dots, n\}, t \in [0, 1] .$$

La famille $\{B_i^n(t), i = 0, 1, \dots, n\}$ s'appelle la base de polynômes de Bernstein de degré n .

La figure 2.1 présente un exemple de base de polynômes de Bernstein de degré 3. Cette base est constituée des polynômes suivants :

$$B_0^3(t) = (1-t)^3, B_1^3(t) = 3t(1-t)^2, B_2^3(t) = 3t^2(1-t), B_3^3(t) = t^3 .$$

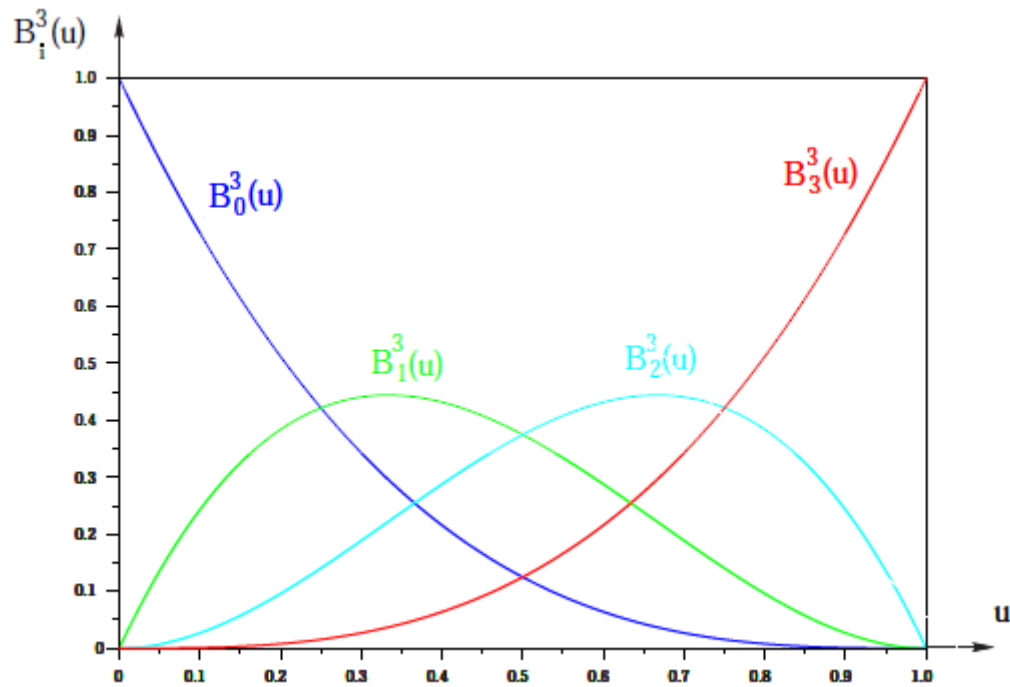


Figure 2.1 Base de polynômes de Bernstein de degré 3.

- **Propriétés**

Parmi les propriétés des polynômes de Bernstein, citons :

- $B_i^n(t) \geq 0$, pour tout $t \in [0,1]$.
- $B_i^n(0) = B_i^n(1) = 0$ pour tout i différent de 0 et de n .
- $B_0^n(0) = B_n^n(1) = 1$.
- $\sum_{i=0}^n B_i^n(t) = 1$.
- Le maximum d'un polynôme de Bernstein est atteint en t est égal à $\frac{i}{n}$.
- Toute fonction continue sur un intervalle est uniformément approchable par les polynômes de Bernstein. Il s'agit du théorème de Weierstrass [Romaniuk 02].

2.2.2.2.2 Courbes de Bézier

Une courbe de Bézier $b(t)$ de degré n est une courbe polynomiale paramétrique, définie explicitement en fonction des polynômes de Bernstein $B_i^n(t)$ [Romaniuk 02].

$$b: I \subset \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}^2 \quad (2.9)$$

$$t \rightarrow b(t) = \sum_{i=0}^n b_i B_i^n(t).$$

Où les fonctions $B_i^n(t)$ sont les polynômes de Bernstein et les points b_0, b_1, \dots, b_n sont les $(n+1)$ points de contrôle.

La figure 2.2 illustre un exemple de courbe de Bézier.

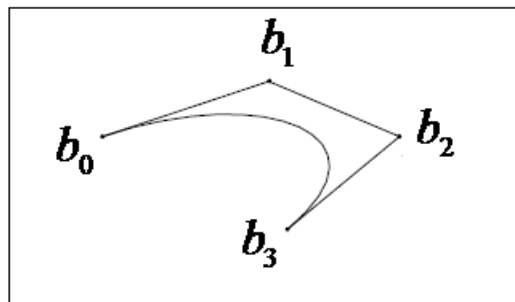


Figure 2.2 Courbe de Bézier et son polygone de contrôle.

- **Propriétés des courbes de Bézier**

Les courbes de Bézier possèdent des propriétés importantes parmi elles, nous citons [Farin 92, Romaniuk 02]:

- Le plus grand polygone possible passant par tous les points de contrôle représente l'enveloppe convexe de la courbe de Bézier associée à ces points.
- Une courbe de Bézier est indépendante du choix du repère.
- Une courbe de Bézier doit passer par le premier point et le dernier point de contrôle.
- Elle est invariante aux transformations affines.
- Le changement d'un point de contrôle change entièrement la courbe de Bézier. Il s'agit d'une courbe globale.
- Le degré d'une courbe de Bézier augmente lorsque le nombre de points de contrôle augmente sans que sa forme change.

Toutes ces propriétés de courbes de Bézier présentent les avantages pour une manipulation pratique. Néanmoins, les courbes de Bézier possèdent quelques inconvénients :

- Quant un point de contrôle change c'est toute la courbe qui bouge, ce qui conduit à refaire tous les calculs pour récupérer la forme voulue.
- Un autre inconvénient est le degré de courbes qui dépend du nombre de points de contrôle. En effet, pour représenter des formes compliquées, il nous faut plusieurs points de contrôle ce qui rend la courbe difficile à manipuler car son degré devient plus élevé.

2.2.2.3 Courbes B-splines

Les courbes B-splines quant à elles, elles ont été définies dans les années 70 par Cox et Carl De Boor [De Boor 78]. L'objectif des courbes B-splines est de construire des courbes simples à manipuler ayant toutes les propriétés des courbes de Bézier sans ses inconvénients [Farin 92, Guillod 08]. Il s'agit de remplacer les polynômes de Bernstein dans la construction des courbes de Bézier par les fonctions B-splines dans le but d'avoir des courbes localement modifiable et dont le degré reste fixe en augmentant le nombre de points de contrôle.

Il s'agit d'une méthode locale de représentation de courbes. Les B-splines ne sont qu'une généralisation des fonctions de base B-spline.

2.2.2.3.1 Base de B-splines

Les fonctions de base B-splines (Basis spline en anglais) ont été inventées pour la première fois vers 1946 par le mathématicien Schoenberg et elles ont été développées dans les années 70 [Farin 92].

Elles sont utilisées fréquemment dans les problèmes d'approximation et même d'interpolation, nous les trouvons aussi présentes dans tous les systèmes de conception ou de dessin assisté par ordinateur. Les fonctions B-splines N_i^n de degré n sont définies relativement aux points t_0, t_1, \dots, t_m par la relation récursive suivante :

$$N_i^0(t) = \chi_{[t_i, t_{i+1}]} = \begin{cases} 1 & \text{si } t \in [t_i, t_{i+1}] \\ 0 & \text{sin on} \end{cases} \quad \text{pour } 0 \leq i \leq m-1$$

$$N_i^n(t) = \frac{t-t_i}{t_{i+n}-t_i} N_i^{n-1}(t) + \frac{t_{i+n+1}-t}{t_{i+n+1}-t_{i+1}} N_{i+1}^{n-1}(t) \quad \text{pour } n \geq 1 \text{ et } 0 \leq i \leq m-n-1 \quad (2.10)$$

• Propriétés des B-splines

Parmi les propriétés fondamentales des B-splines, nous citons :

- Pour tout i , $N_i^n(t)$ est un polynôme de degré n sur $[t_i, t_{i+n+1}]$.
- $N_i^n(t)$ est nulle partout sauf sur $[t_i, t_{i+n+1}]$.
- $0 \leq N_i^n(t) \leq 1$ sur $[t_i, t_{i+n+1}]$.
- Pour tout t , $N_i^n(t)$ est dérivable et continument dérivable $n-1$ fois.
- Si on veut définir $r+1$ fonctions de base de degré n à partir de $m+1$ points, alors r doit vérifier la relation suivante : $r+n+1 = m$.

• Choix des t_i

- Dans la pratique, si plusieurs t_i sont confondus, on a par convention $\frac{t}{0} = 0$.
- Lorsque les nœuds sont équidistants, les B-splines sont dites uniformes.

La figure 2.3 illustre un exemple de famille de fonctions de base de degré 3 pour les points: $t_0 = t_1 = t_2 = t_3 = 0$, $t_4 = 1$, $t_5 = 2$, $t_6 = t_7 = t_8 = t_9 = 3$

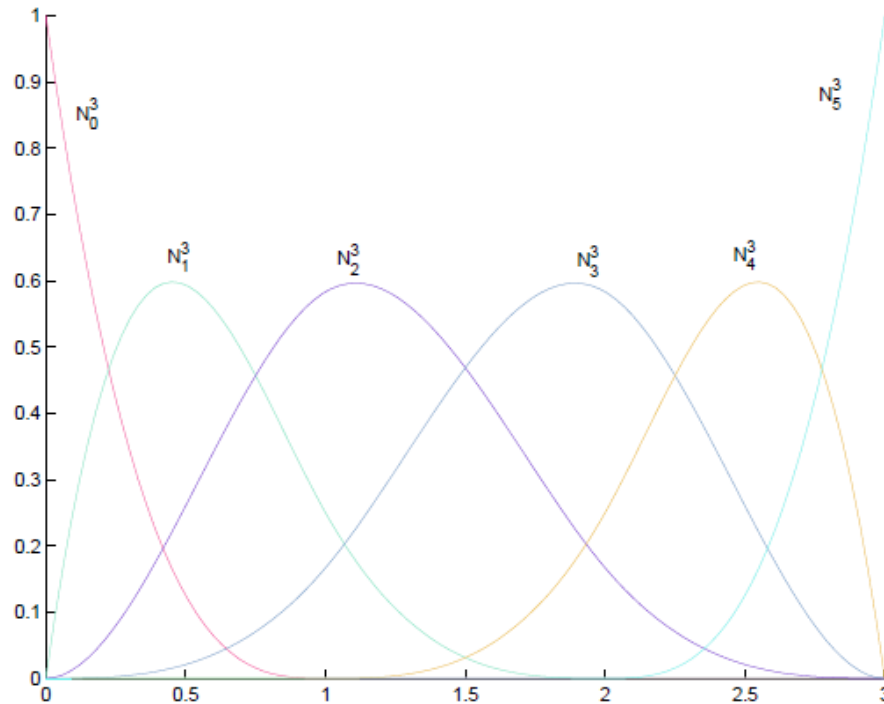


Figure 2.3 Fonctions de bases pour le vecteur $(0, 0, 0, 0, 1, 2, 3, 3, 3, 3)$.

2.2.2.3.2 Les B-splines

Une courbe B-spline $C(t)$ de degré n est une courbe polynomiale par morceaux de degré n . Elle se définit par ses coefficients c_i appelés points de contrôle de la manière suivante :

$$C : I \rightarrow \mathbb{R}^2$$

$$t \rightarrow C(t) = \sum_{i=0}^m c_i N_i^n(t). \quad (2.11)$$

Où la famille $\{N_i^n(t), i = 0, \dots, m\}$ représente l'ensemble des fonctions de base d'une B-splines, appelé base de B-splines de degré n .

La courbe B-spline ne dépend pas seulement des points de contrôles mais aussi d'un vecteur nodal : (t_0, t_1, \dots, t_s) tel que $s = m + n + 1$. Le raccordement de 2 morceaux polynomiaux de la courbe B-spline se fait en $C(t_k)$ où les t_k pour $k = 0, \dots, m + n + 1$ sont des valeurs du paramètre t appelées nœuds. Dans le vecteur nodal T , les nœuds ne sont pas forcément équidistants, ils peuvent être nuls ou confondus.

- **Propriétés des courbes B-splines**

Les courbes B-splines possèdent des propriétés géométriques intéressantes :

- La régularité de la courbe B-spline est assurée par les fonctions B-splines.
- Leur capacité descriptive.
- Le modèle de Bézier est une B-spline particulière.
- Les points de contrôle agissent localement sur la forme de la courbe. La modification d'un point de contrôle ne modifie pas toute la courbe.
- L'invariance de la représentation aux transformations affines.
- Les points de contrôle extrêmes sont interpolés.
- Le degré de la courbe est indépendant du nombre de points de contrôle, en effet l'ajout de points n'augmente pas le degré.

Cependant, l'inconvénient majeur des courbes B-splines est le nombre de paramètres.

- **Choix du vecteur nœud**

Les nœuds sont ordonnés d'une manière croissante dans un vecteur T appelé vecteur des nœuds : $T = (t_0, t_1, \dots, t_{n+m+1})$. Dans la pratique, pour assurer la coïncidence de la courbe avec les points de contrôle extrêmes, les t_k sont choisis de telle sorte que les valeurs extrêmes soient répétées $n+1$ fois, ils sont donnés comme suit :

$$t_0 = t_1 = \dots = t_n < t_{n+1} < \dots < t_{m-1} < t_m = \dots = t_{n+m+1} \quad (2.12)$$

Les vecteurs de nœuds décrits par une suite arithmétique définissent des courbes B-splines uniformes. Tandis qu'une B-splines non uniforme est définie par un vecteur nodal dont les nœuds ne sont pas équidistants.

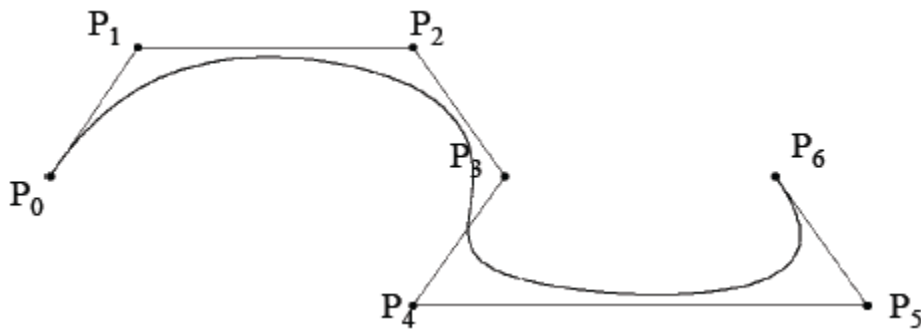


Figure 2.4 Exemple de courbe d'approximation B-spline.

- **Algorithme de De Boor**

L'évaluation numérique de la courbe B-spline en un point donné se fait en utilisant l'algorithme de De Boor [De Boor 75]. Son principe se base sur l'évaluation des fonctions $B_{i,k}$ pour i allant de $j-3$ à j et l'évaluation de la courbe.

Pour augmenter le pouvoir descriptif des courbes B-splines, il suffit de les pondérer avec des constantes appelées poids. Ces courbes pondérées construites à l'aide d'un vecteur nodal non uniforme nous définissent les courbes B-splines rationnelles, appelées NURBS.

2.2.2.4 NURBS

Les NURBS (Non Uniform Rational B-Splines) ne sont que les courbes B-splines non uniformes et rationnelles [Farin 99]. Le modèle NURBS est une modélisation exacte surtout pour les coniques, les formes polygonales et le cercle ce qui n'est pas le cas pour les modèles polynomiaux de Bézier et B-splines.

Une courbe NURBS est définie par

$$C(t) = \frac{\sum_{k=0}^n w_k N_{k,p}(t) p_k}{\sum_{k=0}^n w_k N_{k,p}(t)} \quad (2.13)$$

Où w_k sont les poids positifs associés aux points de contrôle.

- Les B-splines sont un cas particulier de NURBS pour $w_k = 1, \forall i$.
- La valeur de chaque poids a pour effet de contrôler localement la forme de la courbe.

2.3 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté les principales méthodes permettant de représenter les courbes à partir de la donnée d'un nombre fini de points afin de faire de la modélisation. Nous distinguons deux types de représentation : l'interpolation et l'approximation.

Dans le premier type, deux approches ont été proposées : les méthodes qui consistent à relier un ensemble de points par une succession de courbes linéaires, quadratiques, ou cubiques. Tandis que les méthodes de la deuxième approche, appelées méthodes d'interpolation polynomiale, permettent de relier la donnée des points par une seule fonction polynomiale, de degré fixé par l'utilisateur tout en exigeant à la courbe de passer par tous les points d'interpolation. Cette dernière approche simple à appliquer est l'approche la plus utilisée. Plusieurs formes de polynômes d'interpolation ont été adaptées.

Les méthodes du deuxième type consistent à approximer au mieux un nuage de points, au lieu de les interpoler, avec une courbe. Cette dernière n'est pas obligée de passer par les points d'approximation. Plusieurs modèles ont été proposés dans la littérature, chaque modèle possède ses avantages et ses inconvénients.

Vis-à-vis de l'objectif que nous voulons atteindre, modélisation géométrique des formes 2D en vue de leurs reconnaissances, nous ne nous intéresserons pas aux modèles d'interpolation. Ces derniers ne permettent pas de décrire efficacement l'allure des formes d'objets 3D qui sont d'une grande variabilité. Une autre limitation de ces modèles est dû au fait que les courbes d'interpolation doivent passer par tous les points à représenter et leurs degrés augmentent en fonction du nombre des points à interpoler, ce qui conduit à une lourde manipulation et à la sensibilité aux petites déformations des contours d'objets.

Nous allons alors nous concentrer dans cette thèse sur les modèles d'approximation de courbes pour une meilleure représentation des formes. Ces modèles nous permettent aussi de réduire les calculs des méthodes mises en place. Plus précisément, notre choix s'est porté sur les courbes polynomiales cubiques des moindres carrés ainsi que les courbes B-splines.

Dans le chapitre suivant, nous présentons les différentes méthodes constituant l'approche proposée pour la modélisation des formes et la mise en correspondance associée à cette modélisation.

Chapitre 3

MODELISATION GEOMETRIQUE DES

FORMES

3.1 Introduction

L'objectif de notre travail est de modéliser géométriquement les silhouettes d'objets 3D de forme libre en vue de leurs reconnaissances.

Modéliser géométriquement une forme revient à trouver un modèle mathématique décrivant son contour. Ce modèle doit vérifier les critères d'un descripteur de formes, notamment la prise en charge des petites déformations de l'objet à traiter.

Plusieurs modèles de représentations des courbes des formes d'objets de forme libre ont été proposés et sont regroupés en deux catégories: les modèles basés sur les segments ou bien arêtes et ceux basés sur les courbes. Les modèles de la première catégorie s'adaptent bien aux objets simples et les objets peu déformables (manufacturés). Tandis que les modèles de la deuxième catégorie s'appliquent principalement aux objets de forme libre (déformable) autrement dit aux objets de variabilité de forme visible.

Ainsi, après avoir étudié les différentes techniques de modélisation des courbes dans le précédent chapitre, notre choix s'est porté sur la deuxième approche qui est fondée sur un

formalisme mathématique efficace pour la construction des courbes. Plus particulièrement, nous nous sommes intéressés à l'utilisation de courbes polynômiales pour approximer les contours des formes. Le point fort de cette approche est qu'elle préserve la forme géométrique des objets tout en tenant compte de l'information extraite de leurs contours.

Le système mis en œuvre exploite les points de forte courbure, et il se constitue de deux phases indispensables :

- La phase de modélisation : c'est la phase de description des formes bidimensionnelles moyennant les courbes polynômiales.
- La phase de reconnaissance.

La figure 3.1 illustre les différentes étapes que nous avons suivies pour la mise en œuvre de notre système.

En premier lieu, nous proposons notre solution pour la modélisation géométrique des objets. En second lieu, nous montrons comment utiliser cette représentation pour la reconnaissance des objets.

Dans ce qui suit nous détaillons les approches proposées

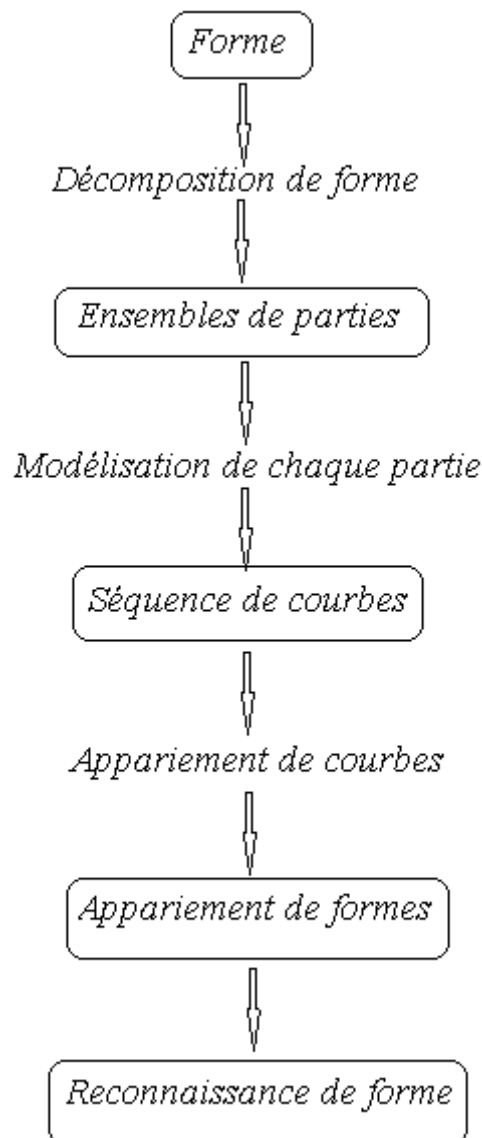


Figure 3. 1 Vue d'ensemble de l'approche proposée.

3.2 Modélisation géométrique des formes

Décrire une forme géométriquement par des courbes constitue une étape importante pour la représentation et la recherche de formes. L'avantage des courbes est de décrire fidèlement les contours des formes ainsi que leurs structures géométriques.

Nous présentons dans ce chapitre deux modèles de représentation des courbes pour décrire les contours externes de formes. Le premier investigate le cas de courbe explicite et le deuxième le cas paramétrique. Tous les deux sont basés sur les fonctions polynômiales. Ils se différencient principalement par le fait que le premier propose une description par un seul

polynôme, c'est l'approximation au sens des moindres carrés, tandis que le deuxième propose une représentation donnée sous forme de combinaison linéaire de polynômes (morceaux polynômiaux). Il s'agit des courbes B-splines. L'utilisation des courbes B-splines pour approximer un ensemble de points est très important, car la définition d'une courbe B-spline est liée à la position de ses points de contrôle qui nous permettent de déformer localement la courbe.

La modélisation développée se compose principalement de trois étapes indispensables. Un partitionnement est tout d'abord effectué au cours duquel le contour de la forme est partitionné en différentes portions de courbes qui sont retenues comme primitives de l'objet. Ensuite, chaque portion est décrite au moyen d'une fonction polynomiale en passant par l'étape de détermination des meilleurs points d'approximation. L'étape du choix des points d'approximation est une étape indispensable afin d'avoir un résultat optimal de courbe. La dernière consiste à normaliser les courbes construites.

Ainsi les différentes étapes suivies pour décrire et représenter les formes 2D se résument en ce qui suit :

Etape 1 : Extraction des parties significatives constituant les contours des formes.

Etape 2 : Description géométrique de chaque partie par une fonction polynomiale moyennant un modèle mathématique.

Dans cette partie, deux modèles seront utilisés :

- L'approximation au sens des moindres carrés.
- L'approximation par les B-splines.

Etape 3 : Etape de normalisation, il s'agit d'appliquer des transformations géométriques simples sur les courbes obtenues afin d'avoir un descripteur invariant aux transformations géométriques telles que : translation, rotation et changement d'échelle.

Nous décrivons ci-après avec détails chacune de ces étapes.

3.2.1 Extraction des contours élémentaires de la frontière de forme

La représentation d'une courbe de forme complexe par l'intermédiaire d'une équation mathématique unique soulève de nombreuses difficultés. L'approche de subdiviser une telle courbe autant de fois que nécessaire, jusqu'à obtenir un ensemble d'éléments dont la forme est suffisamment simple pour être décrite par une équation unique s'avère une solution adéquate à ce type de problème.

D'où la nécessité de partitionner le contour externe des formes en différentes portions de courbes. Cette section sera consacrée à la description des étapes suivies pour l'extraction des différentes parties discriminantes constituant le contour externe d'une forme.

3.2.1.1 Extraction des points de forte courbure

Pour réaliser le partitionnement souhaité qui nous permet de récupérer les différentes primitives de la forme à traiter, il est nécessaire d'extraire du contour externe de la forme des points particuliers. Ces points sont les points de contour de forte courbure. Ils sont très importants et représentent des informations pertinentes pour la vision humaine [Atneave 54].

Les points de forte courbure sont obtenus par analyse de la géométrie locale du contour. Il existe plusieurs types de points de courbure, les plus utilisés, en vu de leur fréquente présence dans les différentes formes et en vu de l'importance des informations qu'ils nous donnent sont les points de convexité, points de concavité, et les points de changement du signe de la courbure (points d'inflexion) (voir figure 3.2).

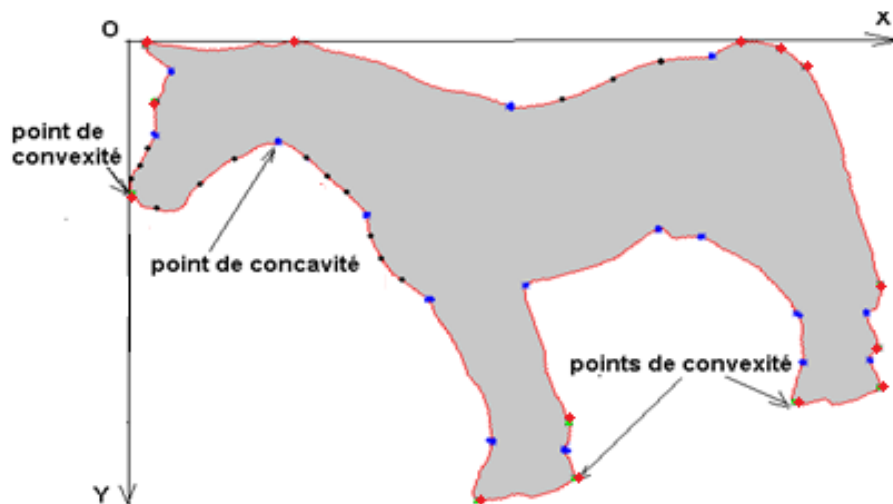


Figure 3.2 Points particuliers dans une courbe (de forte courbure). La couleur bleu représente les points concaves de la forme cheval et la rouge celle des points convexes.

La détection de ces points peut se faire moyennant plusieurs opérateurs. Ces opérateurs peuvent être divisés en deux classes :

- Les opérateurs de la première classe manipulent directement l'image en niveaux de gris. Leur principe repose sur la géométrie différentielle et plus précisément sur le module et les dérivées partielles directionnelles de l'image [Beaudet 78, Drechler & Nagel 82, Kitchen & Rosenfeld 82, Noble 88].
- Les opérateurs de la deuxième classe, sont basés sur le contour, plusieurs solutions ont été proposées pour extraire les points de forte courbure [Asada & Brady 86, Chetverikov, 03, Horaud & al 90, Medionaud & Ysumoto 87].

Dans notre travail, l'algorithme de Chetverikov a été sélectionné pour sa simplicité, il est donné ci-après:

Algorithme 1: Détection des points de forte courbure.**Début**

- Récupérer une distance d et un angle α .
- Pour chaque pixel \mathbf{p} , deux pixels \mathbf{p}^+ et \mathbf{p}^- sont localisés dans les deux directions à distance \mathbf{d} .
- Calculer l'angle β formé par les segments : \mathbf{pp}^+ et \mathbf{pp}^- par la formule : $\beta = \arccos((a^2 + b^2 - c^2)/2ab)$ où $a, b, et c$ correspondent aux longueurs des segments : $\mathbf{pp}^+, \mathbf{pp}^- et \mathbf{p}^+\mathbf{p}^-$
- Si $\beta < \alpha$, alors \mathbf{p} est un point de courbure.
- Si plusieurs points successifs sont sélectionnés comme points de courbure, seulement le point à angle minimum est sélectionné.

Fin

La figure 3.3 ci-dessous illustre le principe de cet algorithme.

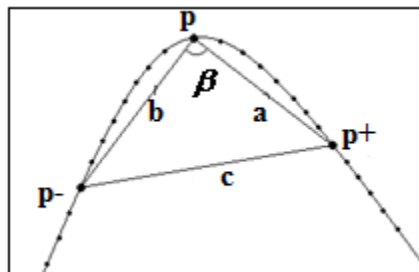


Figure 3.3 Détection des points de courbure par l'algorithme de Chetverikov [Chetverikov 03]

Bien que cet algorithme nous détecte les points de forte courbure néanmoins le nombre obtenu ne répond pas toujours à nos besoins et donne des points additionnels en raison du choix des paramètres. Ces derniers dépendent du type de classes d'images à traiter et des formes que l'on veut reconnaître.

Comme l'extraction des points de courbure est une étape indispensable dans le processus de décomposition et par suite dans la modélisation, nous avons fait aussi appel à une autre méthode qui dépend seulement d'un seul paramètre. Il s'agit de l'algorithme de Douglas & Peucker [Hershberger & Snoeyink 92, Kirk & Voorhies 90, Douglas & Peucker 73, Ramer

72]. Le principe de cet algorithme repose sur la distance entre les points les plus éloignés du contour de la forme. Il opère d'une manière récursive par la méthode: *diviser pour régner*. Après plusieurs expérimentations sur différentes formes, nous avons utilisé cet algorithme de Douglas & Peucker pour localiser les points de courbure des formes plus compliquées.

L'algorithme de calcul de points de forte courbure en utilisant la méthode de Douglas & Peucker est donné par :

Algorithme 2: Algorithme de Douglas-Peucker [Douglas & Peucker 73]

Début

- En entrée, récupérer un contour et une distance d comme paramètre.
- Sélectionner les deux points les plus éloignés du contour en calculant la distance maximale entre tous les couples de points, ensuite les relier avec un segment.
- Chercher le point le plus éloigné du segment tracé.
- Répéter le processus en ajoutant le point suivant le plus éloigné aux points accumulés jusqu'à ce que tous les points soient au dessous de la distance indiquée par le paramètre fixé d .

Fin

La figure 3.4 illustre le principe de l'algorithme de Douglas & Peucker.

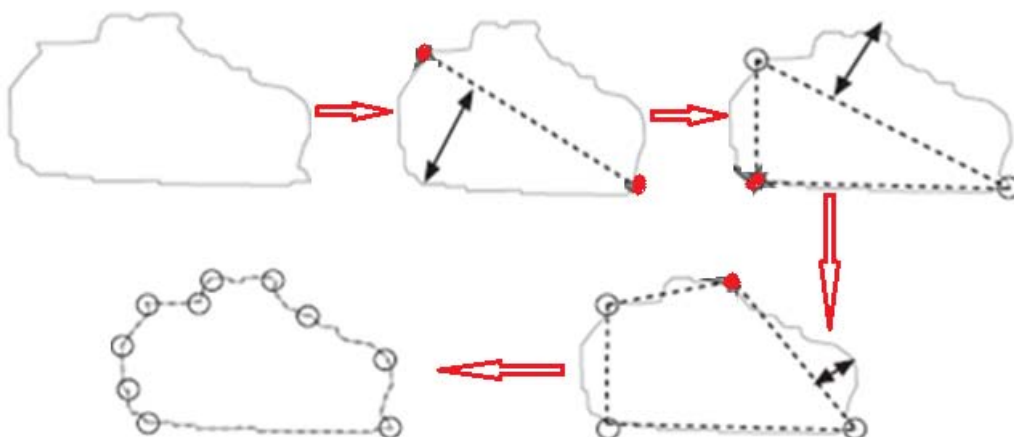


Figure 3.4 Exemple d'approximation polygonale selon [Douglas & Peucker 73].

Localisation des points de courbure convexes et concaves

Après l'extraction des points de courbure, le type de courbure de chaque point \mathbf{p} est déterminé en fonction de deux points de référence : \mathbf{p}^+ et \mathbf{p}^- (successeur et prédécesseur du point \mathbf{p}). Deux cas importants peuvent alors se présenter :

- Localisation des points convexes : Si le segment reliant les deux points \mathbf{p}^+ et \mathbf{p}^- est à l'intérieur de la forme, alors il s'agit d'une courbure convexe.
- Localisation des points concaves : Si le segment qui relie les points \mathbf{p}^+ et \mathbf{p}^- est à l'extérieur de la forme, le point \mathbf{p} est dit concave.

3.2.1.2 Sélection des points de partitionnement

Une fois les points de courbure détectés, la prochaine étape consiste à extraire les parties significatives le long du contour externe de la forme en utilisant les points concaves (les plus profonds) sélectionnés à partir des points extraits précédemment. Le choix de ces points nous permet d'avoir les parties les plus discriminantes de la forme. Ils représentent les points de jonctions entre les différentes parties. La figure 3.5 illustre quelques exemples de décomposition de formes en parties où les points concaves sont représentés par la couleur rouge.

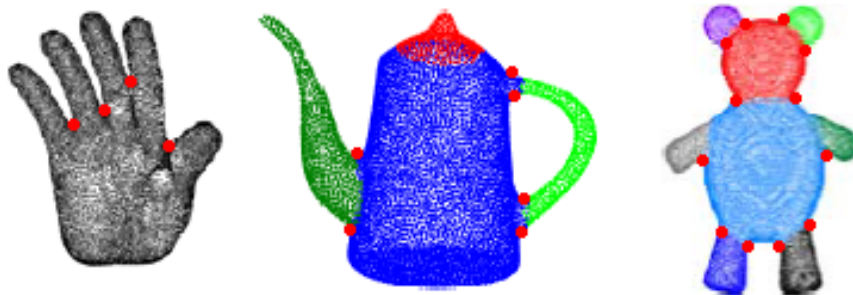


Figure 3.5 Décomposition de formes en parties.

Nous proposons ci-dessous le processus complet de sélection des points de partitionnement les plus appropriés, consécutif à la détection des points de courbure de la forme [Laiche & Larabi 11]:

Algorithme 3 : Sélection des points de partitionnement

Début

- En entrée, récupérer la liste des points de courbure.
- Localiser les points concaves.
- Eliminer les points redondants.

cette étape nous permet de réduire le nombre de points concaves par distance, avec un seuil fixé expérimentalement, tout en préservant l'information des parties. En effet, tous les points concaves dont la distance Euclidienne entre eux est minimale, inférieure à ce seuil fixé, sont ignorés.

- Associer un degré de concavité à chaque point concave.
- Eliminer les points concaves de degré faible des points déjà sélectionnés précédemment. Les points retenus lors de la première sélection vont subir une deuxième sélection, il s'agit de sélectionner seulement ceux qui ont un degré de concavité élevé, relativement à un autre seuil déterminé après plusieurs tests. Ces points résultants sont définis comme étant les points de partitionnement.

Le degré de concavité d'un point est mesuré par le rapport suivant : r/d où r est la distance entre ce point et la corde (segment reliant les deux extrémités de la courbe) de longueur d (voir figure 3.6).

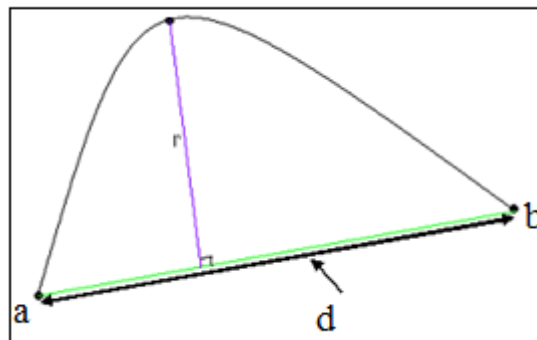


Figure 3.6 Calcul de degré de concavité d'un point.

Tout point de partitionnement représente un point de passage d'une partie à une autre, donc le nombre de parties significatives d'une forme coïncide avec le nombre de points de partitionnement.

La figure suivante montre les points obtenus après l'application de cet algorithme sur la forme voiture de la figure 3.7.

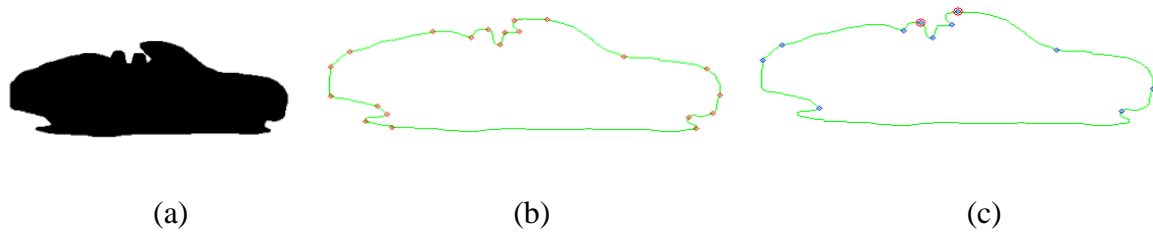


Figure 3. 7 Points de partitionnement. (a) Représente la forme originale. (b) Détection des points de forte courbure avant élimination. (c) La couleur bleu illustre les points de partitionnement (points concaves) obtenus par notre algorithme.

Les points de forte courbure détectés par l'algorithme de Douglas-Peucker sont illustrés sur la figure 3.7 (b). Ces points sont extraits avec $d=6$. Les points de partitionnement sélectionnés par notre algorithme sont localisés au niveau des points concaves de la forme, présentés par la couleur bleu (voir figure 3.7 (c)).

Après cette étape de partitionnement, chaque forme va être présentée par un vecteur constitué de ses différentes parties.

3.2.2 Modélisation des courbes

Etant donné une forme représentée par ses différentes parties (contours), il s'agit de modéliser géométriquement chaque partie par une courbe polynômiale de degré 3.

La détermination de la courbe implique la localisation d'un nuage de points, appelés points d'approximation.

3.2.2.1 Points d'approximation

La première étape dans le processus de construction de courbes consiste en une extraction de points clés du contour de la forme à traiter. Ces points sont appelés points d'approximations.

L'ensemble de ces points est constitué principalement des points convexes de la forme en plus d'autres points de contour. Le choix de ces points dépend de l'allure et de la longueur de chaque partie. Une stratégie simple a été implémentée pour sélectionner ces points afin de générer les courbes. L'algorithme 4 résume les étapes suivies:

Algorithme 4 : Détection des points d'approximation.**Début**

- **En entrée**, un contour partitionné en contours élémentaires.
- Calculer la longueur de chaque contour élémentaire constituant le contour de la forme.
- Définir la plus petite longueur comme étant un seuil de distance d_{th} pour le choix des points d'approximation.
- Pour chaque partie de longueur L_i comprise entre d_{th} et $2d_{th}$, les points d'approximation sont séparés d'un pas égal à un pixel.
- Si L_i est entre $2d_{th}$ et $6d_{th}$, les points d'approximations sont espacés d'un pas de 3 pixels.
- Pour les parties de longueurs supérieures à $6d_{th}$, un pas de quatre pixels est fixé pour la distribution des points d'approximation.

Fin

Après cette étape de sélection de points d'approximation, le modèle de représentation des courbes est appliqué pour approximer ce nuage de points.

3.2.2.2 Représentation des courbes

La deuxième étape de la phase de modélisation consiste à choisir la fonction et le modèle adéquat pouvant décrire la forme d'un objet.

L'objectif visé est de décrire les formes réduites à leurs contours externes par des fonctions. Pour cela, nous avons proposé deux modèles: Le premier investigate le cas de courbes explicites [Laiche & Larabi 12, Laiche & al 14b] et le deuxième le cas paramétrique [Laiche 10, Laiche & Larabi 11, Laiche & Larabi 14a]. Tous les deux sont basés sur les fonctions polynômiales. Ils se différencient principalement par le fait que le premier propose une description explicite par un seul polynôme, c'est l'approximation au sens des moindres carrés, tandis que le deuxième propose une représentation paramétrique donnée sous forme de combinaison linéaire de polynômes (morceaux polynômiaux). Il s'agit des courbes B-splines.

3.2.2.2.1 Courbes des moindres carrés

La première solution proposée pour la modélisation des formes par des courbes explicites est basée sur l'approximation au sens des moindres carrés.

Approximer une courbe consiste à chercher la fonction de la courbe la plus proche possible selon certains critères. Dans notre étude, les polynômes de degré 3 ont été choisis pour les raisons suivantes :

- Les polynômes de degré 1 reviennent à la représentation du contour par des segments de droites et donc il s'agit de l'approximation polygonale.
- Les polynômes de degré 2 ne définissent que des paraboles.
- Les polynômes de degré plus élevé peuvent nous représenter des courbes complexes, mais ils nécessitent un plus grand nombre de coefficients. D'autre part, plus le degré des polynômes est élevé, plus nous obtenons des courbes avec plusieurs oscillations.

Il s'agit de décrire chaque partie par une fonction polynomiale explicite de degré 3 en utilisant le modèle des moindres carrés. Les courbes de degré 3 présentent, par ailleurs, des propriétés intéressantes au niveau des calculs. Cette courbe est définie par

$$P_i(x) = \sum_{k=0}^3 b_k x^k \quad (3.1)$$

Où $b_k, k = 0, 1, 2, 3$ sont les facteurs polynômiaux.

Notre but est de spécifier les facteurs polynômiaux $b_k, k = 0, 1, 2, 3$ de telles sortes à minimiser l'écart entre le contour de la partie initiale (de la forme) et sa courbe des moindres carrés :

$$F(b_0, b_1, b_2, b_3) = \text{Min}_{P_i} \left\{ \sum_{j=1}^{j=m} [P_i(x'_j) - y'_j]^2 \right\} \quad (3.2)$$

Où les points $(x'_j, y'_j), j = 1, 2, \dots, m$ dénotent les m points d'approximations de la courbe initiale P_i du contour de la forme, utilisés pour la courbe des moindres carrés $P_i(x)$.

La détermination explicite des coefficients b_0, b_1, b_2, b_3 réalisant l'équation Eq. (3.2) revient à déterminer le minimum de la fonction vectorielle $F(b_0, b_1, b_2, b_3)$.

Ainsi, partant des équations (3.1) et (3.2), le problème devient équivalent à la résolution d'un système d'équations aux dérivés partielles moyennant l'algorithme de Householder [Boulonne 09]:

$$\vec{\nabla} F = 0 \Leftrightarrow \begin{cases} \frac{\partial F}{\partial b_0} = 0 \\ \frac{\partial F}{\partial b_1} = 0 \\ \frac{\partial F}{\partial b_2} = 0 \\ \frac{\partial F}{\partial b_3} = 0 \end{cases} \quad (3.3)$$

La résolution de ce dernier pour les facteurs polynômiaux est donnée sous une forme matricielle : $A = D^t \times D \times B$. Avec A et B sont deux matrices de dimension 4×1 dont les composantes représentent les coordonnées des points d'approximations et les facteurs polynomiaux respectivement : $a_i = \sum_{j=1}^m y'_j (x'_j)^i$, $i = 0, 1, 2, 3$, tandis que la matrice D de dimension $m \times 4$ est constituée des puissances de x'_i . Cette représentation matricielle est présentée ci-dessous comme suit :

$$D = \begin{pmatrix} 1 & x'_0 & x'^2_0 & x'^3_0 \\ 1 & x'_1 & x'^2_1 & x'^3_1 \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ 1 & x'_m & x'^2_m & x'^3_m \end{pmatrix}, B = \begin{pmatrix} b_0 \\ b_1 \\ b_2 \\ b_3 \end{pmatrix}, A = \begin{pmatrix} \sum_{j=1}^m y'_j \\ \sum_{j=1}^m y'_j x'_j \\ \sum_{j=1}^m y'_j x'^2_j \\ \sum_{j=1}^m y'_j x'^3_j \end{pmatrix} \quad (3.4)$$

Un exemple de construction de courbe est présenté ci-dessous. La figure 3. 8 suivante visualise la partie à approximer.

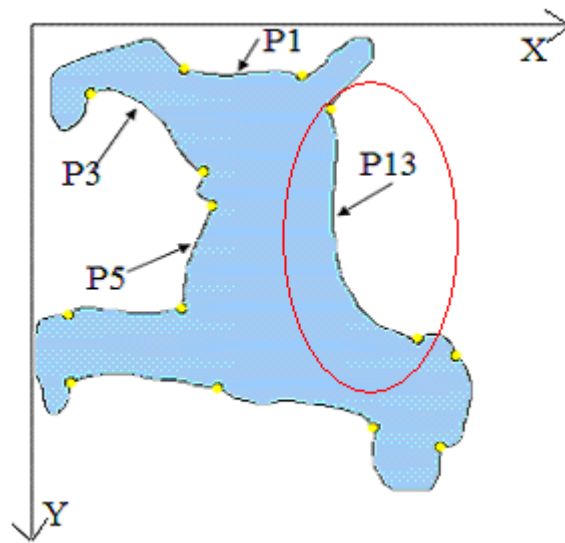


Figure 3.8 Localisation de la partie à approximer : P_{13} .

La courbe cubique des moindres carrés approxinant la partie P_{13} est donnée par :

$$C_{13}(x) = 14.69 + 0.65 * x - 4.66 * 10^{-5} * x^2 - 2.02 * 10^{-7} * x^3.$$

Dont la représentation graphique est illustrée dans la figure 3.9 suivante :

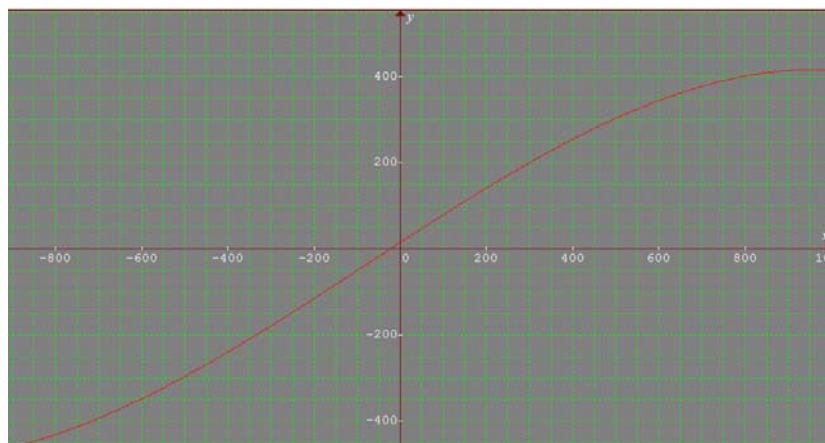


Figure 3.9 Représentation graphique de la courbe $C_{13}(x)$.

Cas particuliers

Dans la mise en œuvre de ce modèle, on est confronté à deux cas d'indétermination pour la construction de la courbe des moindres carrés :

1^{er} cas : C'est le cas de courbes fortement convexes dont la convexité est orientée vers l'axe des ordonnées: (OY).

2^{ème} cas : Le deuxième cas d'indétermination est le cas de courbes à convexité orientée vers la droite de l'axe des abscisses: (OX).

Ces deux cas sont dus à la présence de quelques points d'approximation ayant la même abscisse. Pour remédier à ces problèmes, de nouveaux points de partitionnement sont localisés.

Pour illustrer le problème suscité, la figure 3.10 (a) met en évidence les parties présentant les cas d'indétermination : les courbes C_2, C_4 et C_7 représentent le premier cas, tandis que les courbes C_{11} , et C_{14} représentent le deuxième cas.

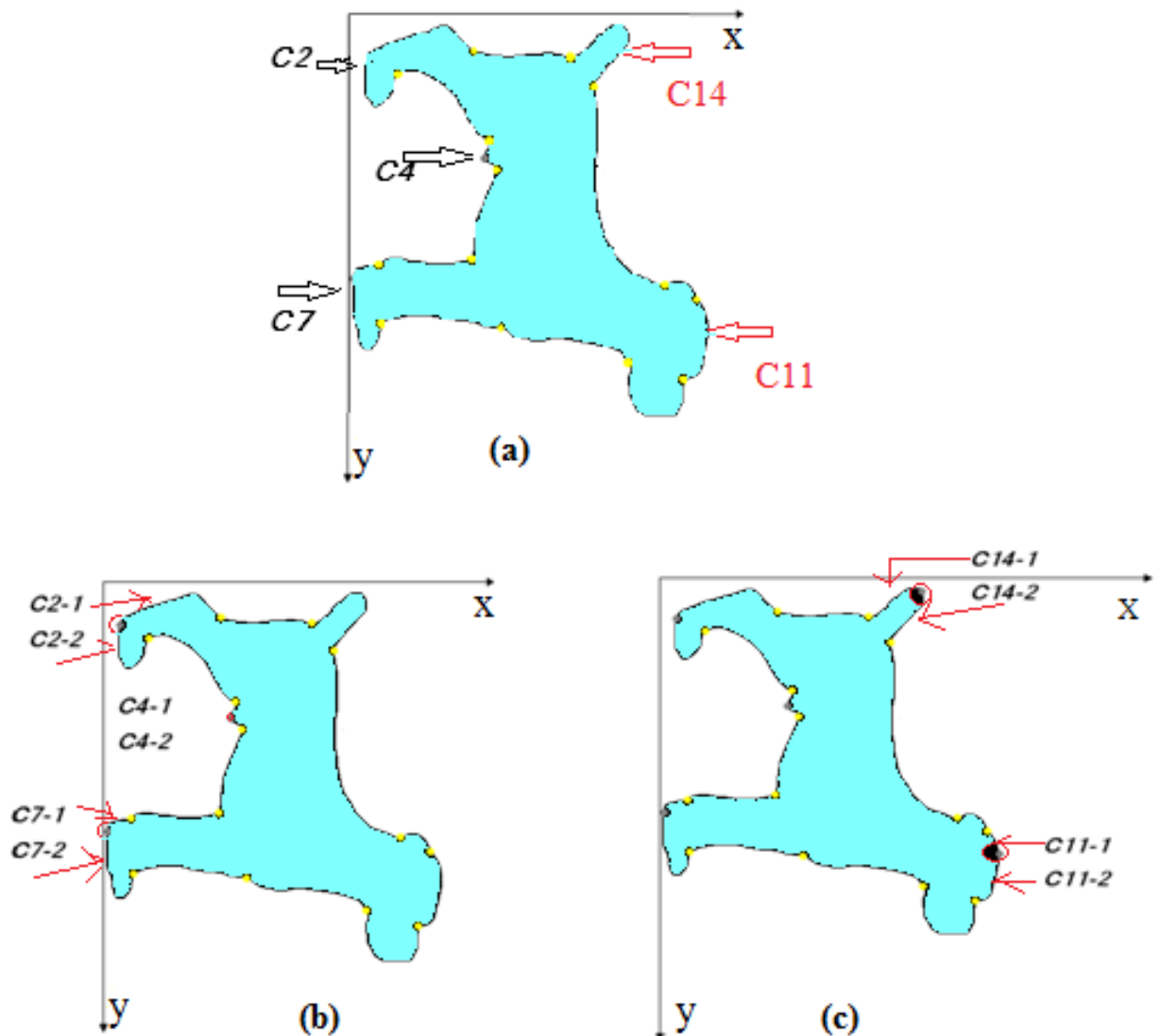


Figure 3.10 Exemple du problème d'indétermination. (a) Exemple de forme à courbes indéterminées. (b) Visualisation des nouveaux points de partitionnement pour les parties du premier cas. (c) Pour le deuxième cas.

La figure 3.10 (b) illustre les parties représentant le premier cas d'indétermination c'est-à-dire les parties de convexité orientée vers l'axe des (OY) ainsi que les parties obtenues après la localisation des nouveaux points de partitionnement. Comme nous pouvons le voir, un éclatement de ces courbes en deux nouvelles sous parties a eu lieu. Le nouveau point de partitionnement, présenté par un petit cercle rouge, est sélectionné comme étant le point qui a la plus petite abscisse parmi tous les points constituant la partie en question. Ainsi, les courbes C2 et C7 présentant le premier cas d'indétermination deviennent :

$C_2 \rightarrow (C_{2,1}, C_{2,2})$ et $C_7 \rightarrow (C_{7,1}, C_{7,2})$ respectivement. Les courbes $C_{2,i}$ et $C_{7,i}$ pour $i = 1, 2$ représentent les nouvelles sous courbes obtenues après repartitionnement.

Dans le cas des courbes du deuxième cas d'indétermination, l'éclatement se fait moyennant le point dont l'abscisse est la plus grande. La courbe C_{11} s'éclate en $C_{11,1}$ et $C_{11,2}$ (voir figure 3.10 (c)).

3.2.2.2 Courbes des B-splines

Le deuxième modèle choisi pour la représentation des courbes est celui des courbes B-splines cubiques [Piegel & Tiller 97]. Il s'agit d'une fonction paramétrique donnée par un ensemble de points ordonnés, appelés points de contrôle. L'utilisation de ce modèle pour approximer un nuage de points est très intéressant dans le cadre des objets de forme libre en raison des propriétés géométriques qu'il présente et le degré trois a été particulièrement choisi pour les raisons suivantes :

- Les polynômes de degré un c'est à dire les segments de droite assurent seulement la continuité du contour.
- Les polynômes de degré deux permettent d'avoir des dérivées continues.
- Les polynômes de degré trois permettent d'avoir des courbures continues.

La modélisation d'une courbe de B-splines consiste à traduire l'allure de la forme tout en respectant les raccordements entre les différentes portions. Quelle que soit la méthode utilisée pour construire la courbe B-spline, cette dernière est définie par une combinaison linéaire de polynômes de degré trois. Son équation paramétrique est donnée par l'expression suivante :

$$C(u) = \sum_{i=0}^n N_i^3(u) P_i \quad (3.4)$$

Où $P_i = (x_i, y_i)$; $i = 0$ à n représentent les points de contrôles extraits le long du contour de la partie à modéliser et les fonctions $N_i^3(u)$ sont les fonctions B-splines de base de degré 3. Elles sont définies de manière récursive sur le vecteur des nœuds $U = \{u_0, u_1, \dots, u_{3+n+1}\}$ comme suit :

$$N_i^0(u) = \begin{cases} 1 & \text{si } u \in [u_i, u_{i+1}] \\ 0 & \text{sin on} \end{cases} \quad \text{pour } 0 \leq i \leq n-1$$

$$N_i^k(u) = \frac{u - u_i}{u_{i+k} - u_i} N_i^{k-1}(u) + \frac{u_{i+k+1} - u}{u_{i+k+1} - u_{i+1}} N_{i+1}^{k-1}(u) \quad \text{pour } 0 \leq i \leq n \text{ et } 0 \leq k \leq 3 \quad (3.5)$$

La construction de la courbe B-spline passe par les étapes suivantes :

➤ **Choix des points de contrôle**

Cette étape consiste à détecter sur chaque partie un ensemble de points de contrôle qui définissent la géométrie (l'allure) de la courbe à approximer. Par conséquent, nous cherchons à localiser les points les plus significatifs. Pour ce faire, nous choisissons, pour chaque portion de courbe un ensemble de points de contrôle constitué de deux types de points de courbure, permettant d'approximer au mieux la courbe: les points concaves qui représentent les extrémités de la courbe et les points convexes.

➤ **Vecteur nodal**

Comme la courbe B-splines est une combinaison de morceaux polynomiaux, la délimitation de ces morceaux est définie par le choix des nœuds u_i .

La distribution des nœuds se fait en général soit en fonction de l'espacement des points de contrôle soit elle est uniforme. Dans notre cas, nous avons choisi le premier cas pour avoir des courbes plus flexibles.

Ainsi un choix raisonnable de paramétrisation est donné en fonction de la longueur de chaque segment d'extrémités les points de contrôle: $[P_i, P_{i+1}]$ et une partition des nœuds dans l'intervalle $[0,1]$.

D'autre part, pour assurer les accordements entre les différent morceaux de la courbe B-splines et par la suite les portions de courbes de la forme, les composantes du vecteur des nœuds doivent vérifier les relations suivantes: $u_0 = u_1 = u_2 = u_3 = 0, u_n = u_{n+1} \dots = u_{n+3+1} = 1$.

L'algorithme permettant le calcul du vecteur nodal est donné par:

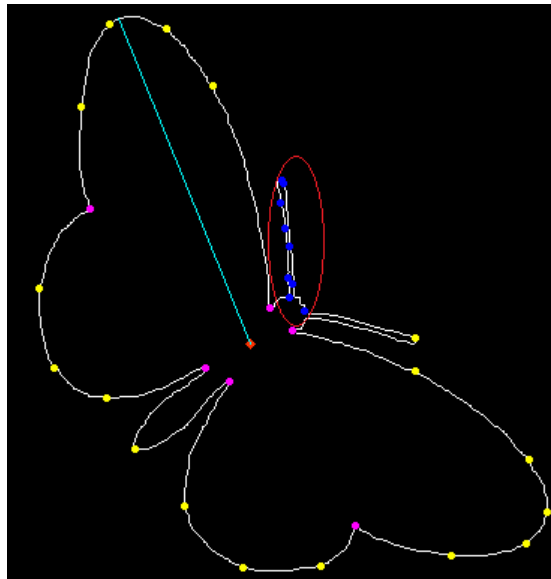
Algorithme 5: Calcul du vecteur des nœuds.**Début**

- En entrée, récupérer les points de contrôle $P_i = (x_i, y_i)$, $0 \leq i \leq n$ de la courbe.
- Initialiser les quatre premières composantes du vecteur nodal à zéro: $u_0 = u_1 = u_2 = u_3 = 0$ et les quatre dernières composantes à 1: $u_{n+1} = u_{n+2} = u_{n+3} = u_{n+4} = 1$.
- Calculer la distances euclidienne entre chaque couple de points de contrôle par la formule suivante : $d_i = ((x_i - x_{i-1})^2 + (y_i - y_{i-1})^2)^{1/2}$, pour tout $i = 1$ à n .
- En posant: $v_0 = 0$ et $v_i = v_{i+1} + d_i$, pour tout $i = 1$ à n , calculer les composantes restantes du vecteur des nœuds par la formule suivante: $u_i = v_i / v_n$.
- En sortie, vecteur des nœuds : $[u_0, u_1, \dots, u_{n+3+1}]$.

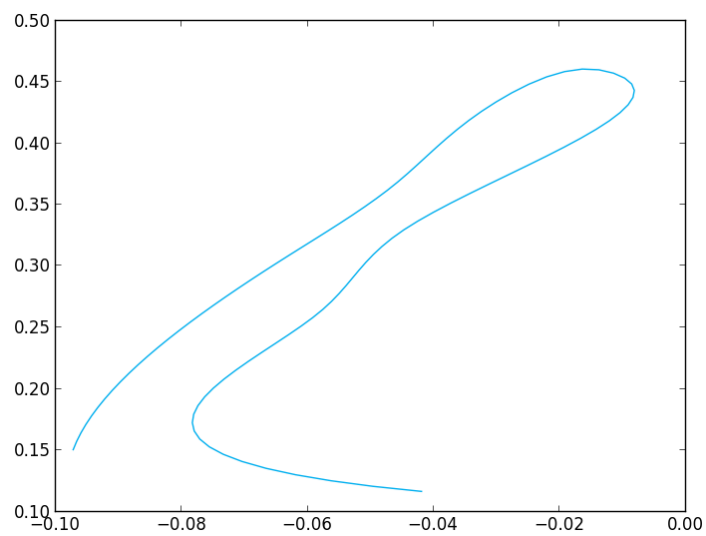
Fin.**➤ Courbes B-spline**

Une fois le vecteur des nœuds calculé, vient l'étape de construction de la courbe B-spline en utilisant l'algorithme de De Boor [De Boor 72]. Les B-splines qui sont des fonctions polynomiales par morceaux, elles sont pour le degré faible assez faciles à calculer et à manipuler.

Un exemple de représentation de courbe B-splines est présenté par la figure suivante. La figure 3.11 (a) permet de voir la localisation de la partie à approximer. Il s'agit de la 6ème partie de la forme butterfly-20 de la base MPEG-7 [Latecki 00]. Sur cette partie, les points de contrôle sont illustrés en bleu, ces derniers sont détectés moyennant l'algorithme proposé pour la sélection des points de contrôle, et la figure 3.11 (b) présente la courbe B-spline correspondante après application des algorithmes suscités (algorithme 5 et l'algorithme de De Boor).



(a)



(b)

Figure 3.11 Exemple de courbe B-splines. (a) Localisation et illustration des points de contrôle. (b) La courbe B-splines correspondante.

Les points de contrôle et le vecteur des nœuds correspondant à cette courbe B-splines sont illustrés dans le tableau 3.1.

Tableau 3.1 Points de contrôle et le vecteur des nœuds associés à la 6^{ème} partie de la forme de la figure 3.11 (a).

Points de contrôle	Vecteur nodal
$P_1 = (256, 247), P_2 = (265, 239), P_3 = (290, 243), P_4 = (307, 247)$ $P_5 = (320, 251), P_6 = (335, 256), P_7 = (338, 252), P_8 = (330, 250)$ $P_9 = (315, 246), P_{10} = (301, 242), P_{11} = (287, 238), P_{12} = (264, 23)$	$(0, 0, 0, 0, 0.22577478, 0.33131633,$ $0.50906651, 0.53928327, 0.58911753,$ $0.68293464, 0.77092629, 1, 1, 1, 1).$

3.2.3 Normalisation

Le descripteur calculé doit être invariant aux transformations affines parce que les images des objets sont en général capturées non seulement avec différents degrés de rotations mais également à différentes distances. Ceci peut induire directement à des déformations visuelles. Les transformations géométriques pouvant déformer un objet 2D sont :

- Le changement d'échelle : il agit sur la taille de l'objet.
- La rotation : elle fait tourner l'objet.
- La translation quant à elle, elle fait déplacer l'objet.

Les normalisations suivies dans notre modélisation sont :

- ***Invariance à la translation***

L'invariance à la translation est utilisée comme première étape dans la phase de normalisation.

- ***Invariance à la rotation***

Dans le but d'avoir une modélisation robuste aux rotations planaires, le rectangle d'air minimum, MAR, englobant l'objet [Philip & al 02] a été utilisé. Cette normalisation consiste à réorienter le rectangle englobant la forme de telle sorte que la longueur de MAR coïncide

avec l'axe des (OY). Il s'agit de construire toutes les courbes relativement au repère orienté rectangle d'aire minimum.

Cette normalisation se fait moyennant la transformation géométrique suivante :

$$\begin{cases} x' = x * \cos(\theta) - y * \sin(\theta) \\ y' = x * \sin(\theta) + y * \cos(\theta) \end{cases} \quad (3.5)$$

où θ représente l'angle d'inclinaison du rectangle d'aire minimum avec l'axe des abscisses : (OX) comme illustré sur la figure 3.12.

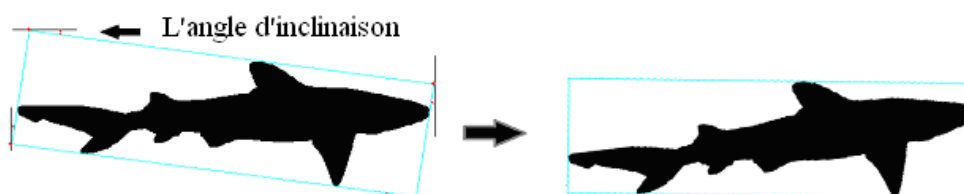


Figure 3.12 Normalisation par rapport à la rotation.

- *Invariance au facteur d'échelle*

La normalisation au facteur d'échelle a pour but de rendre la description robuste aux changements d'échelle. Elle consiste à transformer toutes les courbes au même voisinage, autrement dit à la même taille. Pour cela, nous intégrons les formes dans le cercle unité, de rayon égal à 1 en considérant les distances du centre de gravité aux points des contours d'objets. Pour cela, nous effectuons une transformation sur les points des courbes construites comme suit :

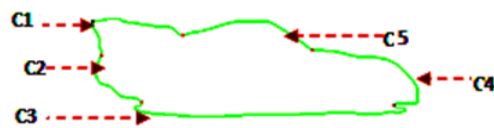
Soit $P_i = \{X_1 = (x_1, P_i(x_1)), \dots, X_n = (x_n, P_i(x_n))\}$ la famille des n points de la courbe obtenue en approximant la partie P_i par les moindres carrés, où $P_i(x)$ représente la courbe des moindres carrés de la partie P_i . La transformation f agissant sur P_i est une application de \mathbb{R}^2 vers \mathbb{R}^2 telle que :

$$f : \mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{R}^2$$

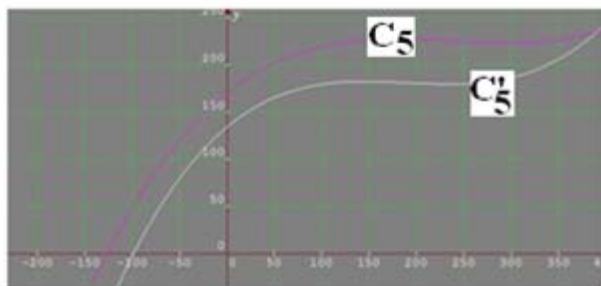
$$X_i \mapsto f(X_i) = \left(\frac{x_i}{D_{Max}}, \frac{P_i(x_i)}{D_{Max}} \right) \quad (3.6)$$

Avec D_{Max} représente la distance maximale entre le centre de gravité de la forme et le contour.

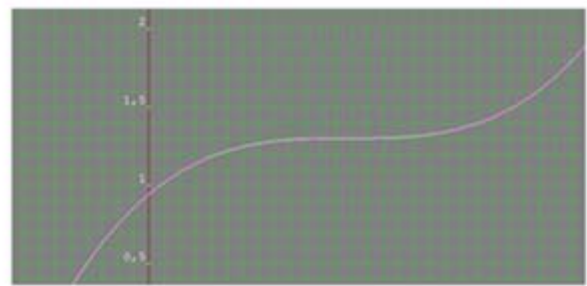
La figure 3.13 illustre un exemple de cette normalisation de mise à l'échelle. Partant de la forme originale (voir figure 3.13 (a)) partitionnée en cinq différentes parties ainsi de sa forme réduite à 70%, la figure 3.13 (b) présente deux courbes des moindres carrés d'une même partie donnée à deux échelles différentes : l'originale (100%) et celle de 70%. La figure 3.13 (c) illustre l'effet de la normalisation sur les deux courbes. Comme nous pouvons le constater, l'écart entre les deux courbes est très petit.



(a)



(b)



(c)

Figure 3.13 Exemple de courbes transformées.(a) forme originale partitionnées en 5 parties. (b) représentation des courbes des moindres carrés des parties (C5) et (C'5) avant normalisation. (c) représente les mêmes courbes après normalisation. (C'5) représente la même partie (C5) de la forme originale réduite à 70%.

3.3 Exemple d'un descripteur d'une forme

Le descripteur associé à chaque forme est donné par une séquence de courbes normalisées que nous pouvons présenter par un vecteur. Par exemple, le descripteur détaillé de la forme : « **butterfly 20** » de la base MPEG-7 [Latchki 00], illustrée par la figure 3.14 (a) est le vecteur: $(C_1, C_2, C_3, C_4, C_5, C_6, C_7, C_8)$ où C_i représente la $i^{\text{ème}}$ courbe constituant le contour de la forme, délimitée par deux points concaves (voir figure 3.14 (b)).

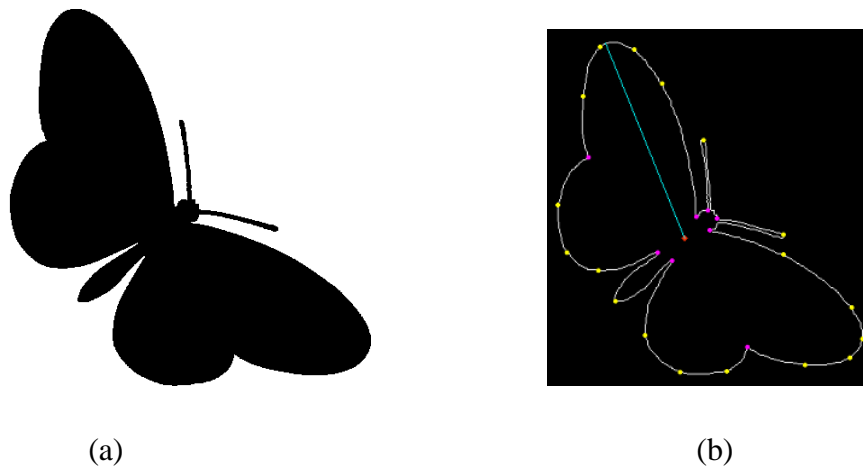


Figure 3.14 Points de partitionnement ainsi que les points convexes. (a) Forme originale. (b) Points de partitionnement (points concaves) en couleur rose et convexes en couleur jaune.

La visualisation graphique du descripteur de la forme est donnée par la figure 3.15. Sur laquelle, nous pouvons voir les différentes courbes B-splines approximant le contour de la forme.

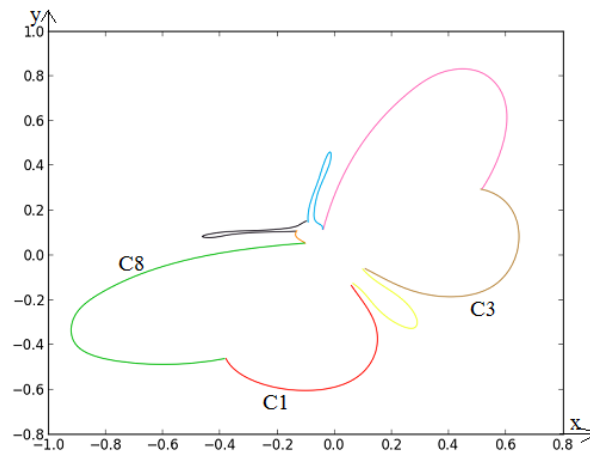


Figure 3.15 Représentation graphique d'un descripteur d'une forme.

La représentation graphique de quelques courbes normalisées constituant le descripteur de la forme en utilisant le modèle B-splines est illustrée sur la figure 3.16

Les images des figures 3.16.(a) et 3.16.(c) illustrent la répartition des points de contrôle sélectionnés sur les contours des six premières parties de la forme butterfly-20 de la base MPEG-7. Les points de contrôle sont présentés par la couleur bleu. Les parties sont présentées dans l'ordre, de gauche à droite et du haut vers le bas. La modélisation géométrique de chaque partie par les courbes B-splines est présentée juste au-dessous de chaque partie (voir figures 3.16 (b) et 3.16 (d)).

(a)

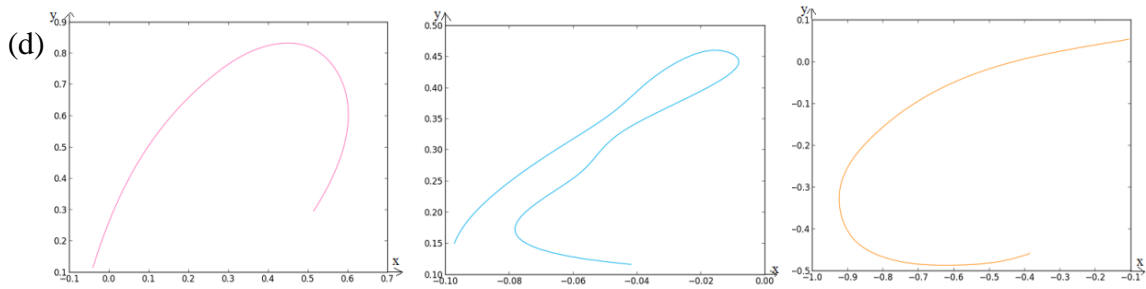
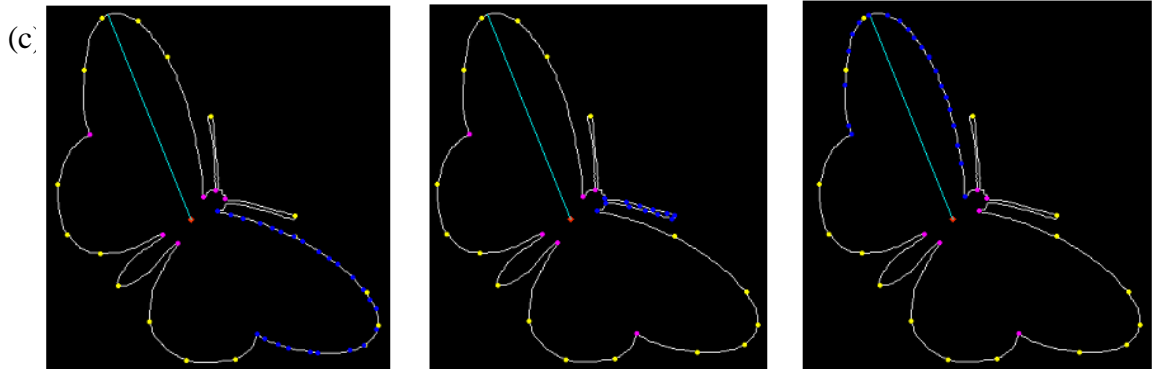
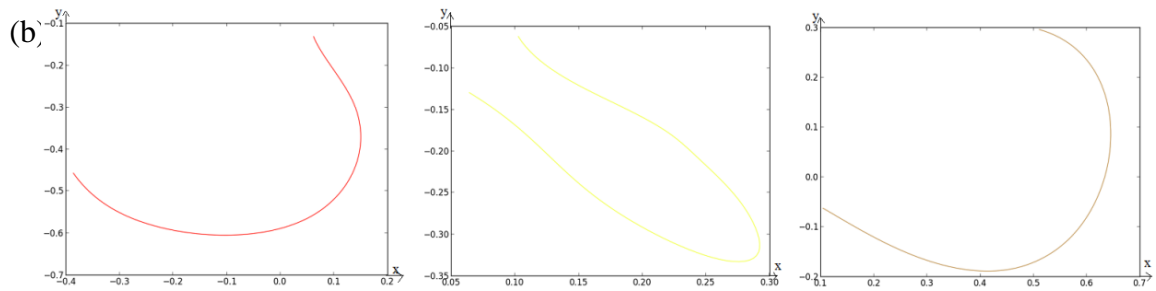
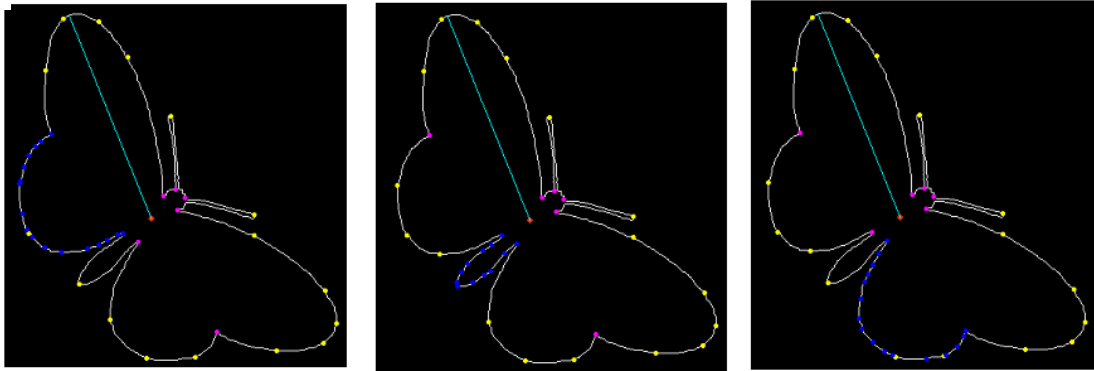


Figure 3.16 Les courbes B-splines de quelques parties. (a) et (c) Représentent les six premières parties constituant le contour externe de la forme butterfly-20. (b) et (d) Représentent les courbes B-splines correspondant à ces parties dans l'ordre.

3.4 Appariement de formes

La deuxième phase d'un système de reconnaissance d'objets est l'appariement. Elle consiste à évaluer le degré de similarité entre une forme modèle et une forme requête moyennant les courbes construites lors de la première phase. Il s'agit de comparer tous les descripteurs constitués des courbes définissant les contours des formes requête et modèle.

Pour ce faire, une technique de comparaison entre courbes en fonction de l'approximation utilisée est proposée ci-après.

3.4.1 Courbes décrites par les moindres carrés

Deux formes sont considérées similaires si et seulement si elles se partagent entre elles quelques courbes similaires.

➤ *Similarité de courbes*

Deux courbes normalisées P et P' d'une forme requête Q et d'une forme modèle M respectivement sont considérées similaires si la mesure de similarité définie ci-dessous est inférieure à un seuil donné, sinon elles sont dissimilaires. Cette similarité est mesurée moyennant la distance de Hausdorff modifiée [Dubuisson & Jain 94, Gope & Kehtarnavaz 07] qui est à la base de la distance de Hausdorff.

Le principe de similarité des courbes de deux formes à comparer est donné par :

Soient $\{a_1, a_2, \dots, a_n\}$ et $\{b_1, b_2, \dots, b_m\}$ deux ensembles de points ordonnés des courbes des moindres carrés constituant les courbes P et P' respectivement, nous définissons alors la similarité entre deux courbes comme suit :

$$D(P, P') = \max \{D_{P, P'}, D_{P', P}\} \quad (3.10)$$

Où $D_{P, P'}$ (resp. $D_{P', P}$) représente l'écart entre les deux courbes P et P' , calculé de P vers P' et de P' vers P respectivement. Elle est définie par la formule suivante :

$$D_{P, P'} = \frac{1}{\text{length}(P)} \sum_{i=1}^n \min_{b_j \in P'} \|a_i - b_j\| \quad (3.11)$$

Avec $length(P)$ représente la longueur de la courbe P , et $\|a_i - b_j\|$ désigne la norme 2 appliquée aux points : a_i et b_j des deux courbes P et P' respectivement.

P est dite alors similaire à P' si la mesure $D_{P,P'}$ est inférieure à un seuil fixé après plusieurs tests expérimentaux.

➤ *Similarité de formes*

La similarité entre deux formes se mesure en fonction de la similarité entre leurs courbes selon le processus suivant :

Soient $Q = (P_1, P_2, \dots, P_r)$ une forme requête et $M = (P'_1, P'_2, \dots, P'_s)$ une forme modèle, avec $(P_i)_{i=1,2,\dots,r}$ et $(P'_i)_{i=1,2,\dots,s}$ représentent les courbes normalisées correspondant aux deux formes Q et M respectivement.

Le degré de similarité entre les deux formes Q et M se calcule comme suit :

- Les courbes de l'image requête sont tout d'abord comparées avec celles de l'image modèle dans l'ordre tout en utilisant la mesure de similarité de courbes définie par la formule (3.10).
- Le nombre de courbes similaires pour cette comparaison est comptabilisé.
- On calcule le premier score V_1 à partir du résultat obtenu précédemment par le rapport:

$$V_1 = \frac{N}{\min(r, s)} \quad (3.12)$$

Où N indique le nombre de courbes similaires entre l'image requête à r courbes et l'image modèle constitué de s courbes.

- On applique une permutation circulaire sur les indices des courbes de la forme qui a le plus grand nombre de courbes, ensuite on réitère le processus précédent.
- Après $(\max(r, s) - 1)$ permutations, le taux de similarité $S(Q, M)$ entre les deux formes requête et modèle sera défini alors par :

$$S(Q, M) = \text{Max}(V_1, \dots, V_{\text{Max}(r,s)}) , \quad (3.13)$$

Où V_1, V_2, \dots , et $V_{\text{Max}(r,s)}$ sont les différents scores calculés à chaque étape de comparaison entre les deux ensembles des courbes correspondants aux deux formes Q et M .

3.4.2 Courbes décrites par les B-splines

La recherche d'images dans une base d'images modèles basée sur les courbes B-splines normalisées a été effectuée par le biais de la recherche dynamique.

3.4.2.1 Programmation dynamique

Pour trouver la correspondance optimale entre les différentes courbes normalisées d'une forme requête et celles d'une forme modèle, nous avons utilisé la programmation dynamique qui est une stratégie d'optimisation de trajectoire.

Le concept de la programmation dynamique (PD) repose sur le principe d'optimalité de Bellman & al entre deux séquences de points $A = \{a_1, a_2, \dots, a_n\}$ et $B = \{b_1, b_2, \dots, b_m\}$ [Bellman & Dreyfus 62]: « *Toute politique optimale est composée de sous-politiques optimales* ». Ce principe nous permet de trouver la solution optimale, notée $D(n, m)$ à partir des solutions des sous problèmes similaires au problème initial : $D(i, j)$, pour tout $i \in \{1, 2, \dots, n\}$ et $j \in \{1, 2, \dots, m\}$.

Le calcul de cette solution se fait d'une manière récursive en suivant les étapes suivantes :

Construire une matrice de dimension $n \times m$ dont la première colonne correspond aux points de la séquence A, et la première ligne à ceux de la séquence B.

-Initialiser la matrice en affectant la valeur i à $D(i, 0)$ pour tout i et la valeur j à

$D(0, j)$ pour tout j .

-Assigner progressivement à chaque case (i, j) de cette matrice un coût de correspondance

$D(i, j)$ jusqu'à arriver à $D(n, m)$.

-Ce coût est calculé en fonction de ces prédécesseurs par la formule suivante :

$$D(i, j) = \delta(i, j) + \min \begin{cases} D(i-1, j) \\ D(i, j-1) \\ D(i-1, j-1) \end{cases} \quad (3.14)$$

Où $\delta(i, j)$ représente la distance entre les deux points i et j .

-Le calcul du coût optimal s'obtient en parcourant toute la matrice des distances cumulées du haut vers le bas.

La figure 3.17 suivante illustre le procédé décrit ci-dessus pour calculer le coût optimal entre les deux séquences A et B.

*	*	b_1	b_2	-	-	-	-	b_j	-	-	-	-	b_m
*	0	1	2	-	-	-	-	j	-	-	-	-	m
a_1	1	-						-					-
a_2	2							-					-
-	-							-					-
-	-							-					-
-	-							-					-
a_i	i	-	-	-	-	-	-	$D(i, j)$	-				-
-	-							-					-
-	-							-					-
-	-							-					-
a_n	n	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	$D(n, m)$

Figure 3.17 Illustration du calcul matriciel de $D(n, m)$.

3.4.2.2 Adaptation de la programmation dynamique à notre problème

Comme explicité précédemment, le principe de cet algorithme, simple et efficace, permet la recherche d'alignement optimal entre deux séquences de points, il est donc intéressant dans notre cas d'utiliser la programmation dynamique pour calculer efficacement la

correspondance optimale entre la forme requête et les formes modèles, présentées par une séquence de courbes ordonnées.

L'adaptation de la PD au problème de reconnaissance de formes s'interprète comme suit : En prenant deux séquences de courbes de deux formes quelconques, il s'agit de trouver le coût minimal entre ces deux formes en passant par les distances minimales entre leurs courbes. En effet :

Soient Q et S deux formes quelconques à comparer, représentées par leurs courbes normalisées : $Q = \{Q_1, \dots, Q_n\}$ et $S = \{S_1, \dots, S_m\}$ où n (resp. m) représente le nombre de courbes constituant le contour de la forme Q (resp. la forme modèle S).

Il s'agit d'estimer la similarité entre les deux formes Q et S en calculant la distance $D(n, m)$ entre leurs contours. Cette dernière est établie en mettant en œuvre la méthode matricielle utilisée dans la programmation dynamique et qui se résume comme suit :

Algorithme 5 : Evaluation de coût de similarité

- Construction de la matrice des distances, de dimension $n \times m$ dans laquelle chaque case (i, j) représente la distance $D(i, j)$.
- Positionner les courbes de la première forme sur la première colonne de la matrice des distances.
- Positionner les courbes de la deuxième forme sur la première ligne de la matrice des distances.
- Remplir la matrice du haut vers le bas.

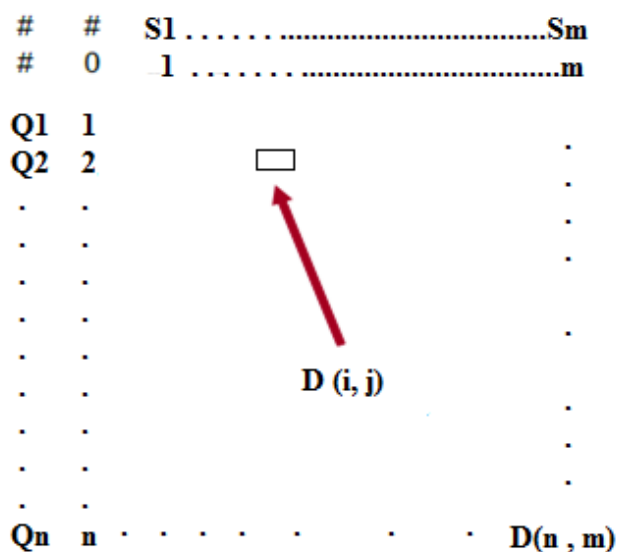


Figure 3.18 Calcul du coût minimal entre les formes Q et S.

Sur la figure 3.18, nous pouvons voir les courbes de la première forme (forme requête) sont ordonnées dans l'ordre sur la première colonne de la matrice. Tandis que les courbes de la deuxième forme (forme modèle) sont positionnées dans l'ordre sur la première ligne de la matrice.

Un chemin de i à j est une association des courbes de la forme requête Q à celles de la forme modèle S . Le calcul de tous les $D(i, j)$ de la matrice pour tout i et j se fait d'une manière progressive du haut vers le bas jusqu'à arriver à $D(n, m)$. Où $D(i, j)$ est définie de la manière suivante :

$$D(i, j) = \delta(Q_i, S_j) + \min \begin{cases} D(i, j-1), \\ D(i-1, j), \\ D(i-1, j-1). \end{cases} \tag{3.15}$$

Avec $\delta(Q_i, S_j)$ représente la distance entre les deux courbes Q_i et S_j .

Pour mesurer efficacement l'écart entre deux courbes quelconques tout en tenant compte de tous leurs points, nous avons adopté la distance de Hausdorff. La distance de Hausdorff entre deux ensembles de points n'est que le maximum des distances d'un ensemble de points au point le plus proche de l'autre ensemble. Nous avons donc,

$$\delta(Q_i, S_j) = \max \{E(Q_i, S_j), E(S_j, Q_i)\} \quad (3.16)$$

Où

$$E(Q_i, S_j) = \max \{ \min \|q - s\| \} \quad \text{pour } q \in Q_i \text{ et } s \in S_j. \quad (3.17)$$

En se basant sur le résultat final, on obtient la similarité entre le descripteur de la forme requête et les descripteurs des formes de la base. Ainsi, le cout optimal $D(n, m)$, obtenu à travers la matrice de distances, correspond au meilleur appariement entre les deux formes.

3.5 Propriétés du descripteur

- Robustesse du descripteur à l'occlusion

La nature du descripteur développé pour décrire les formes, basées sur les différentes parties constituant le contour de la forme, ainsi que la technique de la mise en correspondance mise en œuvre nous permettent d'avoir une modélisation robuste aux occlusions.

Dans ce qui suit, nous allons présenter le comportement de la modélisation proposée vis-à-vis des formes occultées en fonction de différent degré d'occlusions. Nous avons remarqué qu'avec l'occlusion, deux cas peuvent se présenter : Le premier cas concerne les formes fortement occultées. Tandis que le deuxième cas concerne celles qui sont faiblement occultées (figure 3.19).

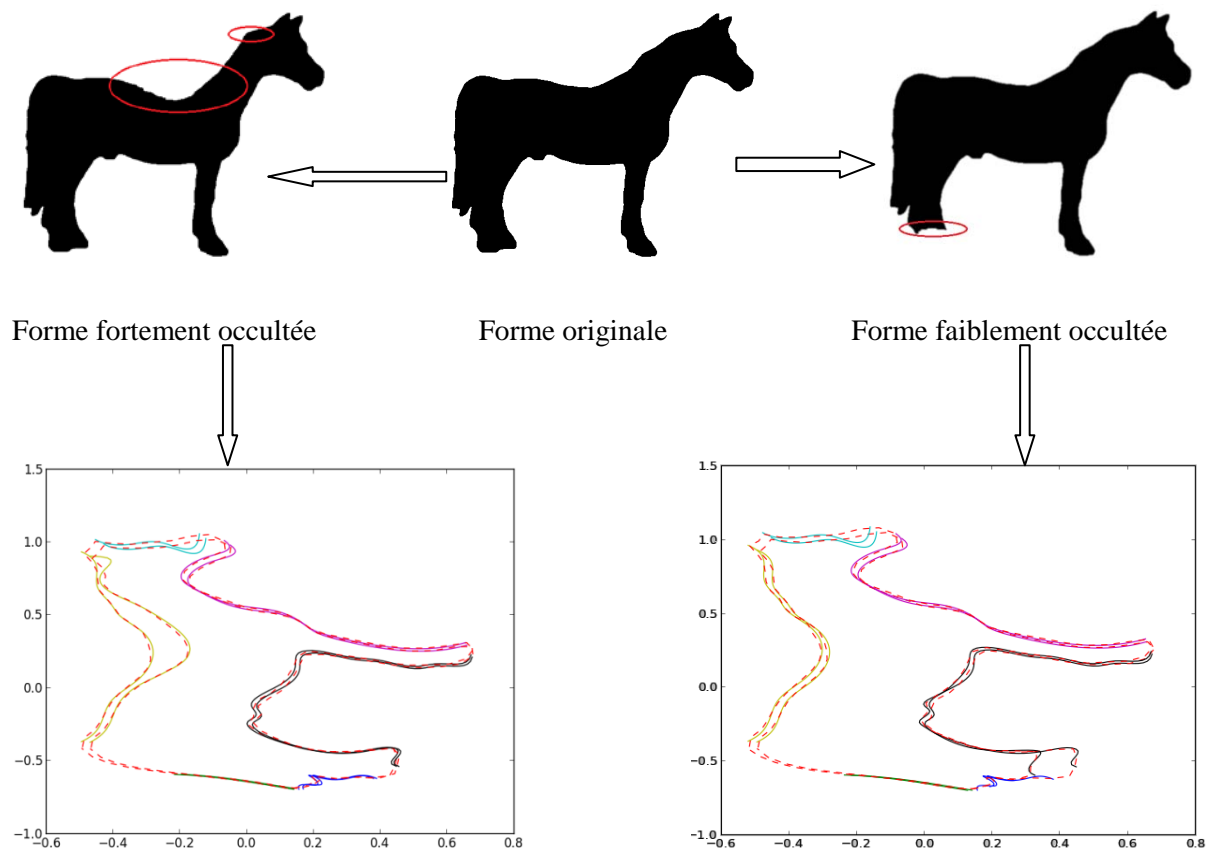
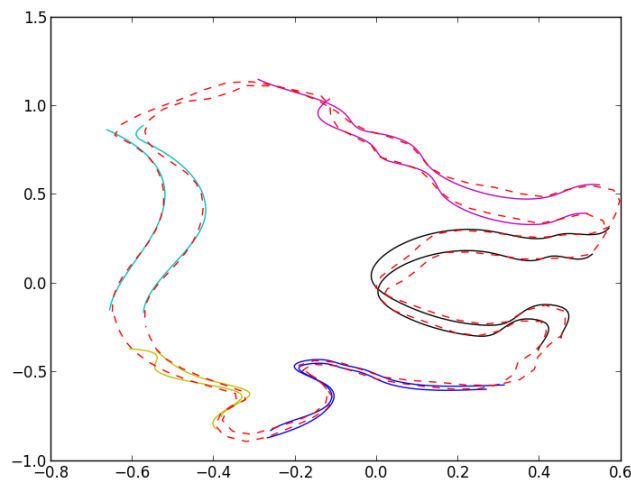
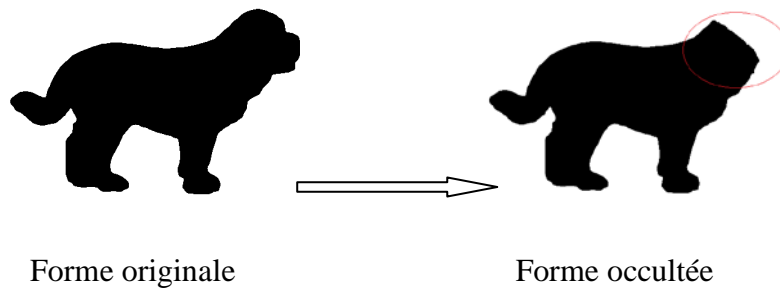
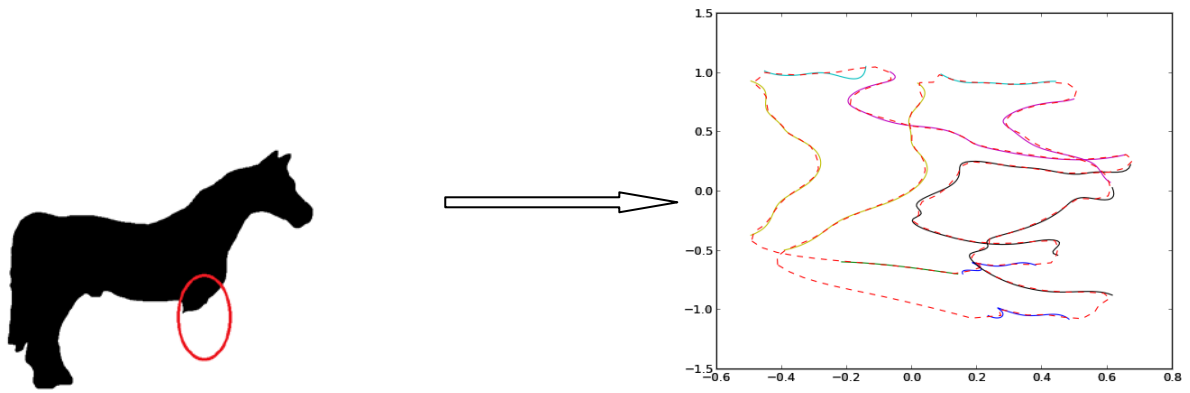


Figure 3.19 illustration graphique des descripteurs des formes occultées.

D'après la représentation graphique des courbes B-splines approxinant les contours des formes occultées avec celles de la forme initiale présentées ci-dessus, nous constatons que pour le deuxième cas d'occlusion, le descripteur de la forme occultée varie localement au niveau de la partie occultée relativement au degré d'occlusion. Ce comportement n'influe pas grossièrement sur la mise en correspondance et notre système arrive à appairer le descripteur de la forme occultée avec celui de la forme initiale.

Pour le premier cas d'occlusion, le descripteur et par conséquent la mise en correspondance dépendent non seulement du degré d'occlusion mais aussi de la localisation de la partie occultée comme nous pouvons le constater sur les figures 3.19 et 3.20. Dans ce cas, le descripteur peut varier grossièrement mais comme la modélisation est basée sur les morceaux constituant le contour de la forme, notre système arrive à récupérer les formes de la

même classe avec un degré de similarité faible car ce dernier est lié au nombre de parties similaires à comparer.



Leurs descripteurs

Figure 3.20 Cas d'une forme fortement occultée.

3.6 Processus de reconnaissance d'une forme

Le processus de recherche d'une forme donnée dans une base d'images modèles est constitué de deux étapes successives indispensables. Durant la première étape, nous avons proposé deux paramètres géométriques basés sur les moments d'ordre deux et les points de contours. Ces deux paramètres ont été employés comme un moyen de présélection afin de réduire l'espace de recherche. Les formes retenues lors de la première étape seront alors appariées en se basant sur le calcul de la similarité des courbes dans la deuxième étape.

3.6.1 Etape de présélection

Vu le nombre de courbes à comparer, nous avons proposé de passer tout d'abord par cette première étape de comparaison qui a pour but de réduire l'espace de recherche. En effet pour une forme requête constituée de n courbes, sa recherche dans une base de données de m formes exige $O(nn'm)$ comparaisons où n' est le nombre moyen de courbes pour chaque forme de la base. D'où la nécessité de réduire l'ensemble de formes à comparer dans le but d'accélérer la recherche et par la suite un processus d'appariement détaillé sera appliqué sur les formes résultant.

Pour ce faire deux paramètres ont été proposés en se basant sur quelques caractéristiques globales. Les caractéristiques prises en considération sont les rapports de longueurs des formes et les moments géométriques invariants donnés par la formule suivante :

$$M_{pq} = \frac{1}{M_{00}} \sum_x \sum_y (x - x_g)^p (y - y_g)^q f(x, y) \quad (3.7)$$

Où M_{00} est la surface de l'objet et (x_g, y_g) représente son centre de gravité.

En se basant sur les moments donnés par l'équation (3.7), nous proposons deux paramètres pour sélectionner les formes candidates à la prochaine étape du processus de reconnaissance :

$$I_1 = \begin{cases} \left(\frac{L'}{L} \right) \left(\frac{M'_{20}}{M_{20}} \right) & \text{si : } L \prec L' \\ \left(\frac{L}{L'} \right) \left(\frac{M_{20}}{M'_{20}} \right) & \text{sin on} \end{cases}, \quad (3.8)$$

$$I_2 = \begin{cases} \left(\frac{L'}{L} \right) \left(\frac{M_{02}}{M'_{02}} \right) & \text{si : } L < L' \\ \left(\frac{L}{L'} \right) \left(\frac{M'_{02}}{M_{02}} \right) & \text{sin on} \end{cases}, \quad (3.9)$$

où L (resp. L') représente la longueur de la forme requête (resp. la forme modèle). (M_{02}, M_{20}) et (M'_{02}, M'_{20}) sont les moments d'ordre 2 des deux formes requête et modèle respectivement.

La procédure de sélection est donnée comme suit : pour un seuil ε donné expérimentalement, trouver toutes les formes modèles de la base vérifiant: $\max(I_1, I_2) > \varepsilon$.

Autrement dit toutes les formes vérifiant $I_1 \leq \varepsilon$ et $I_2 \leq \varepsilon$ sont éliminées.

3.6.2 Mise en correspondance des formes

Les formes retenues lors de la première étape du processus de reconnaissance vont être utilisées dans la deuxième étape du processus de reconnaissance. La comparaison dans cette deuxième étape repose sur les techniques développées ci-dessus pour mesurer la similarité entre deux formes.

3.7 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté notre contribution à la résolution du problème de représentation et de reconnaissance des silhouettes d'objets 3D de forme libre. Le problème posé consiste à trouver une modélisation discriminante qui nous permet d'avoir une description fidèle de la forme de l'objet, et qui répond en même temps aux critères de représentation de formes.

Dans ce contexte, nous nous sommes intéressés aux descripteurs géométriques des formes et leurs invariances aux transformations affines. Ainsi, nous avons proposé de modéliser le contour externe d'une forme par une séquence de courbes polynomiales normalisées, présentées par un ensemble de points. Pour ce faire deux modèles ont été proposés pour représenter le contour de cette forme. Il s'agit d'une courbe polynomiale explicite de degré 3 moyennant les moindres carrés, et les courbes paramétriques B-splines cubiques. Ces représentations nous fournissent un ensemble de points représentatifs de la forme à traiter et

qui caractérisent au mieux son allure. L'idée consiste à appliquer des transformations affines simples sur les points des courbes construites tout en conservant leurs pouvoirs discriminants.

Nous avons proposé également des techniques de mise en correspondance entre une forme requête et les formes modèles en se basant sur les courbes modélisant les contours des formes.

Ces modèles et techniques mis en place ont été utilisés et évalués dans le cadre de la reconnaissance et de recherche d'objets dans une base d'objets modèles.

Le prochain chapitre sera consacré à la validation expérimentale des différentes méthodes proposées et la représentation des résultats obtenus.

Chapitre 4

ETUDE EXPERIMENTALE

4.1 Introduction

Dans ce chapitre, nous présentons les résultats de la validation expérimentale. L'ensemble des approches proposées ont été appliquées sur plusieurs bases de données de formes. Ces images (formes) sont issues d'objets réels et sont utilisées par la communauté des chercheurs en vision par ordinateur pour le test des algorithmes et sont ETH-80 [Leibe & al 03], MPEG-7 [Latecki 00], Kimi-99 [Sebastian & al 04] et Kimia-216 [Sebastian & al 04].

Dans la première partie de ce chapitre, nous commençons tout d'abord par la description des bases de données que nous avons utilisées pour valider le système de reconnaissance développé.

Dans la deuxième partie, nous donnerons les résultats concernant la modélisation proposée basée sur les courbes polynomiales.

La dernière partie est consacrée à l'étude des performances de notre méthode de modélisation et de reconnaissance appliquée sur différentes bases de données tests.

4.2 Bases de données de test

Les différentes expérimentations réalisées pour la validation des algorithmes ont été faites sur quatre bases de données d'objets 2D. Chaque base a des classes bien définies et chaque classe contient des objets différents dont chaque objet n'appartient qu'à une seule classe. Il s'agit des bases ETH-80, MPEG-7, Kimia-99 et la base Kimia-216.

4.2.1 Base ETH-80

Cette base d'images 2D [Leibe & al 03] se compose de huit classes d'objets. Dans chaque classe, il y a dix objets. Dans cette base, chaque objet est représenté par 16 différentes vues prises sous différents angles de vue. Les formes de cette base sont choisies de telle sorte qu'il y est des variations significatives entre les formes de la même classe et des ressemblances entre les formes de classes différentes.

La figure 4.1 montre un exemple d'objets de la classe vache de cette base. Sur cette figure, nous pouvons remarquer que cette classe présente des vaches de formes différentes.

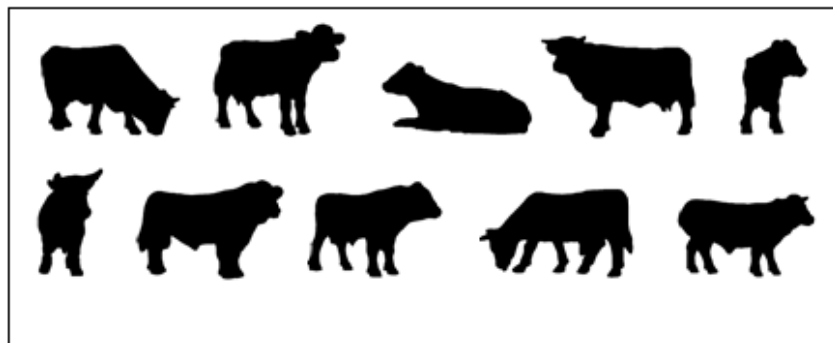


Figure 4.1 Exemple de la classe vache.

La figure 4.2 montre les formes de la base ETH-80.

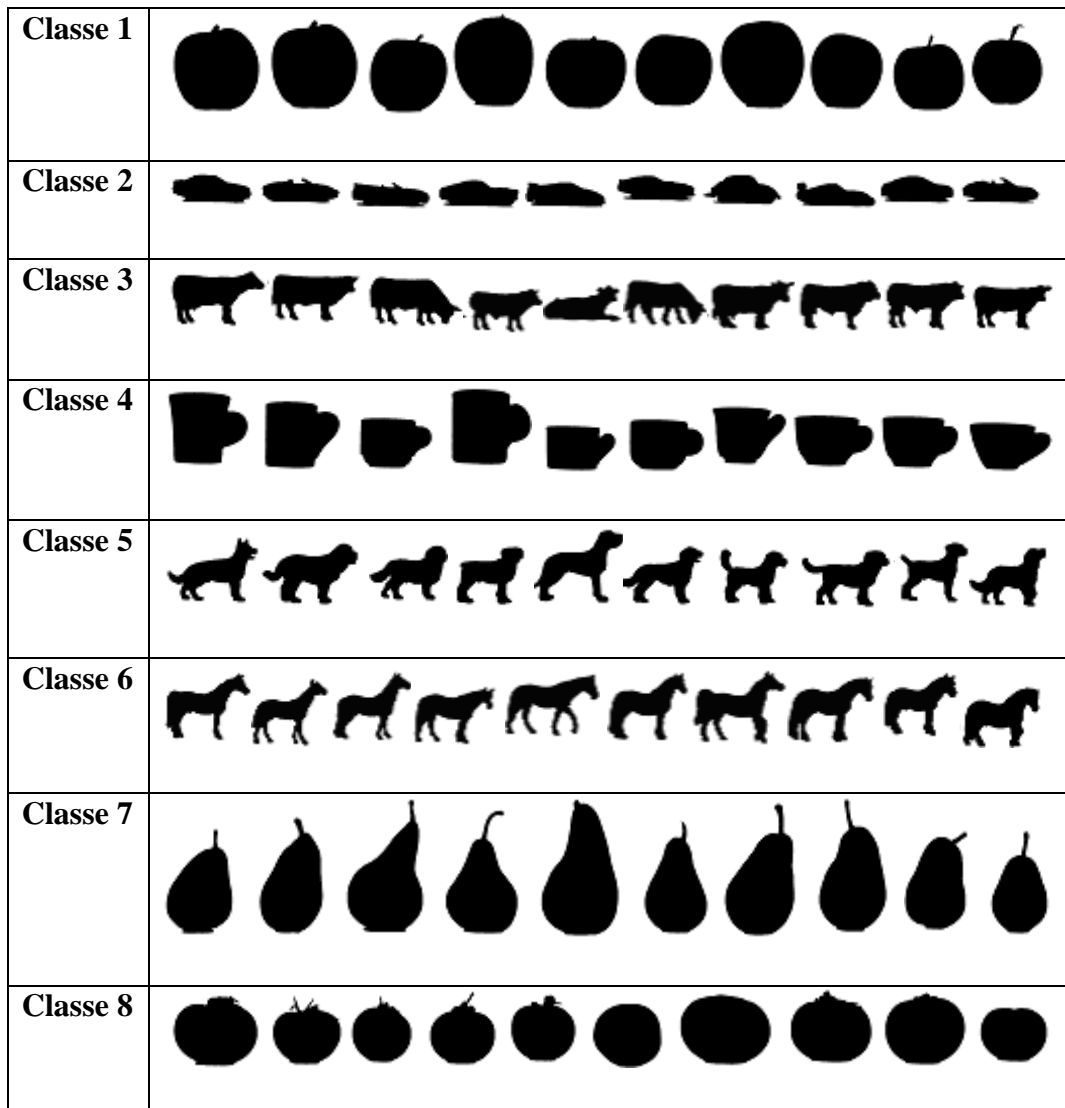


Figure 4.2 Base de données ETH-80.

4.2.2 Base MPEG-7

Notre système a été également appliqué sur la base MPEG-7 qui est très utilisée par les chercheurs. Cette base se compose de 1400 images 2D classées en 70 classes. L'évaluation des descripteurs sur cette base est une tâche très difficile vu le nombre minimal d'objets par classe d'une part, il n'y a que vingt objets dans chaque classe, et la similarité qui existe entre quelques formes de différentes classes d'autre part. La figure 4.3 présente des exemples de cette base.

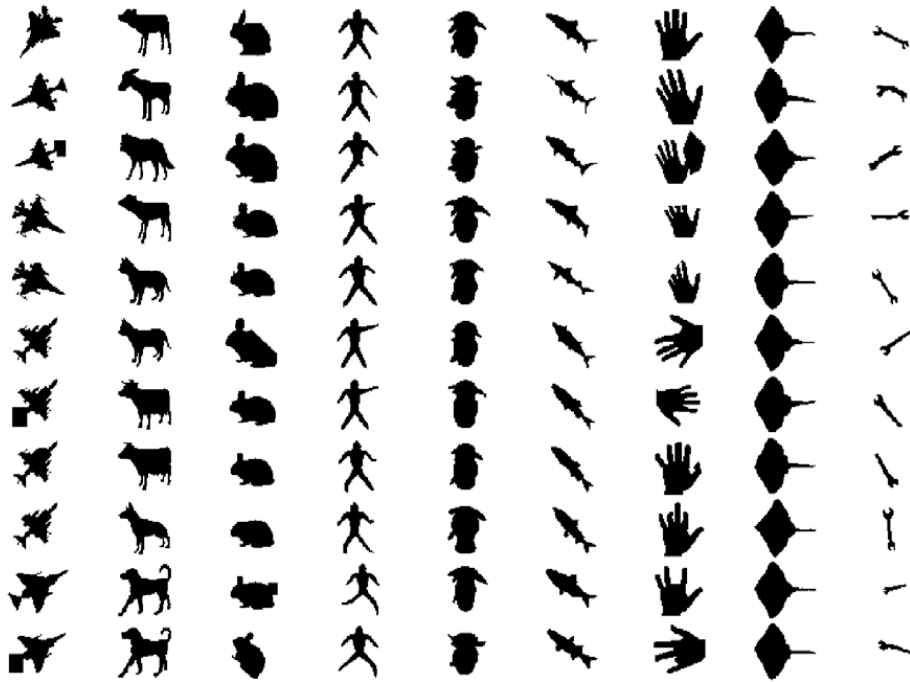


Figure 4.4 Base de Kimia-99.

4.2.4 Base Kimia-216

Kimia-216 est une base d'images fournie par Sebastian et *al* [Sebastian & al 04]. Elle est formée de 216 objets bidimensionnels regroupés en 18 classes dont chacune est constituée de 12 formes. Un aperçu de cette base est présenté par la figure 4.5.

En analysant cette base, nous remarquons aussi que la majorité de ses formes sont occultées partiellement ou bien déformées.

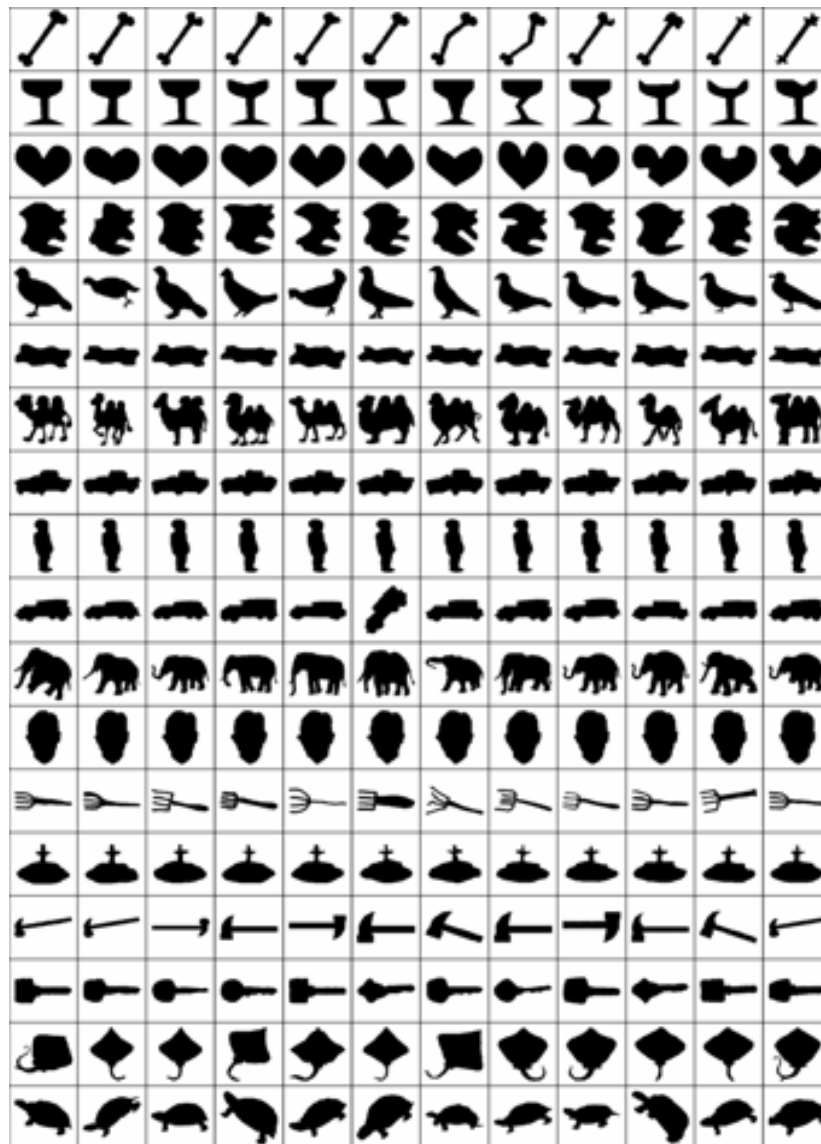


Figure 4.5 Exemples de la base d'images Kimia-216.

4.3 Calcul des descripteurs de formes

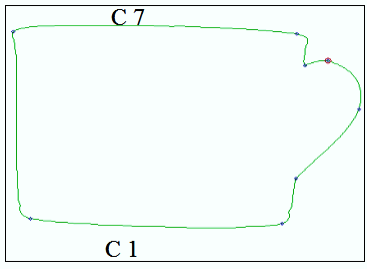
L'objectif des travaux effectués dans cette thèse est de proposer un processus de représentation et de description des formes par une séquence de courbes ordonnées et normalisées en vue de leurs reconnaissances. Nous présentons quelques résultats de la modélisation géométrique proposée sur quelques formes et ce pour les deux modèles appliqués.

4.3.1 Description par les courbes des moindres carrés

Dans le tableau ci-dessous, nous présentons un exemple de modélisation de la forme tasse de la base ETH-80 [Leibe & Schiella 03]. La première colonne présente la décomposition de

la forme en différentes parties et la deuxième colonne illustre les courbes des moindres carrés associées aux parties obtenues.

Tableau 4.1 Décomposition d'une forme (tasse) et son descripteur.

Forme	Les courbes des moindres carrés
	$C_1(x) = -25194.7 + 78.3124 * x + 0.127583 * x^2 - 0.000415294 * x^3.$ $C_2(x) = 3243.01 - 28.7585 * x + 0.0931657 * x^2 - 0.000100911 * x^3.$ $C_3(x) = -130.538 + 6.83213 * x - 0.0297297 * x^2 + 3.79181.10^{-5} * x^3.$ $C_4(x) = -920.752 + 21.795 * x - 0.123507 * x^2 + 0.000232389 * x^3.$ $C_5(x) = 12483.8 - 230.523 * x + 1.36477 * x^2 - 0.00240672 * x^3.$ $C_6(x) = -969.334 + 35.9411 * x - 0.338473 * x^2 + 0.00105165 * x^3.$ $C_7(x) = -371938 + 14700.7 * x - 193.411 * x^2 + 0.84747 * x^3.$ $C_8(x) = -94.0353 + 0.51158 * x - 0.00266919 * x^2 + 4.4325.10^{-6} * x^3.$

La figure 4.6 illustre deux images du même objet (poire) de la base ETH-80 [Leibe & Schielle 03] à différentes échelles partitionnées en parties moyennant leurs points concaves.

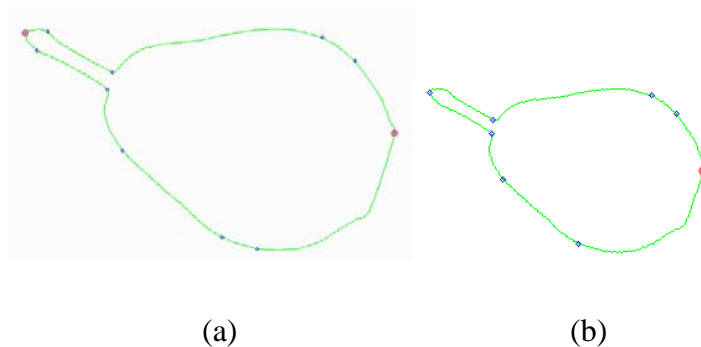
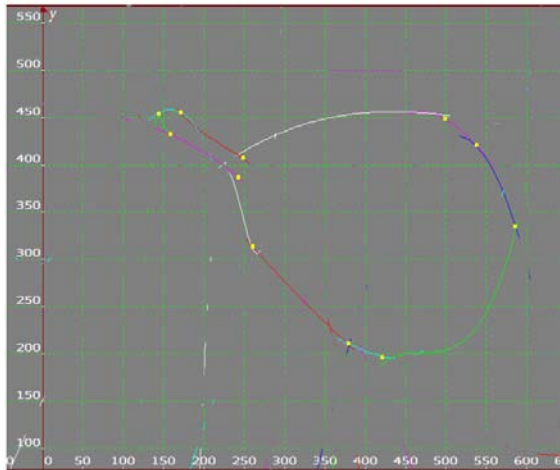


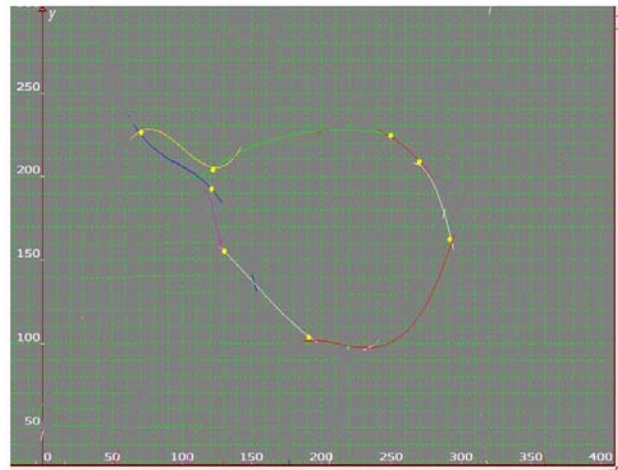
Figure 4.6 Deux images d'une poire à deux échelles différentes : (a) 100% et (b) 50% et leur décomposition en parties.

La figure 4.7 suivante illustre graphiquement les descripteurs (courbes) des deux formes de la figure 4.6.

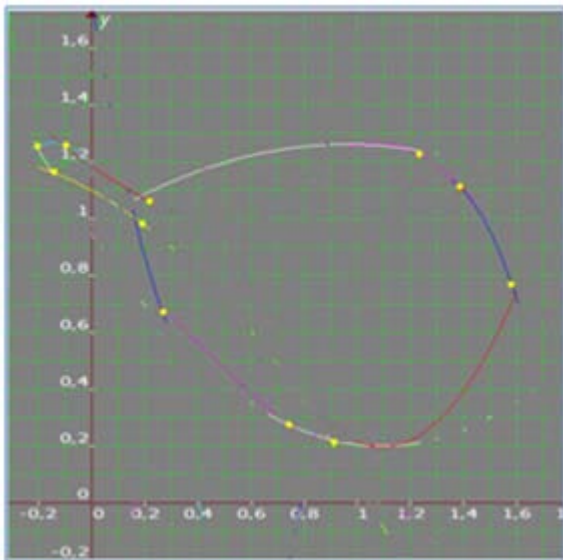
Les figures 4.7 (a) et (b) représentent respectivement les courbes de la poire originale ainsi que celles de l'image réduite à 50%, avant normalisation, tandis que les figures 4.7 (c) et (d) illustrent les courbes des deux poires après normalisation.



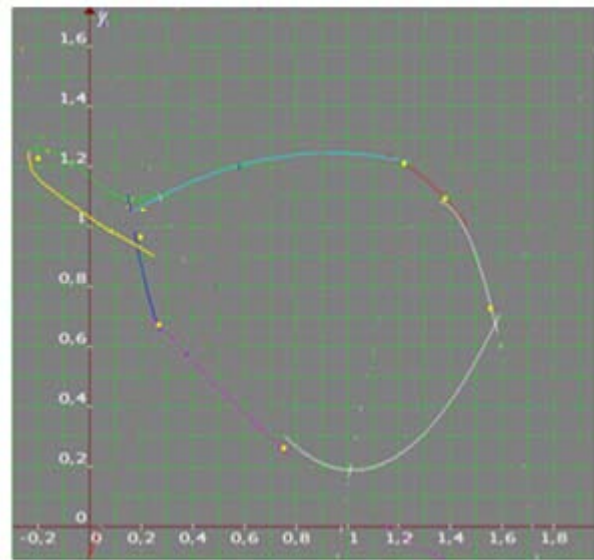
(a)



(b)



(c)



(d)

Figure 4.7 Représentation graphique du descripteur des deux images de la poire. (a) et (b) avant normalisation. (c) et (d) après normalisation

Où l'axe (OX) représente les variations des abscisses des courbes et l'axe des ordonnées représente les images de ces points par les courbes des moindres carrés construites.

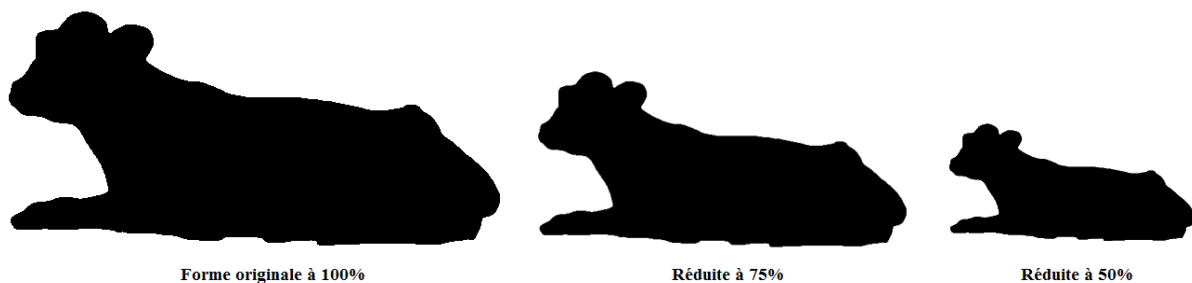
A partir de cette figure, nous pouvons constater que ces deux exemples sont une bonne illustration de l'efficacité de la modélisation proposée, plus particulièrement de la normalisation des courbes aux facteurs d'échelles. En ce qui concerne la modélisation appliquée, nous pouvons remarquer qu'à partir des points d'approximation choisis des contours des formes, nous avons pu déterminer les courbes représentant les différentes portions des contours d'objets. Nous remarquons également qu'en joignant ces courbes

construites nous obtenons une forme équivalente à celle de l'objet. Ce qui nous permet d'avoir un descripteur géométrique qui préserve la forme de l'objet.

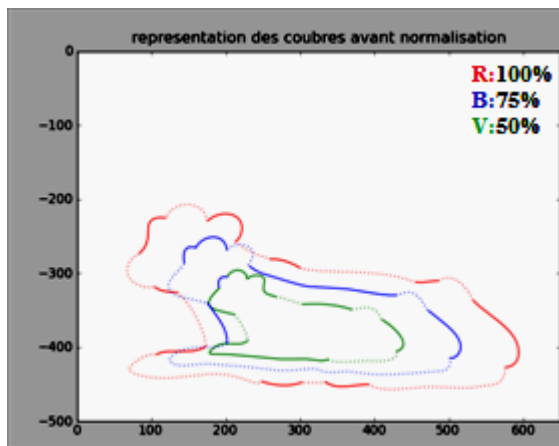
D'autre part, la figure montre que la normalisation des courbes par la distance maximale du centre de gravité de l'objet vers son contour fournit de bons résultats en ramenant les courbes construites au même voisinage.

4.3.2 Description par les courbes B-splines

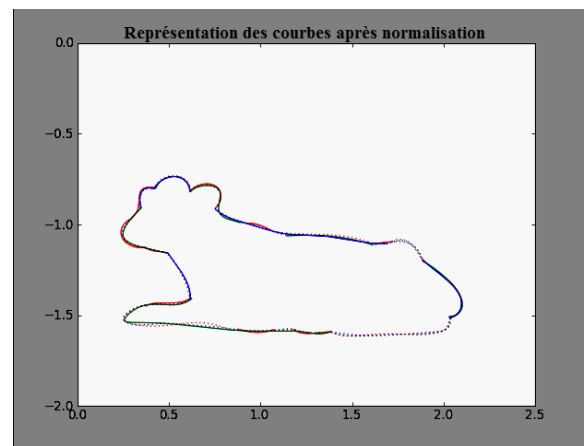
Les figures 4.8 et 4.9 montrent l'effet de la normalisation proposée sur les courbes B-splines aux changements d'échelle sur deux formes différentes: chien : dog 5-066-117 et vache : cow 5-90-180 de la base ETH-80 (Leibe & Schiele 03) (voir figures 4.8 (a) et 4.9 (a)).



(a)



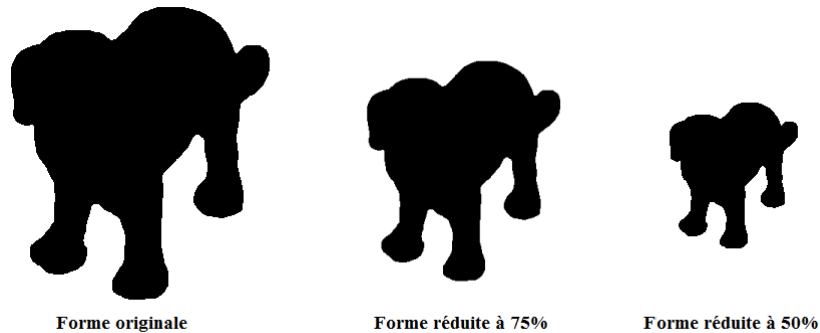
(b)



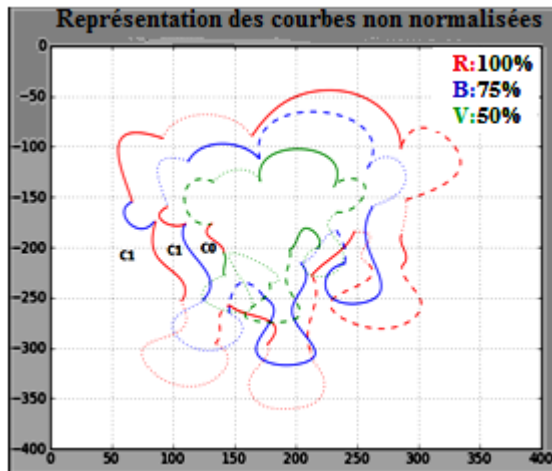
(c)

Figure 4.8 (a) Forme originale et ses dérivées à 75% et 50%. (b) Représentation graphique des courbes B-splines, approximant les différentes parties de la forme vache pour trois échelles : 50%, 75% et 100% avant la normalisation. (c) Représentation graphique des courbes B-splines après la normalisation.

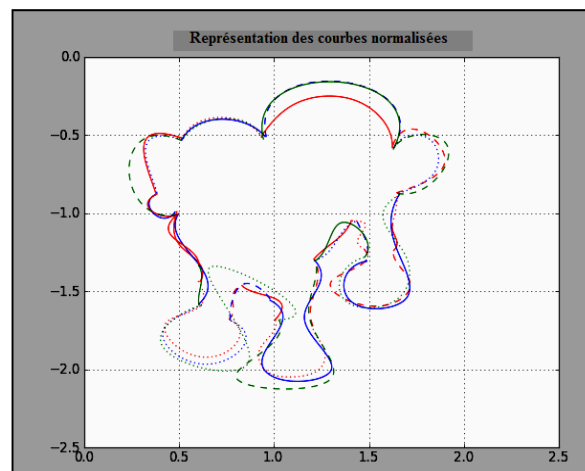
Deux formes de deux classes différentes et à échelles variées ont été choisies afin de montrer les avantages apportés par la normalisation proposée pour la modélisation des contours des formes. Ces avantages qui ont un impact direct sur la reconnaissance des formes.



(a)



(b)



(c)

Figure 4.9 (a) Forme originale et ses dérivées à 75% et 50%. (b) Représentation graphique des courbes B-splines, approximant les différentes parties de la forme chien à des échelles variées: 50%, 75% et 100% avant la normalisation. (c) Représentation graphique des courbes B-splines après la normalisation.

Les figures 4.8(b) et 4.9 (b) illustrent la représentation graphique des différentes courbes B-splines constituant les contours externes des formes chiens et vaches à plusieurs échelles : 50%, 75% et 100%. Cette représentation est effectuée avant l'application de la transformation de normalisation.

Tandis que les figures 4.8 (c) et 4.9 (c) montrent la représentation graphique des mêmes courbes mais après l'application de la transformation de normalisation au facteur d'échelle.

Cette normalisation consiste à ramener les courbes à différentes échelles au même voisinage comme nous pouvons le constater sur ces figures.

4.4 Evaluation des performances du descripteur

Cette tâche qui n'est pas triviale ne dépend pas seulement du contenu de la base à traiter mais aussi de la perception humaine et du domaine d'application. Plusieurs mesures d'évaluation ont été proposées dans la littérature pour mesurer la pertinence des systèmes de reconnaissance. Dans notre travail, la mesure d'évaluation adoptée consiste à mesurer la conformité des images retournées par le système relativement à la requête.

Dans cette section, nous étudions les différents cas possibles de reconnaissance que nous pouvons rencontrer sur les objets.

4.4.1 Par les courbes des moindres carrés

Dans cette section, nous présentons quelques exemples de résultats expérimentaux obtenus de recherche d'objets dans une base d'images modèles. Les résultats obtenus sont présentés selon deux critères :

- l'affichage des premières formes retournées par notre système pour quelques requêtes ainsi que le taux de similarité comme nous l'avons défini au chapitre précédent. Ces taux de similarité mesurés lors de la comparaison sont présentés au-dessous de chaque forme.
- étude statistique des résultats obtenus afin d'avoir une vision globale de la performance de notre système.

- **Base ETH-80**

Les différentes expériences menées sur cette base peuvent être regroupées en trois séries de tests. Le but de la première série est d'évaluer la qualité de notre système de recherche de formes.

La figure 4.10 illustre les résultats visuels de recherche de quelques formes. La colonne de gauche représente les images requêtes et celle de droite regroupe les premières formes retrouvées par notre système. Sur chaque ligne de l'image requête, nous présentons de la gauche vers la droite les premières formes similaires, ordonnées dans un ordre décroissant de similarité. Sur cette figure, nous pouvons voir clairement que les formes obtenues

appartiennent bien à la même classe que celle de l'image requête. D'autre part, nous remarquons que les degrés de similarité pour les classes : voiture, pomme et poire sont meilleurs que ceux des classes : chien, cheval et vache. Ceci est du principalement à la similarité qui existe réellement entre les classes d'animaux.

























































Requêtes	Formes Retrouvées						
	 100%	 100%	 85%	 75%	 75%	 62%	 62%
	 70%	 63%	 63 %	 60%	 54%	 54%	 54%
	 77%	 72%	 61%	 60%	 55%	 55%	 50%
	 100%	 100%	 100%	 81%	 81%	 100%	 77%
	 86%	 70%	 68%	 58%	 54%	 52%	 50%
	 78%	 68%	 62%	 61%	 53%	 51%	 46%
	 100%	 100%	 100%	 91%	 85%	 85%	 78%

Figure 4.10 Résultats de la recherche pour quelques formes.

La deuxième série de tests consiste à étudier le comportement de notre système selon différents aspects d'objets. Il s'agit d'évaluer la performance de notre système aux changements d'échelles et aux rotations. Pour cela, nous avons pris quelques objets de la base et effectué quelques transformations telles que: rotations et redimensionnements.

Quelques résultats de la deuxième série de tests sont affichés dans la figure 4.11. Sur chaque ligne, nous présentons respectivement de gauche vers la droite, l'image requête suivie par les images les plus similaires, reconnues par notre système.

























































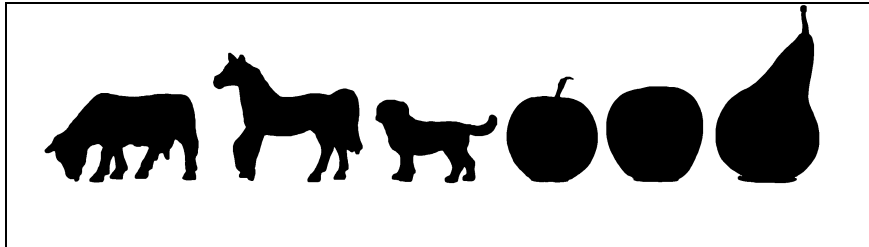
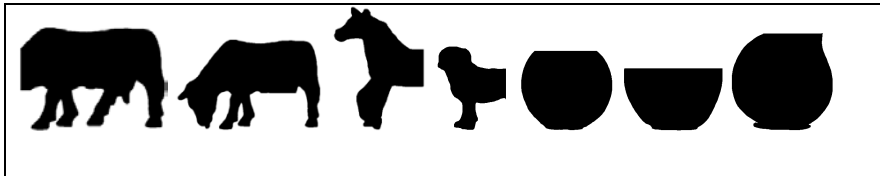
Forme requête	Résultat 1	Résultat 2	Résultat 3	Résultat 4	Résultat 5	Résultat 6	Résultat 7
	 80%	 69%	 69%	 59%	 59%	 57%	 55%
	 69%	 69%	 65%	 65%	 65%	 65%	 65%
	 71%	 71%	 71%	 57%	 57%	 57%	 50%
	 75%	 72%	 72%	 72%	 71%	 71%	 69%
	 62%	 58%	 57%	 57%	 54%	 52%	 50%
	 82%	 76%	 64%	 47%	 47%	 35%	 35%
	 57%	 53%	 53%	 50%	 50%	 42%	 41%

Figure 4.11 Résultats de la recherche.

Afin d'examiner la capacité de notre système d'identifier des objets occultés, quelques tests ont été effectués sur des formes partiellement occultées dans la dernière série de tests appliqués sur la base ETH-80. Ces objets occultés ne sont que des portions de quelques objets pris de la même base (voir la figure. 4.12(a)). Les objets occultés illustrés sur la figure 4.12(b) sont utilisés pour les tests.



(a)



(b)

Figure 4.12. Objets occultés.




































Forme requête	Résultat 1	Résultat 2	Résultat 3	Résultat 4
	 34%	 34%	 34%	 33%
	 47%	 47%	 47%	 44%
	 29%	 22%	 21%	 21%
	 25%	 25%	 25%	 25%
	 40%	 40%	 40%	 20%
	 25%	 25%	 25%	 25%
	 14%	 12%	 10%	 10%

Figure 4.13 Résultats de reconnaissance d'objets occultés.

Nous remarquons que sur la plupart des images, notre système arrive à reconnaître la forme de l'objet requête même si une partie lui est omise. Ceci est obtenu en raison de la modélisation proposée qui consiste à utiliser les parties significatives constituant les contours externes des formes. Cependant il existe des cas où notre système de reconnaissance dégénère comme illustré sur la figure 4.13 avec les deux dernières requêtes. Pour l'avant dernière

requête, nous remarquons que le système a confondu l'image requête qui représente une partie d'une pomme à une tasse avec un de degré de similarité maximum égal à 25%. Tandis que la dernière requête qui représente une partie d'une poire ; il l'a reconnue comme étant une pomme ou bien une tomate avec un degré de similarité ne dépassant pas 14%. Ces erreurs peuvent être interprétées (justifiées) par la similarité visuelle qui existe entre les parties des formes occultées et les formes retournées par le système. Comme notre descripteur est basé sur les portions de courbes, il est possible pour des formes différentes d'avoir quelques courbes semblables en commun.

Une synthèse des résultats de recherche dans la base de données ETH-80 est présentée dans le tableau 4.2 ci-dessous.

Tableau 4.2. Taux de reconnaissances moyens obtenus lors de l'évaluation ainsi que ceux de quelques approches.

Approches	Apple	Car	Cow	Cup	Dog	Horse	Pear	Tomato	Moyenne
Robust Symbolic Representation [Daliri & Torre 08]	81.12	99.32	92.31	99.42	86.52	92.13	92.86	78.56	90.28
Cont Greedy [Leibe & al 03]	77.07	99.51	86.83	96.10	81.95	84.63	90.73	70.24	86.40
PCA Masks [Leibe & al 03]	78.78	100	75.12	96.10	72.20	77.80	99.51	67.80	83.41
PCA Gray [Leibe & al 03]	88.29	97.07	62.44	96.10	66.34	77.32	99.76	76.59	82.99
Leg [Arif & al 09]	95	65	65	85	85	95	95	65	81
HU [Arif & al 09]	85	65	65	65	65	85	75	65	71
Approche proposée	97.5	99.37	91.87	100	80.93	89.37	100	95	94.25

Le tableau 4.2 montre les taux de reconnaissance de quelques méthodes rapportées dans la littérature et citées dans [Daliri & Torre 10]. De ce tableau, nous remarquons que notre approche a donné de meilleurs scores.

- **Base MPEG-7**

L'efficacité de notre système a été également évaluée en utilisant la base d'image MPEG-7 qui est très utilisée en recherche d'images dans une base d'images modèles.

Pour évaluer quantitativement les performances de la modélisation de formes proposée, le score BULL-Eye (SBE) retenu comme critère d'évaluation de tous les descripteurs de formes considérés dans MPEG-7 a été calculé. Il est défini par l'équation 4.1.

$$SBE = \frac{N_{cor}(m)}{M} \quad (4.1)$$

Où $N_{cor}(m)$ est le nombre de formes appartenant à la même classe que celle de la requête parmi les $m = 2 \times n$ premières formes retournées par le système, et M représente le nombre de formes de la classe correspondant à la requête.

Une autre mesure a été prise en considération, il s'agit de la mesure FT :

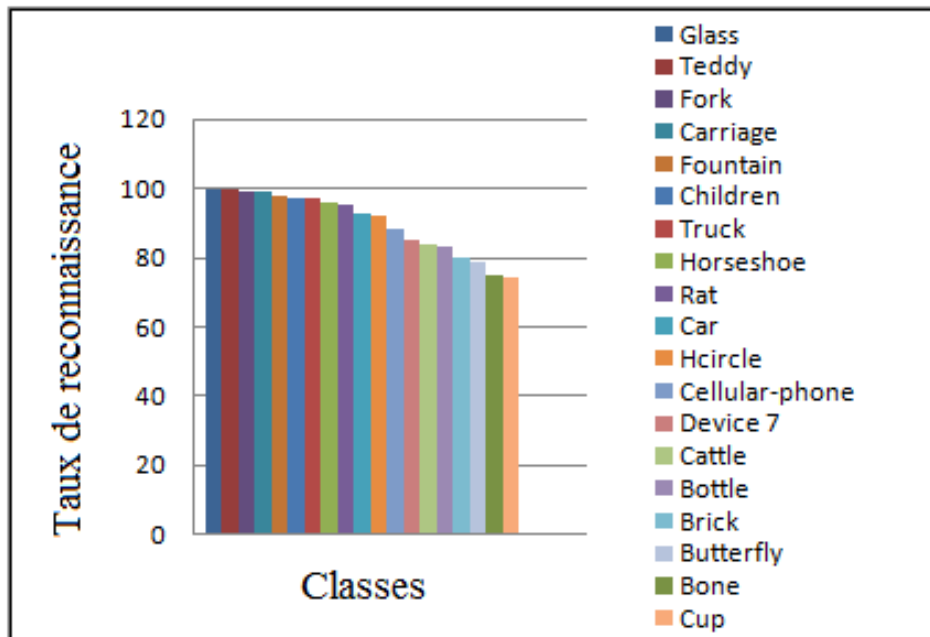
$$FT = \frac{N_{cor}(m)}{m} \quad (4.2)$$

Pour chaque objet de la base, les deux scores ont été calculés. La moyenne des scores est ensuite calculée pour chaque classe pour définir les scores finaux. Plus le score final est élevé plus le système est performant.

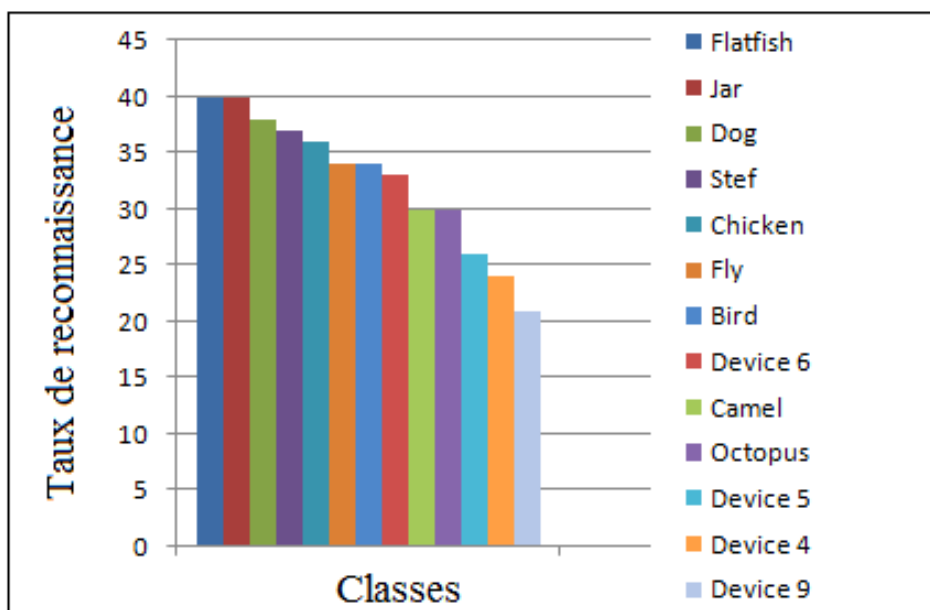
L'évaluation quantitative des performances du descripteur de forme proposé a eu lieu en calculant ces deux critères de comparaison.

- Chaque forme est considérée comme une image requête et le nombre d'images correctes, appartenant à la même classe que celle de l'image requête est compté dans les dix premières images retrouvées ($m=10$) dans l'équation (4.2).
- Le nombre d'images correctes est compté dans les 40 premières images retrouvées $m = 40$ i.e $n = 20$. Cette mesure est utilisée seulement pour étudier la performance des systèmes de recherche appliqués sur la base MPEG-7.

La figure 4.14 illustre les scores obtenus pour quelques classes de la base MPEG-7 :



(a)



(b)

Figure 4.14 Taux de reconnaissance de quelques classes. (a) Représente les taux élevés supérieurs à 78%. (b) Représente les taux inférieurs à 40%.

Les tableaux 4.3 et 4.4 suivants montrent les scores de la recherche d'images dans la base MPEG-7 obtenus par notre approche ainsi que ceux des méthodes rapportées dans la

littérature [Pedrosa & al 13]. Les pourcentages du tableau 4.3 sont obtenus en prenant en considération les dix premières images. Tandis que ceux du tableau 4.3 considèrent les quarante premières images. Le taux obtenu surpasse plusieurs méthodes rapportées dans la littérature, mais reste inférieur à celui de SSD et SSD+GF.

Tableau 4.3 La performance en utilisant la précision à 10 mesures.

Algorithmes	Taux de reconnaissance
CS	0.36
Fourier	0.37
MI	0.40
MS Fractal	0.62
SSD	0.72
SSD+GF	0.85
Approche propose	0.64

Tableau 4.4 Performance des résultats en utilisant la précision à 40 mesures pour MPEG-7.

Algorithmes	Taux de reconnaissance
CS	0.31
Fourier	0.30
MI	0.38
MS Fractal	0.54
SSD	0.61
CSS	75.44
SC	76.51
IDSC	85.4
DDGM	80.03
Description par chaines de symboles	85,92
Triangle Area	87.23
Shape-tree	87.7
ASC	88.3
Contour Flexibility	89.31
IDSC+LP	0.91
AIR	93.67
Approche proposée	50.76

A partir du tableau 4.4, nous pouvons voir que le meilleur score pour cette base est donné par le descripteur AIR dont le principe de la recherche est basé sur la combinaison de plusieurs mesures de similarité afin d'améliorer le score. D'autre part, parmi les méthodes

citées dans [Bai & al 12] et présentées par le tableau 4.4 sont basées sur le descripteur contexte de forme (Shape Context) ou combinées avec d'autres descripteurs. Tandis que notre approche fournit une description différente basée seulement sur les courbes qui constituent le contour externe d'une forme et elle exploite les informations locales de la forme comme les points de courbure.

- **Base Kimia-99**

Pour la base Kimia-99, chaque image de la base a été confrontée au système et le nombre de formes pertinentes sans l'image requête, obtenues au rang k , sont retournées (affichées) et triées. Ceci est calculé pour tous les rangs k , k allant de 1 à 10 (voir tableau 4.4). Notons que le nombre maximal de formes pertinentes est égal à 99 pour chaque cas (rang).

Le tableau 4.5 résume les résultats obtenus sur la base Kimia-99 par notre approche ainsi que ceux issus d'autres méthodes rapportées dans la littérature [Sebastian & al 04, Alajlan & al 07, Kpalma & Ronsin 07, Ion & al 11, Ebrahim & al 09, Bernier & Landry 03].

Tableau 4.5 Résultats de recherche dans la base de Kimia-99 pour quelques techniques citées dans la littérature.

Approches	1st	2nd	3rd	4th	5th	6th	7th	8th	9th	10 th	Total
Shape index [Leibe & al 03]	43	51	58	52	52	49	51	47	45	44	492
ECCobj2D. s [Ion & al 11]	84	68	65	67	56	57	51	50	41	31	570
ECCobj2D. h [Ion & al 11]	87	74	66	64	49	52	45	38	33	33	541
HC [Ebrahim & al 09]	96	84	78	77	78	65	68	58	60	48	712
Approche proposée	97	86	87	75	76	70	55	59	46	44	695
ECCobj2D [Ion & al 1]	94	85	81	73	81	73	64	59	56	35	701
Bernier and Landry	97	94	92	85	74	73	65	54	43	36	713
Shape context [Sebastian & al 01]	97	91	88	85	84	77	75	66	56	37	756
Gen.model [Tu & Yuille 04]	99	97	99	98	96	96	94	83	75	48	885
Shock edit [Sebastian & al 01]	99	99	99	98	98	97	96	95	93	82	956
IDSC [Ling & Jacobs 05]	99	99	99	98	98	97	97	98	94	79	958

Comme illustré sur la figure 4.4, l'occlusion partielle à différents degrés est la caractéristique principale des formes de la base Kimia-99. En analysant les résultats présentés

par le tableau précédent, nous remarquons que notre approche se comporte bien relativement aux méthodes [Ion & Artner 11, Ebrahim & al 09]. Bien que la performance de notre approche soit inférieure à celle des méthodes [Bernier & Landry 03, Tu & Yuille 04, Sebastian & al 04, Alajlan & al 07, Kpalma & Ronsin 07], l'approche proposée est simple et donne une description approximative des formes en s'appuyant seulement sur l'information tirée des contours d'objets. Nous constatons que les résultats obtenus sont prometteurs et démontrent l'efficacité de notre approche en présence d'objets occultés.

- **Base Kimia-216**

Toutes les formes de la base ont été considérées comme images requêtes. Pour chaque image requête, les douze premières images retrouvées par notre système ont retournées.

Les scores obtenus pour chaque classe sont présentés dans la figure 4.15 où nous pouvons voir que pour les classes Fontain, Fork et Glass notre système a atteint le score de 100% et pour les autres classes, les résultats sont satisfaisants et encourageants puisque le taux de similarité est supérieur à 70% pour la majorité des classes. Notons que l'occlusion partielle est la caractéristique principale des formes de cette base.

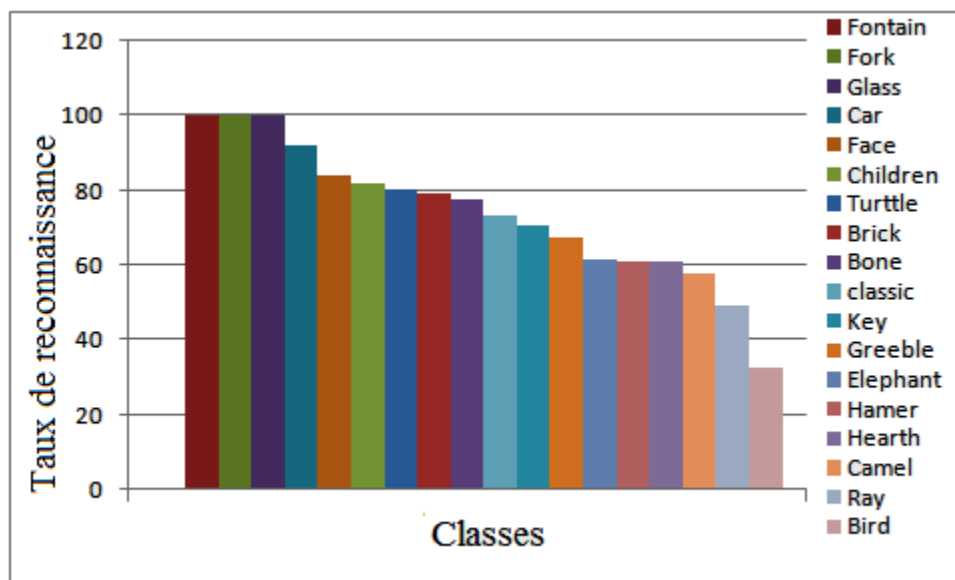


Figure 4.15 Résultats de recherche pour chaque classe de la base Kiima-216.

4.4.2 Par les courbes des B-splines

Dans cette section, nous présentons quelques résultats de nos expériences en utilisant les courbes B-splines ; Ces résultats sont présentés sous deux formes:

- Par la visualisation des premières images retrouvées par notre système pour quelques requêtes.
- Par le calcul des scores donnés ci-dessus afin d'avoir une évaluation quantitative.

- **Base MPEG-7**

La figure 4.16 présente les résultats de recherche dans la base MPEG-7 pour les formes : children, bottle, face and fountain .

Les images résultats correspondent aux 20 premières images similaires à l'image requête, elles sont affichées et triées dans un ordre décroissant de degré de similarité, de gauche à droite et de haut en bas.

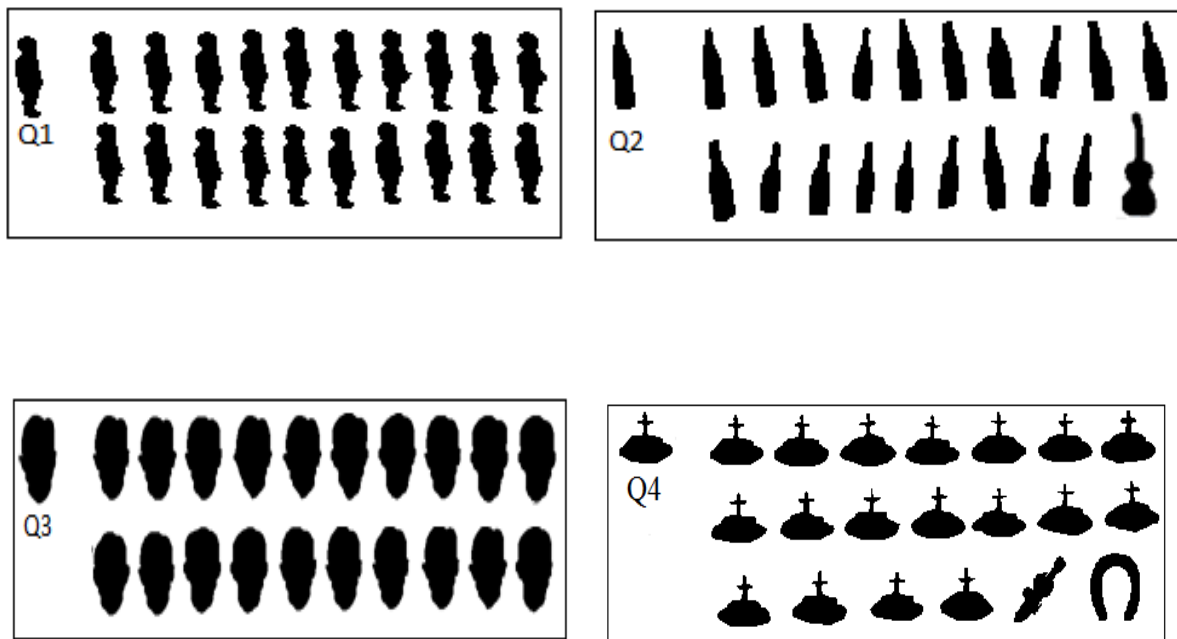


Figure 4.16 Résultats de la recherche pour quelques formes.

A partir de cette figure, nous constatons que ces exemples reflètent le bon fonctionnement de notre système. Cela peut être interprété par la spécificité du descripteur qui repose sur les parties significatives constituant les contours externes des formes et les points de fortes

courbures extraites à partir de ces parties. Cependant il existe des formes où notre système confond les formes, des exemples illustratifs de ce cas sont présentés ci-dessous. Cette confusion est due principalement aux parties similaires

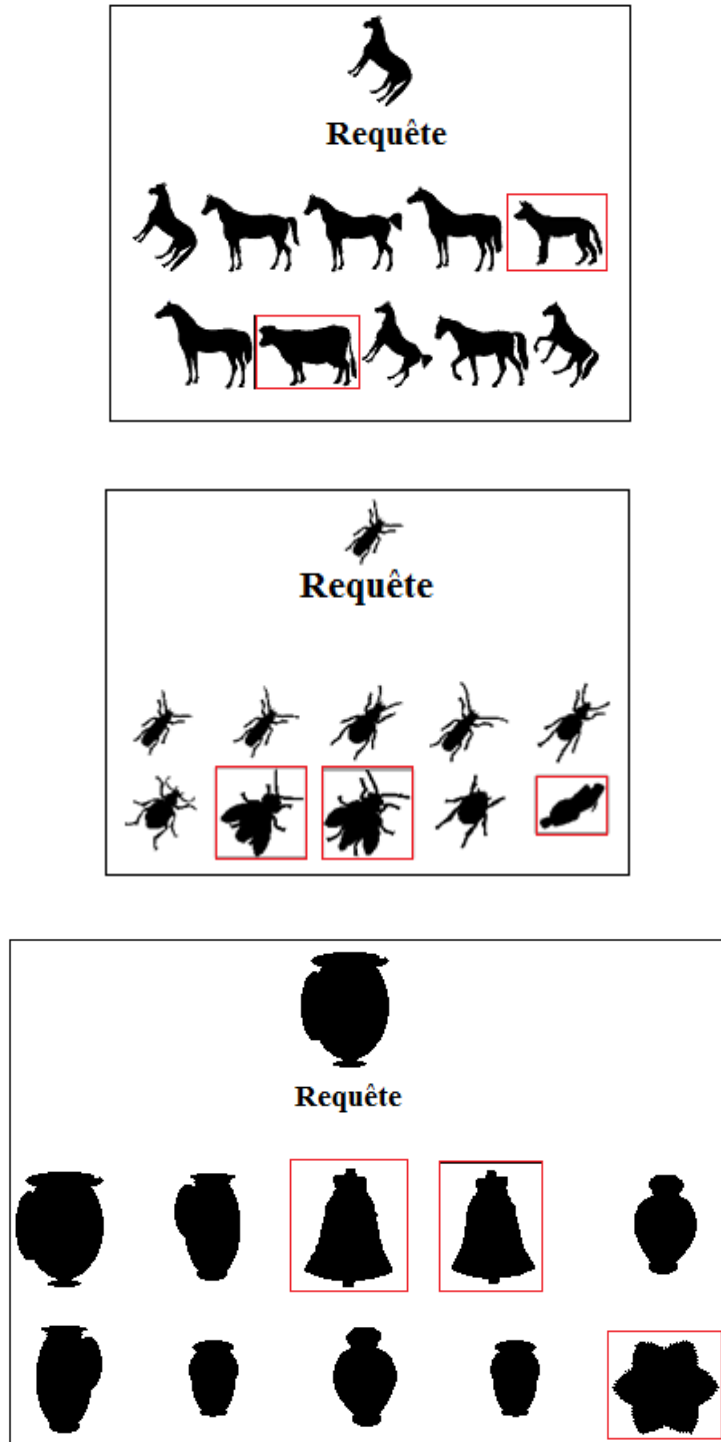


Figure 4.17 Quelques résultats de recherche.

Sur les exemples de la figure 4.17, nous constatons que la modélisation proposée est capable d'identifier les formes visuellement similaires appartenant à d'autres classes que celle de l'image requête. Les formes encadrées par le rouge sont des formes non pertinentes. Selon l'application mise en œuvre, ceci peut être considéré comme un résultat acceptable.

Une synthèse des résultats obtenus en prenant en considération le critère donné par la formule (5.5) est présentée par le tableau 4.6 ci-dessous.

Tableau 4.6 Performance des résultats en utilisant la précision à 10 mesures.

Algorithmes	Scores
CS [Tores & Falcao 07]	0.36
Fourier [Gonzalez & Woods 01]	0.37
MI [Liao & Pawlak 96]	0.40
MS Fractal [Torres & Falcao 04]	0.62
SSD [Pedrosa & al 13]	0.72
SSD+GF [Pedrosa & al 13]	0.85
Approche proposée	0.64

- **Base Kimia-99**

De même chaque image de la base a été confrontée au système et le nombre de formes pertinentes sans l'image requête, obtenues au rang k sont retournées (affichées) et triées. Ceci est calculé pour tous les rangs k, k allant de 1 à 10 (voir tableau 4.7).

Une synthèse des résultats obtenus est présentée dans le tableau 4.7. Ce dernier liste le nombre de formes correctes retrouvées par le système que nous avons développé ainsi que ceux d'autres méthodes rapportées dans la littérature [Ion & al 11, Ebrahim & al 09] et ce à différents rangs. Comme nous pouvons constater que la performance varie pour cette base d'un rang à un autre.

Les statistiques calculées et illustrées par le tableau 4.7 montrent que les résultats retrouvés par notre système sont meilleurs par rapport à certains algorithmes. Bien qu'ils soient inférieurs à ceux d'autres méthodes, notre approche est simple à appliquer, et nous donne une bonne description de la forme d'objet.

Tableau 4.7 Résultats de recherche sur la base Kimia-99.

Approches	1st	2nd	3rd	4th	5th	6th	7th	8th	9th	10 th	Total
Shape index [Leibe & al 03]	43	51	58	52	52	49	51	47	45	44	492
ECCobj2D. s [Ion & al 11]	84	68	65	67	56	57	51	50	41	31	570
ECCobj2D. h [Ion & al 11]	87	74	66	64	49	52	45	38	33	33	541
HC [Ebrahim & al 09]	96	84	78	77	78	65	68	58	60	48	712
Approche proposée	91	86	81	77	71	70	72	58	52	40	698
ECCobj2D [Ion & al 1]	94	85	81	73	81	73	64	59	56	35	701
Bernier and Landry	97	94	92	85	74	73	65	54	43	36	713
Shape context [Sebastian & al 01]	97	91	88	85	84	77	75	66	56	37	756
Gen.model [Tu & Yuille 04]	99	97	99	98	96	96	94	83	75	48	885
Shock edit [Sebastian & al 01]	99	99	99	98	98	97	96	95	93	82	956
IDSC [Ling & Jacobs 05]	99	99	99	98	98	97	97	98	94	79	958

4.5 Discussion

L'approche que nous avons développée pour modéliser les silhouettes d'objets de forme libre exploite des informations géométriques afin d'avoir un système robuste et adapté aux objets utilisés dont la variation de formes est quelconque.

Une caractéristique importante de cette approche est que la description proposée fournit un descripteur simple, facile à appliquer et discriminant. Cette description est basée seulement sur les courbes constituant les contours externes des formes.

En analysant les scores obtenus à travers les tests effectués sur plusieurs bases de données de formes, nous constatons que les résultats obtenus sont comparables aux approches ayant obtenus de meilleurs scores. La différence dans les scores est enregistrée en raison de la spécificité du descripteur proposé basé sur les portions de courbes. Ces dernières que nous pouvons retrouver dans de différentes formes. En effet comme nous pouvons le constater à travers les différents tests effectués, il y a une similarité visible entre les formes de classes différentes comme par exemple "les classes de chiens, cheval et vache ou bien celles de tomate, pomme et poire.

Une seconde raison est son utilisation sans combinaison avec d'autres descripteurs à l'inverse de quelques méthodes citées dans [Bai & al 12]

L'analyse quantitative et qualitative des approches proposées sur les bases de tests sélectionnées telles que Kimia-99, Kimia-216 et MPEG-7 nous permet aussi de montrer que le système mis en œuvre est capable de reconnaître les objets ayant subis des transformations affines comme rotation et changement d'échelle, ainsi que les objets partiellement occultés.

En analysant les différents résultats obtenus, nous remarquons que la performance du système développé n'est pas la même sur toute les bases.

Nous allons maintenant analyser et discuter les performances de quelques méthodes citées dans les tableaux ci-dessus, au regard des différences avec notre approche. Il s'agit des descripteurs : CSS [Mokhtarian & al 96], Shape Context [Belongie & al 02], Moments [Hu 62], Fourier, Chaîne de symbole [Daliri & Tore 08], Shape Context avec distance interne (IDSC) [Ling & al 07].

- **CSS:** L'approche courbure à multi-échelle, CSS est une approche qui se base seulement sur les points d'inflexion sur plusieurs échelles dont le passage d'une résolution à l'autre résulte d'un lissage itéré du contour et ceci peut entraîner plusieurs itérations. Un autre inconvénient de ce descripteur est la difficulté de reconnaître les formes fortement convexes ceci est dû à l'absence de points d'inflexion.

Enfin, notons que cette approche est composée aussi d'autres caractéristiques telles que : circularité, excentricité, nombre de sommets du contour original et filtré.

- **Shape Context:** Dans cette approche, les points utilisés pour construire le descripteur sont pris du contour externe et des contours internes
- **Moments:** C'est une approche globale et dont la comparaison de formes n'est pas locale. Pour cette raison, les moments ne sont pas robustes à l'occlusion.
- **Chaîne de symboles:** Cette approche est basée sur plusieurs étapes: Shape Context SC, programmation dynamique, la distance éditée modifiée et l'analyse procuste,
- **Fourier:** Les descripteurs correspondants sont issus de tous les points du contour ou bien de tout l'objet. Donc l'occlusion à n'importe quel endroit perturbe les

descripteurs. D'autre part, les descripteurs de Fourier sont définis par un ensemble de descripteurs. Le nombre de ces derniers peut être important décrire les contours.

4.6 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté un système capable de modéliser géométriquement les silhouettes d'objets de forme libre. Cette modélisation géométrique nous permet de décrire la forme d'un objet à partir des points de forte courbure extraits le long de son contour par une séquence de courbes polynomiales. Ensuite, nous avons présenté l'application de cette modélisation proposée pour la reconnaissance de formes.

Afin de tester l'efficacité de cette approche, plusieurs tests ont été effectués sur des bases de données standards, et l'ensemble des résultats obtenus ont été analysés. En comparant les résultats obtenus par notre approche avec ceux issus d'autres approches citées dans la littérature et ce en utilisant deux indices d'évaluation adoptés par les systèmes de recherche d'images dans une base d'images modèles : le First Tier (FT) et score Bull-Eye (SBE), nous pouvons dire que nos résultats sont intéressants et encourageants.

Bien que les résultats expérimentaux nous aient montré l'efficacité de notre approche sur quelques exemples, elle reste néanmoins limitée pour quelques objets. Ceci est dû à la spécificité du descripteur proposé qui est basé principalement sur les portions de courbes constituant les contours des formes. En analysant les résultats obtenus, ceci n'est pas un point négatif pour l'application mise en œuvre mais du point de vue performance, le score est pénalisé car ce dernier ne prend en considération que les formes appartenant à la même classe que celle de l'image requête.

En conclusion, nous pouvons dire que ces premiers résultats sont prometteurs et peuvent être améliorés en proposant en perspectives :

- d'améliorer la modélisation proposée en intégrant d'autres caractéristiques.
- de combiner le descripteur proposé avec d'autres descripteurs.
- il est également intéressant d'améliorer la performance de notre processus de recherche, en combinant par exemple plusieurs mesures de similarité.

CONCLUSION GENERALE ET PERSPECTIVES

Conclusion

Dans le cadre de cette thèse, nous nous sommes intéressées à un problème important en vision par ordinateur qui est la reconnaissance d'objets 3D de forme libre à partir de leurs silhouettes. Dans ce contexte, nous avons développé une approche simple qui permet d'avoir une vision locale du contour externe de l'objet à partir de courbes approximant leurs contours.

Le procédé mis en œuvre exploite principalement les contours fermés extraits des formes d'objets ainsi que les points de forte courbure. Il se déroule en deux phases indispensables :

- la première est la modélisation. Dans cette phase, nous avons proposé de décrire géométriquement les formes en se basant sur l'exploitation des points concaves extraits le long des contours des formes, et des fonctions polynomiales. Les courbes étant une étape importante dans notre application, nous avons alors proposé d'appliquer deux modèles mathématiques de représentation des courbes afin de générer notre descripteur sous forme de séquence de courbes ordonnées et normalisées. Il s'agit de l'approximation des moindres carrés et le modèle des B-splines.
- La deuxième phase de la reconnaissance d'objets bidimensionnels est l'appariement de formes. Cette phase revient à évaluer le degré de similarité entre une forme modèle donnée et une forme requête à reconnaître par un test de similarité entre toutes leurs courbes construites lors de la première phase. Pour cela, nous avons proposé une technique de comparaison basée sur l'estimation d'erreurs entre les différentes courbes.

Afin d'étudier l'efficacité de l'approche proposée, plusieurs tests ont été effectués sur des bases de données de formes standards. Les résultats obtenus ont été analysés et comparés avec ceux issus de quelques méthodes rapportées dans la littérature et ce en utilisant deux indices d'évaluation adoptés par les systèmes de recherche d'images dans une base d'images modèles : le First Tier (FT) et score Bull-Eye (SBE). Les résultats de la recherche dans les bases de formes se sont révélés intéressants et encourageants.

Notre approche nous a permis aussi de reconnaître les objets bidimensionnels, même si ceux-ci sont pris sous différents angles de vue ou sont partiellement occultés ou légèrement déformés. Ceci est dû principalement à la nature du descripteur proposé qui prend en considération les différentes parties constituant les contours externes. Néanmoins, le système proposé reste limité devant quelques classes d'objets.

Perspectives

Le système de reconnaissance mis en œuvre bien qu'il permette d'avoir des résultats satisfaisants avec la modélisation proposée pour décrire les formes d'objets de forme libre, peut faillir dans certains cas et donc des améliorations peuvent être apportées pour améliorer la performance de notre système. Pour cela, nous proposons en perspectives à notre travail ce qui suit:

- La méthode de partitionnement des formes suivie dans notre travail nous permet de récupérer les différentes parties significatives constituant le contour externe de la forme. Comme cette étape est la base de notre modélisation, nous proposons de l'améliorer en améliorant le procédé d'extraction des points de forte courbure.
- La combinaison du descripteur proposé avec d'autres caractéristiques de formes,
- Imposer des contraintes sur les courbes à construire afin d'enrichir la description géométrique des objets planaires.
- Intégrer l'étape de classification dans notre système afin de réduire l'espace de recherche.
- La dernière phase, celle de l'appariement et du recherche de formes peut aussi être renforcée, en combinant par exemple plusieurs mesures de similarité afin d'améliorer la performance de notre processus de recherche.

BIBLIOGRAPHIE

- [Abd-Hakim & al 06] Abdel-Hakim A.E, Farag A.A. Csift: A sift descriptor with color invariant characteristics. 2, PP; 1978-1983, 2006.
- [Alajlan 06] Alajlain N. Multi-object retrieval using curvature trees. Degree of Doctor of philosophy in Electrical and Computer Engineerig, Waterloo, Ontario, Canada, 2006
- [Alajlan & al 07] Alajlan N,Rube I.E, Kamel M.S, Freeman G, Shape retrieval using triangle area representation and dynamic space warping. Pattern Recognition, 40: 1911-1920, 2007.
- [Ancuti & Bekaert 07] Ancuti C, Bekaert P. Sift-cch: Increasing the sift distinctness by color co-occurence histograms. Procs. Of th International Symposium on Image and Signal Processing and Analysis, pp. 130-135, Istambul, Turkey, 2007.
- [Andriamamp & al 94] Andriamampianinao L, Stamon G, Simon J, Poulénar M. Transformations géométriques et extractions de caractéristiques d'une forme 2D en représentation par primitives angulaires. African Conference on Research in Computer Science, PP. 317-331, 1994.
- [Aouat & al 07] Aouat S, Larabi S. Correction of Detailed descriptions to compare noisy silhouettes. 2ème Conférence sur la Vision Artificielle. Université Mouloud Mammeri. Tizi Ouzou, 18-20 Novembre 2007.
- [Aouat & al 08] Aouat S, Laiche N, Souami F, Larabi S. 3D object indexing and recognition. Applied Mathematics and Computation. Elsevier. 196: 318-332, 2008.
- [Aouat & al 10] Aouat S, Larabi S. Matching descriptors of noisy outline shapes. International Journal Image Graphics, 10(3): 299-325, 2010.
- [Aragon & al 07] Aragon C.R, Aragon D.B, Berkeley L. A fast contour descriptor algorithm for supernova image classification. Real-Time Image Processing, Society of Photo-Optical Instrumentation Engineers,

- San Jose, CA, USA, 6496 (1): 1-12, 2007.
- [Arif & al 09] Arif T, Shaaban S.Z, Krekor L, Baba S. Object classification via geometrical Zernike and Legendre moments. *Journal of Theoretical and Applied Information*, 7 (11): 31-37, 2009.
- [Arkin & al 91] Arkin E, Chew L, Huttenlocher D, Mitchell J. An efficient computable metric for comparing polygonal shapes, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. PAMI, 13: 209-216, 1991.
- [Asada & al 86] Asada H, Brady M. The curvature primal sketch. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 8 (1): 2-14, 1986.
- [Atneave 54] Atneave F. Some informational aspects of visual perception. *Psychological Review*, 61 (3): 183-193, 1954.
- [Attala & Siy 05] Attalla E, Siy P. Robust shape similarity retrieval based on contour segmentation polygonal multiresolution and elastic matching. *Pattern Recognition*, 38 (12): 2229-2241, 2005.
- [Badawy & Kamel 02] Badawy O.E, Kamel M. Shape-based image retrieval applied to trademark images. *International Journal of Image and Graphics*, 2: 1-19, 2002.
- [Bai & al 12] Bai X, Wang B, Yao C, Liu W, Tu Z. Co-Transduction for shape retrieval. *IEEE Transaction on Image Processing*, 21(5): 2747-2757, 2012.
- [Bailey & Srinath 96] Bailey R, Srinath M. Orthogonal moments feature for use with parametric and non-parametric classifiers. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 18: 389-399, 1996
- [Bartolini & al 05] Bartolini I, Ciaccia P, Patella M. Warp: Accurate retrieval of shapes using phase of Fourier descriptors and time warping distance. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 27(1): 142-147, 2005.
- [Bay & al 08] Bay H, Ess A, Tuytelaars T, Van Gool L. Surf: Speeded up robust features. *Computer Vision and Image Understanding*, 110(3): 346-359, 2008.
- [Beaudet 78] Beaudet P. Rotational invariant image operators. *International*

- conference on Pattern Recognition, 1978, pp 579-583.
- [Belkasim & al 91] Belkasim S.O, Shridhar M, Ahmadi M. Pattern recognition with moment invariants: a comparative study and new results. *Pattern Recognition*, 24: 1117-1138, 1991.
- [Bellman & al 62] Bellman R.E, Dreyfus S.E. *La programmation dynamique et ses applications*. Dunod, Paris, France, 1962.
- [Belongie & al 02] Belongie S, Malik J, Puzicha J. Shape matching and object recognition using shape Contexts. *IEEE Trans. PAMI*, 24, April, 2002.
- [Bergevin & Klein 03] Bergevin R, Klein M. *Reconnaissance de formes 2D. Projet de Vision Numérique Aspects Cognitifs*, 2003.
- [Bernier & al 03] Bernier T, Landry J. A new method for representing and matching shapes of natural objects. *Pattern Recognition*, 36: 1711-1723, 2003.
- [Bimbo & Pala 97] Bimbo A.D, Pala P. Visual image retrieval by elastic matching of user sketches. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 19:121-132, 1997.
- [Blum 67] Blum H. A Transformation for Extracting New Descriptors of shape. *Wharten-Dunn edition*, pp.362-380, MIT Press, Cambridge, MA, 1967.
- [Bosch & al 06] Bosch A, Zisserman A, Munoz X. Scene classification via pls. pp. 517-530, 2006.
- [Boveiri 10] Boveiri H. R. On pattern classification using statistical moments, *International Journal of Signal Processing and Pattern Recognition*, 3: 15-23, 2010.
- [Brady 83] Brady M. *Criteria for representation of shape*. Human and Machine, 1983.
- [Bribiesca & al 80] Bribiesca E, Guzman A. How to describe pure form and how to measure differences in shape using shape numbers. *Pattern Recognition*, 12(2): 101-112, 1980
- [Burghouts & al 09] Burghouts G.J, Geusebroek J.M. Performance evaluation of local colour invariants. *Computer Vision and Image Understanding*,

- 113(1): 48-62, 2009.
- [Busch & al 05] Busch A, Boles W.W, Sridharan S. Texture for script identification. PAMI, 27(11): 1720-1732, 2005.
- [Cakmakov & al 02] Cakmakov D, Radevski V, Bennani Y, Dejan G. Decision fusion and reliability control in handwritten digit recognition system. Journal of Computing and Information Technology, 283-293, 2002.
- [Carmichael & al 02] Carmichael O, Hebert M. Object recognition by a cascade of edge probes. BMVC 02, 2002.
- [Carmona & al 10] Carmona-Poyato A, Madrid-Cuevas F. J, Medina-Carnicer R, Munoz-Salinas R. Polygonal approximation of digital planar curves through break point suppression. Pattern Recognition, 43: 14-25, 2010.
- [Castanon & al 07] Castanon C.A, Fraga J.S, Fernandez S, Gruber A, Daf. Costa L. Biological shape characterization for automatic image recognition and diagnosis of protozoan parasites of the genus eimeria. Pattern Recognition, 40(7): 1899-1910, 2007.
- [Chalechale & al 04] Chalechale A, Mertins A, Naghdy G. Edge image description using angular radial partitioning. IEEE Proceedings-Vision Image and Signal Processing, 151: 93-101, 2004.
- [Changa & al 04] Changa C-Way, Raveendranb P, Mukundan R. Translation and scale invariants of Legendre moments, Pattern Recognition, 37: 119-129, 2004.
- [Chen & al 03] Chen D.Y, Tian X.P, Shen Y.T, Ouhyoung M. On visual similarity based 3D model retrieval. Computer Graphics Forum (EUROGRAPHICS'03), 22(3): 223-232, 2003.
- [Chen & al 09] Chen G.Y, Bui T.D, Krzyzak A. Invariant pattern recognition using Radon, dual-tree complex wavelet and Fourier transforms, Pattern Recognition, 42(9): 2013-2019, 2009.
- [Chen & Kegl 09] Chen G.Y, Kegl B. Invariant pattern recognition using dual tree complex wavelets and Fourier features. Pattern Recognition, 42(9): 2013-2019, 2009.
- [Chenevière & al 03] Chenevière F, Boukir S, Beets E. Compression et reconnaissance de séquence spatio-temporelles issues d'un ballet contemporain,

- ORASIS'2003, 9^{ème} Congrès Francophone en Vision par Ordinateur, Gérardmer, pp. 353-361, Mai 2003.
- [Chen & Xu 09] Chen Y. W, Xu CL. Rolling penetrate descriptor for shape-based image retrieval and object recognition. *Pattern Recognition Letters*, 30: 799-804, 2009.
- [Chetverikov 03] Chetverikov D. A Simple and Efficient Algorithm for Detection of High Curvature Points in Planar Curves. 10th International Conference. CAIP, Groningen, the Netherlands, August 2003.
- [Cinquet & al 01] Cinque L, Ciocca G, Levialdi S, Pellicano A, Schettini R. Color base image retrieval using spatial-chromatic histograms. *Image Vision Computer*, 19(13): 979-986, 2001.
- [Cohen & al 95] Cohen F. S, Huang Z, Yang Z. Invariant matching and identification of curves using B-spline curve representation. *IEEE transactions on Image Processing*, 4(1): 1-10, 1995.
- [Costa & Shapiro 00] Costa M.S, Shapiro L.G. 3D object recognition and pose with relational indexing. *Computer Vision and Image Understanding*, 79: 364-407, 00.
- [Dahl & Aanaes 08] Dahl A.B, Aanaes H. Effective image database search via dimensionality reduction. *PP*; 1-8, 2008
- [Daliri & Torre 08] Daliri AM.R, Torre V. Robust symbolic representation for shape recognition and retrieval, *Pattern Recognition*, 41: 1782-1798, 2008.
- [Daliri & Torre 10] Daliri M R, Torre V. Classification of silhouettes using contour fragments *Computer Vision and Image Understanding*, 113: 1017-1025, 2010.
- [De Boor 78] De Boor C. A practical guide to splines, Springer-Verlag, 1978.
- [De Mezzo 04] De Mezzo B. Reconnaissance d'objets par la génération d'hypothèses de modèles de forme appliquée à l'extraction des feuilles de plantes dans des scènes naturelles complexes.

- [Douglas&Peucker 73] Douglas D, Peucker T. Algorithms for the reduction of the numbers required to represent a digitized line or its caricature. *The Canadian Cartographer*, 10 (2), PP. 112-122, 1973.
- [Drechler & Nagel 82] Drechler L, Nagel H. Section of critical points and local curvature extrema of region boundaries for interframe matching. *International conference on Pattern Recognition*, 1982, pp 542-544.
- [Dryden & Mardia 98] Dryden I.L, Mardia K.V. *Statistical shape analysis*, New York: Wiley, 1998.
- [Dubuisson & Jain 94] Dubuisson M. P, Jain A. K. A modified Hausdorff distance for object matching. *Proceedings of 12th International Conference on Pattern Recognition, ICPR'94*, pp. 566-568, October 1994.
- [Dudani & al 77] Dudani A. S, Breeding K. J, McGhee R. B. Aircraft Identification by Moment Invariants. *IEEE transaction on Computers*, C-26 (1): 39-46, 1977.
- [Ebrahim & al 09] Ebrahim Y, Ahmed M, Abdelsalam W, Chau S.C. P.J. Shape representation and description using the Hilbert curve. *Pattern Recognition Letters*, 30: 348-358, 2009
- [Eggleston 92] Eggleston P. Constraint based feature indexing and retrieval for image database, *SPIE*, pp. 27-39, 1992.
- [EL-ghazel 09] EL-ghazel A. S. Multi technique fusion for shape-based image retrieval. *Thèse de doctorat Waterloo, Ontario, Canada*, 2009.
- [Elsayad & al 10] Elsayad I, Martinet J, Urruty T, Djeraba C. A new spatial weighting scheme for bag-of-visual-words. *Proceedings of the International Workshop on Content-based Multimedia Indexing (CBMI)*, pp. 1-6, 2010.
- [Escalera & al 09] Escalera S, Fornés A, Pujol O, Radeva P, Sanchez G, Liados J. Blurred shape model for binary and grey-level symbol recognition. *Pattern Recognition Letters*, 30: 1424-1433, 2009.
- [Far 05] Far A.B. Analyse multi-images. Application à l'extraction contrôlée d'indices images et à la détermination de descriptions scéniques. *Thèse de doctorat, Université de Louis Pasteur Strasbourg*, 2005.
- [Farin 92] Farin G. *Courbes et surfaces pour la CGAO*. Masson, 1992.

- [Felzenszwalb & al 07] Felzenszwalb P. F, Schwartz J. Hierarchical matching of deformable shapes. CVPR: IEEE International Conf on Computer Vision and Pattern Recognition, 2007, pp. 1-8.
- [Ferecatu 05] Ferecatu M. Image retrieval with active relevance feedback using both visual and keyword-based descriptors. PHD thesis, University of Versailles Saint-Quentin-En-Yvelines, 2005.
- [Flusser 06] Flusser J. Moment invariants in image analysis. Transactions on engineering, Computing and Technology, 11: ISSN 1305-5313, 2006.
- [Fotopoulou & al 11] Fotopoulou F, Economou G. Multivariate angle scale descriptor for shape retrieval. Proceedings of SPAMEC, Cluj-Napoca, Romania, 2011, pp 105-108.
- [Foulonneau & al 04] Foulonneau A, Charbonnier P, Heitz F. Contraintes géométriques de formes pour les contours actifs orientés région : une approche basée sur les moments de Legendre. Traitement du signal, 21 (2) : 109-128, 2004.
- [Freeman 61] Freeman H. On the Encoding of Arbitrary Geometric Configurations. IEEE Trans. on Electronic Computers, EC-10: 260-268, 1961.
- [Gabor 46] Gabor D. Theory of communication. Part 1: The analysis of information. Journal of the Institution of Electrical Engineers-Part III: Radio and Communication Engineering, 93(26): 429-441, 1946.
- [Goedemé & al 05] Goedemé T, Tuytelaars T, Van Gool L. Omni directional sparse visual path following with occlusion-robust feature tracking. 6th Workshop on Omni directional Vision, Camera Networks and Non-classical Cameras, OMNIVIS05, Conjunction with ICCV 2005, 2005.
- [Gong & al 98] Gong Y, Proietti G, Faloutsos C. Image indexing and retrieval based on human perceptual color clustering. Proc. of International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 1998.
- [Gonzalez & al 01] Gonzalez R. C, Woods R. E. Digital image processing. Longman Publishing Co. Inc, 2001.

- [Gope & al 07] Gope C, Kehtarnavaz N. Affine invariant comparison of point-sets using convex hulls and Hausdorff distances. *Pattern Recognition*, 40: 309-320, 2007.
- [Goshtasby 85] Goshtasby A. Description and Discrimination of Planar Shapes Using Shape Matrices. *IEEE Trans. PAMI-7*: 738-743, 1985.
- [Gros 94] Gros P. Using quasi-invariants for automatic model building and object recognition: an overview. *NSF/ARPA Workshop on 3D object representation for Computer Vision*, New York City, 64 pages, December 5-7, 1994.
- [Gros & al 95] Gros P, Bournez O, Boyer E. Utilisation des quasi-invariants géométriques pour l'appariement et la modélisation des images de segments de doites. *Rapport de recherche*, 2608, INRIA, Juillet 1995.
- [Gu & Tjahjadi 00] Gu Y, Tjahjadi T. Coarse-to-fine planar object identification using invariant curve features and B-spline modeling. *Pattern Recognition*, 33(9): 1411-1422, 2000.
- [Guillod 08] Guillod T. Interpolations, courbes de Bézier et B-splines. *Bulletin de la Société des Enseignants Neuchâtelois de Sciences*, 34, Janvier 2008.
- [Haddon & Boyce 93] Haddon J.F, Boyce J.F. Co-occurrence matrix for image analysis. *IEEE Electronics and Communication Engineering Journal*, 5(2): 71-83, 1993.
- [Hahmann 02] Hahmann S. Modélisation géométrique. Cours ENSIMAG Laboratoire LMC-IMAG. 2002.
- [Haralick & al 73] Haralick R.M., Shanmugam K, Dinstein I. Textural features for images classification. *IEEE Transaction on System, Man, Cybernetics*, 3: 610-621, 1973.
- [Hegazy & Denzler08] Hegazy D, Denzler J,. Boosting colored local features for generic object recognition. *Pattern Recognition and Image Analysis*, 18(2): 323-327, 2008.
- [Hershberger & al 92] Hershberger J, Snoeyink J. Speeding up the Douglas-Peucker line-simplification algorithm. *Proceedings of the 5th symposium on data handling*, 134-143, 1992.

- [Horaud & al 90] Horaud R, Skodas T, Veillon F. Finding geometric and relation structures in an image. Proceedings of the 1st European conference on Computer Vision, Antibes France. Lecture Notes in Computer Science, Avril 1990, pp 374-384. Springer-Verlag.
- [Hory & Martin 03] Hory C, Martin N. Time-frequency modelization as a mixture of chi-square distributions. SSP'03, IEEE Workshop on Stastical Signal Processing, Saint Louis, Missouri 2003, pp 233-236.
- [Hu 62] Hu M. K. Visual pattern Recognition by Moment Invariants. IRE Transactions on Information Theory, IT-8:179-187, 1962.
- [Hu & al 12] Hu R. X, Jia W, Zhang D, Gui J, Song L. T. Hand shape recognition based on coherent distance shape contexts, Pattern Recognition, 45: 3348-3359, 2012.
- [Huang & al 97] Huang J, Kumar S, Mitra M, Zhu W.J, Zabih R. Image indexing using color correlograms, Proc. Of Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), San Juan (Puerto Rico), pp. 762-768, 1997.
- [Hulin 09] Hulin J. Axe median discret: Propriétés arithmétiques et algorithmes. Thèse de doctorat, Université de la méditerranée U.F.R. Sciences de Luminy, 2009.
- [Iivarinen & al 97] Iivarinen J, Peura M, Sarela J, Visa A. Comparison of combined shape descriptors for irregular objects. British Machine Vision Conference (BMVC), 2, pp. 430-439, 1997.
- [Ion & al 11] Ion A, Artner N.M, Peyré G, Kropatsch W.G, Cohen L.D. Matching 2D and 3D articulated Shapes using the eccentricity transform. Computer Vision and Image Understanding, 115: 817-834, 2011.
- [Irani & Ware 03] Irani P, Ware C. Diagramming information structures using 3D perceptual primitives. ACM Transactions on Computer-Human Interaction (TOCHI), 10, 2003, pp 1-19.
- [Jain & Vailaya 96] Jain A, Vailaya A. Image retrieval using color and shape. Pattern Recognition, 29 (8): 1233-1244, 1996.
- [Jayat 09] Jayat M. Reconnaissance des caractères. Thèse de doctorat, 2009.
- [Jeannin 01] Jeannin S. Mpeg-7 visual part of experimentation model. Version

- 9.0, ISO/IEC JTC1/ SC29/ WG11/ N3914, 55th Mpeg Meeting. Pise, Italie. 2001, pp. 17-20.
- [Joshi & al 97] Joshi T, Vijayakumar B, Kriegman D, Ponce J. HOT curves for modeling and recognition of smooth curved 3D objects. *Image and Vision Computing*, 15: 479-498, 1997.
- [Journet & al 08] Journet N, Ramel J, Mullot R, Eglin V. Document image characterization using a multi-resolution analysis of the texture: application to old documents *IJDAR*, 11(1): 9-18, 2008.
- [Kan & Srinath 02] Kan C, Srinath M.D. Invariant character recognition with Zernike and orthogonal Fourier Mellin moments. *Pattern Recognition*, 35: 143-154, 2002.
- [Kato & al 92] Kato T, Kurita T, Otsu N, Hirata K. A sketch retrieval method for full color image database-query by visual example, *Proceedings of the 11th International Conference on Pattern Recognition*, Los Alamitos, CA, USA, 1992.
- [Khan & al 09] Khan F.S, Van de Weijer J, Vanrell M. Top-down color attention for object recognition.. *Procs. Of the International Conference on Computer Vision*, pp. 979-986, 2009.
- [Kass & al 87] Kass M, Witkin A, Terzopoulos D. Snakes: Active contour models. *International Journal of Computer Vision*, 1(4): 133-144, 1987.
- [Kim & Kim 99] Kim W. Y, Kim Y. S. A new region-based shape descriptor. *Mpeg Meeting, TR*, Pise, Italie, 15 Janvier 1999, pp 16-25.
- [Kirk & Voorhies 90] Kirk D, Voorhies D. The rendering architecture of the DN0000VS. *Computer Graphics*, 24 (4): 299-307, 1990.
- [Kitchen & Ros 82] Kitchen L, Rosenfeld A. Gray-level corner detection. *Pattern Recognition Letters*. 95-102, 1982.
- [Koch & al 87] Koch M.W, Kashyap R.L. Using polygons to recognize and locate partially occluded objects. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 9(4): 483-494, 1987.
- [Kpalma & Ronsin 07] Kpalma K, Ronsin J. Turning angle based representation for planar objects. *IEEE Electronics letters*, 43: 561-563, 2007.

- [Krishnam & Devi 13] Krishnamoorthy R, Devi S. S. Image retrieval using edge based shape similarity with multiresolution enhanced orthogonal polynomials model. *Digital Signal Processing*, 23: 555-568, 2013.
- [Labatut & al 06] Labatut P, Keriven R, Pons J. P. Fast level set multi-view stereo on graphics hardware. *Proceedings of Third International Symposium on 3D Data Processing, Visualisation and Transmission (3DPVT 2006)*, Juin 2006.
- [Laiche 10] Laiche N. Geometric description of outline shapes and recognition. *IADIS International Conference Computer Graphics, Visualization, Computer Vision and Image Processing*, Freiburg, Germany, 26-29 July 2010, pp 526-528.
- [Laiche & Larabi 11] Laiche N, Larabi S. Retrieval of 2D objects and shape matching using the B-spline representation. *IEEE International conference on Signal and Image Processing. ICSIPA*, 6-8 November 2011, pp 495-500.
- [Laiche & Larabi 12] Laiche N, Larabi S. Shape recognition using the least squares approximation. *ICPRAM. International Conference of Pattern Recognition Applications and Methods*. Vilamoura, Algarve, Portugal, 6-8 February 2012, pp 572-575.
- [Laiche & Larabi 14a] Laiche N, Larabi S. 2D Shape Matching based on B-spline curves and dynamic programming. *VISAPP'14, International conference on Computer Vision Theory and Applications*, Lisbon, Portugal, 5-8 January 2014, pp 484-491.
- [Laiche & Larabi 14b] Laiche N, Larabi S. Curve normalisation for shape retrieval. *Journal of Signal Processing and Image Communication*. Elsevier. 29 (2014), pp. 556–571.
- [Lamiroy 98] Lamiroy B. Reconnaissance et modélisation d'objets 3D à l'aide d'invariants projectifs et affines. Thèse de doctorat, Institut National Polytechnique de Grenoble, GRAVIR-IMAGE-INRIA, 1998.
- [Larabi & al 03] Larabi S, Bouagar S. Trespaderne F.M, Lopez E.F. LWDOS LAnguage for Writing Descriptors of Outline Shapes. In the 13th Scandinavian Conf. on Image Analysis, Goteburg, sweden, june 2003.

- [Larabi & al 05] Larabi S, Aouat S. Matching XML descriptors of silhouettes. ICGST Int. Conf. On Graphics, Vision and Image Processing. 19-21 December 2005.
- [Latecki & Lakamp 00] Latecki L. J, Lakamper R. Shape similarity measure based on correspondence of visual parts. IEEE TPAMI, 22 (10) : 1182-1190, 2000.
- Latecki L. J, Lakamper R, Shape similarity measure based on correspondence of visual parts. IEEE Trans. PAMI, 22 (10): 1182-1190, 2000.
- [Latecki & al 07] Latecki L. J, Megalooikonomou V, Wang Q. A, Yu D. An elastic partial shape matching technique. Pattern Recognition, 40: 3069-3080, 2007.
- [Leibe & Schiele 03] Leibe B, Schiele B. Analyzing Appearance and Contour Based Methods for Object Categorization. International Conference. (CVPR'03), Madison, Wisconsin, June 2003.
- [Li & Simske 02] Li D, Simske S. Shape retrieval based on distance ratio distribution. September 9th, 2002.
- [Liao & Pawlak 96] Liao S, Pawlak M. On image analysis by moments. IEEE Transaction. Pattern Analysis Machine Intelligence, 18 (3): 254-266, 1996.
- [Ling & Jacobs 07] Ling H, Jacobs D. Shape classification using the inner-distance, IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intel, 29: 286-299, 2007.
- [Liu & al 02] Liu H, Latecki L. J, Liu W. A unified curvature definition for regular, polygonal and gital planar curvatures. International Journal Computer Vision, 80: 104-124, 2008.
- [Liu & al 08] Liu H, Latecki L. J, Liu W. A unified curvature definition for regular, polygonal and gital planar curvatures. International Journal Computer Vision, 80: 104-124, 2008.
- [Lorigo & Govind 06] Lorigo L.M, Govindaraju V. Off-line Arabic handwriting recognition: A survey. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Computer Society, Washington, DC, USA, 28: 712-724, 2006.
- [Lowe 04] Lowe D.G. Distinctive image features from scale-invariant

- keypoints. *International Journal of Computer Vision*, 60(2): 91-110, 2004.
- [McNeill & al 06] McNeill G, Vijayakumar S,. Hierarchical procrustes matching for shape retrieval. *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, pp. 885-894, 2006.
- [Mallat 89] Mallat S.G. A theory for multiresolution signal decomposition: The wavelet representation. *PAMI*, 11(7): 674-693, 1989.
- [Manjunath & Ma 96] Manjunath B.S, Ma W.Y. Texture features for browsing and retrieval of image data. *PAMI*, 18(8): 837-842, 1996.
- [Mark & al 89] Mark W, Korch R. L, Kashyap. Matching polygon fragments. *Pattern Recognition Letters*, 10 (5): 297-308, 1989.
- [Marr & Nishihara 76] Marr D, Nishihara H. K. Representation and recognition of the spatial organization of three dimensional shapes. *MIT AI Memo*, 377, 1976.
- [Medionaud & al 87] Medionaud G, Ysumoto Y. Detection and curve representation using cubic B-spline. *Computer Vision, Graphics and Image Processing*, 39: 267-278, 1987.
- [Mehri & al 13] Mehri M, Gomez-Kramer P, Heroux P, Boucher A, Mullot R. Texture feature evaluation for segmentation of historical document images. *HIP*, pp. 102-109, 2013.
- [Miliou & Petrakis 00] Miliou E, Petrakis, E.G.M. Shape retrieval based on dynamic programming, *IEEE Transactions on Image Processing*, 9: 141-147, 2000.
- [Mokhtarian 96] Mokhtarian F, Abbasi S, Kittler J. Efficient and robust retrieval by shape content through curvature scale space. *International Workshop on Image Database and Multimedia Search*, 1996, pp 35-42.
- [Mongkolnam & al 07] Mongkolnam P, Nukoolkit C, Dechsakulthorn T. Represent image contents using curves and chain code. *IAPR Conference on Machine and Vision Applications, MVA 2007*, pp 355-358.
- [Nastar & al 98] Nastar C, Mitschke M, Meilhac C, Boujemaa N. Surfimage: a flexible content-based image retrieval system. *Proceedings of the*

- 6th ACM International Conference on Multimedia (MULTIMEDIA 98), pp. 339-344, Bristol, UK, 1998.
- [Noble 88] Noble J. Finding corners. *Image and Vision Computing*, 6, 121-128, May 1988.
- [Paglieroni & Jain 85] Paglieroni D, Jain A. K., A control point theory for boundary representation and matching. *Proceedings. ICASSP*, pp. 1851-1854, 1985.
- [Papademetriou 92] Papademetriou R. C. Reconstructing with moments. *Proceedings, 11th International Conference, Pattern Recognition, C*, 25(1), 1992, PP 476-480.
- [Pass & Zabih 96] Pass G, Zabih R. Histogram refinement for content-based image retrieval. *Proc. Of the Third IEEE Workshop on Applications of Computer Vision, Sarasota (FL, USA)*, 1996.
- [Pedrosa & al 13] Pedrosa G.V, Batista M.A, Barcelos A.Z. Image feature descriptor based on shape salience points. *Neurocomputing*, 120: 156-163, 2013.
- [Petrakis & al 02] Petrakis E.G.M, Diplaros A, Milios E. Matching and retrieval of distorted and occluded shapes using dynamic programming. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 24(11): 1501-1516, 2002.
- [Pfaltz & al 67] Pfaltz J. L, Rosenfeld A. Computer representation of planar regions by their skeletons. *Comm. Of ACM*, 10, February 1967, pp. 119-125.
- [Philip & al 02] Philip J, Schneider D, Eberly H. Geometric tools for computer graphics, Ed. Textbook Binding, 2002.
- [Piegel & Tiller 97] Piegel L, Tiller W. *The NURBS book*. Springer, Berlin, Germany, 1997.
- [Pooja 11] Pooja C. S. Improving image retrieval using combined features of Hough transform and Zernike moments. *Optics and Lasers in Engineering*. 49: 1384-1396, 2011.
- [Quelhas & al 06] Quelhas P, Odobez J.M. Natural scene image modeling using color and texture visterms. *Procs. Of Conference on Image and Video*

- Retrieval, pp. 411-421, Phoenix, USA, 2006
- [Ramer 72] Ramer U. An iterative procedure for the polygonal approximation of plane curves. *Computer graphics and image processing*: 1 (3), 244-256, 1972.
- [Ricard 05] Ricard J. Indexation et recherché d'objets 3D à partir de requêtes 2D et 3D. Thèse de doctorat, Université Claude Bernard Lyon 1, Laboratoire LIRIS, 2005.
- [Ro 98] Ro Y.M. Matching pursuit: contents featuring for image indexing. *MSAS III*, pp. 89-100, 1998
- [Rojas Vigo & al 10] Rojas Vigo D.A, Khan F.S, Van de Weijer, Gevers T. The impact of color on bag-of-words based object recognition. *International Conference on Pattern Recognition*, pp. 1549-1553, 2010.
- [Romaniuk 02] Romaniuk B. Modélisation de la variabilité de formes: Application à la céphalométrie. Thèse de doctorat. Université de Caen. Basse-Normandie, 2002.
- [Santalo 76] Santalo L. *Integral geometry and geometric probability*, Addison Wesley, 1976.
- [Schugerl & al 07] Schugerl P, Sorschag R, Bailer W, Thallinger G. Object re-detection using sift and MPEG-7 color descriptors. *Procs. Of the International Workshop on Multimedia Content Analysis and Mining*, pp. 305-314, 2007.
- [Sebastian & al 04] Sebastian P.N, Klein B, Kimia B. Recognition of shapes by editing their shock graphs, *IEEE Trans. PAMI*, 26 (5): 550-571, May 2004.
- [Shao & al 99] Shao Z, Kittler J. Shape representation and recognition based on invariant unary and binary relations. *Image and Vision Computing*, 17: 429-444, 1999.
- [Shotton & al 08] Shotton J, Blake A, Cipolla R. Multi-scale categorical object recognition using contour fragments. *Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1270-1281, 2008.
- [Smith & Wright 71] Smith F.W, Wright M. H: Automatic ship photo interpretation by the method of moments. *IEEE Trans. Computer*, 20(9): 1089-1095, 1971.

- [Soltanzadeh & al 04] Soltanzadeh H, Ramati M. Recognition of Persian handwritten digits using image profiles of multiple orientations. *IEEE Transactions on Pattern Recognition Letters*, Elsevier, 25: 1569-1576, 2004.
- [Song 11] Song X. Descripteurs couleur locaux invariants aux conditions d'acquisition. Thèse de doctorat, Université Jean Monnet, Laboratoire Hubert Curien, 2011.
- [Stockman 94] Stockman G. Object representation for recognition by alignment. *NSF/ARPA Workshop on 3D object representation for Computer Vision*, New York City, 64 pages, December 5-7, 1994.
- [Stricker & Dimai 96] Stricker M, Dimai A. Color indexing with weak spatial constraints. In *SPIE Proc. Storage and Retrieval for Image*, 2670, pp. 29-40, 1996.
- [Stricker & Ozawa 04] Stricker M, Ozawa S. A novel image retrieval algorithm by using salient points in wavelet domain. *Proc. Of Asian Conference on Computer Vision (ACCV)*, 2004.
- [Swain & Ballard 91] Swain M, Ballard D. Color indexing. *International Journal of Computer Vision*, 7(1):1-13, 1991.
- [Syeda & Petrokiv 00] Syeda- Mahmood T, Petkovic D. On describing color and shape information in images. *Signal Processing: Image Communication*, 16: 15-31, 2000.
- [Tan & al 00] Tan K. L, Ooi B. C, Thiang L. F. Indexing shapes in image databases using the centroid-radii model. *Data and Knowledge Engineering*, 32, Elsevier Science Inc, North-Holland, 2000.
- [Teague 80] Teague M.R. Image Analysis Via the General theory of Moments. *Journal of Optical Society of America*, 70 (8): 920-930, 1980.
- [Teh & Chin 88] Teh C. H, Chin R. T. On image analysis by the method of moments. *IEEE. Trans. Pattern Anal. Mach. Intell*, 10: 485-513, 1988.
- [Thibault 09] Thibault G. Indices de formes et de textures: de la 2D vers la 3D. Application au classement de noyaux de cellules. Thèse de doctorat, Aix-Marseille université. Laboratoire LSIS- Equipe I & M, Juin 2009.
- [Torres & al 04] Torres R.S, Falcao A.X, Costa L.D. F. A graph –based approach for

- multiscale shape analysis. *Pattern Recognition*, 37 (6): 1163-1174, 2004.
- [Torres & Falcao 07] Torres R.S, Falcao A.X. Contour salience descriptors for effective image retrieval and analysis. *Image Vision Computing*, 25 (1): 3-13, 2007.
- [Tu & Yuille 04] Tu Z, Yuille A. L. Shape matching and recognition using generative models and informative features;. *Proceedings of the 8th European Conference on Computer Vision. ECCV 2004, Prague Czech Republic, May 11-14, 1004. Part III, Lecture Notes in Computer Science 3023, PP. 167-178, 2004.*
- [Tuceryan & Jain 98] Tuceryan M, Jain A.K. Texture analysis, *The Handbook of Pattern Recognition and Computer Vision (2nd Edition)*, by C.H. Chen, L.F. Pau, P.S.P. Wang (eds), World Scientific Publishing Co, 1998.
- [Tuset & al 03] Tuset V.M, Lozano I.J, Gonzalez J.A, Pertusa J.F, Garcia-Dia M.M. Shape indices to identify regional differences in otolith morphology of comber. *Journal of Applied Ichthyolog*, 19(4): 88-93, 2003.
- [Van de Sande &al 10] Van de Sande K.E.A, Gevers T, Snoek C.G.M. Evaluating color descriptors for object and scene recognition. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 32: 1582-1596, 2010.
- [Van de Weij & al 06] Van de Weijer J, Gevers T, Smeulders A.W.M Robust photometric invariant features from the colour tensor. *IEEE Trans. On Image Processing*, 15(1): 118-127, 2006.
- [Wang & Teoh 04] Wang Y, Teoh E. K. A novel 2D shape matching algorithm based on B-spline modeling. *International Conference on Image Processing. ICIP'04*, 1, pp. 409-412, 2004.
- [Wang & al 12] Wang J, Bai X, You X, Liu W, Latecki L.J. Shape matching and classification using height functions. *Pattern Recognition Letters*, 33: 134-143, 2012.
- [Wee & al 07] Wee C.Y, Raveendran P. On the computational aspects of Zernike moments. *Image Vision Computing*, 25(6): 967-980, 2007.
- [Wu & al 08] Wu P, Kong L, Zhao F, Li X. Particle filter tracking based on color and sift features. *Procs. Of the International Conference on Audio*

- Language and Image Processing, Shanghai, 2008.
- [Xu & al 09] Xu C, Liu J, Tang X. 2D shape matching by contour flexibility. *IEEE Transactions Pattern Analysis Machine Intelligence*, 31(1): 180-186, 2009.
- [Zaharia &Prêteux 04] Zaharia T, Prêteux F. Comparative study for 3D and 2D/3D shape descriptors. Research Report ISO/IEC JTC1/SC29/WG11, MPEG04/10657, Munchen, Germany, pp. 24, 26, 100, 2004.
- [Zhang & Lu 01] Zhang D, Lu G. A comparative study on shape retrieval using Fourier descriptors with different shape signatures. *International Conference on Multimedia and Distance Education*, pp. 1-9, 2001.
- [Zhang & Lu 02] Zhang D, Lu G. A comparative study of curvature scale space and Fourier descriptors for shape-based image retrieval, *JVCIR*, 14 (1): 39-57, 2002.
- [Zhang & Lu 03] Zhang D, Lu G. Evaluation of MPEG-7 shape descriptors against other shape descriptors. *Multimedia Systems*, 9: 15-30, 2003.
- [Zhang & Lu 04] Zhang D, Lu G. Review of shape representation and description techniques. *Pattern Recognition*, 37(2): 983-1001, 2004.
- [Zlatoff 06] Zlatoff N. Indexation d'images 2D vers une reconnaissance d'objets multi-critères. Thèse de doctorat. Institut national des sciences appliquées de Lyon, Laboratoire LIRIS, Juillet 2006.
- [Zuliani & al 04] Zuliani M, Bhagavathy S, Manjunath B. S, Kenney C. S. A definition of shape for Jordan manifolds. Technical TR-VRL-03-2004, VRL, ece Department, University of California Santa Barbara, 2004.
- [Zunic & Rosin 04] Zunic J, Rosin P.L. A new convexity measure for polygons. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 26: 923-934, 2004.