

**République algérienne démocratique et populaire.**  
**Ministère de l'enseignement Supérieure de la recherche scientifique.**  
**Université 8 Mai 45 – Guelma-**  
**Faculté des Mathématiques, d'informatique et des Sciences de la Matière**  
**Département d'Informatique**



**Mémoire de Fin d'études Master**

**Filière :** Informatique

**Option :** Science et technologie de l'information et de la communication.

**Thème :**

---

Un descripteur de forme géométrique pour les objets 2D en utilisant  
le contexte de forme

---

**Présenté par :** Bentabouche Amira

**Membres du jury :**

- **Président:** Dr.Ferkous Chokri
- **Encadreur:** Dr.Derdar Salah
- **Examineur:** Dr.BenAmira Adel

**Juin 2024**

# *Remerciements*

Tout d'abord, je remercie Allah, le tout puissant, qui m'a donné la force, la patience et la volonté pour accomplir ce modeste travail.

Je tiens à remercier chaleureusement et tout particulièrement notre encadreur, Dr Dardar Salah, pour son sérieux, sa gentillesse, ses précieux conseils et son aide durant toute la période de travail, nous permettant ainsi de mieux maîtriser le projet.

Des remerciements aux membres du jury pour avoir accepté d'examiner notre projet.

Des remerciements à tous les enseignants du département d'informatique de l'Université  
08 Mai 1945 de Guelma.

# *Dédicaces*

Je dédie ce modeste travail de fin d'étude à mes chers parents qui ont toujours été là pour moi, pour me soutenir et pour m'encourager tout au long de mes études.

A toutes mes amies et mes proches sans exceptions qu'ils soient proche ou loin.

A tous ceux qui me sont chers, À tous ceux que j'aime je dédie ce modeste travail. Et à tous ceux que j'ai connus jusqu'à maintenant. À vous les lecteurs de ces lignes.

Également mes collègues de Master 2 STIC PROMO 2019-2024.

# *Résumé*

L'objectif de ce travail est de concevoir et développer un descripteur de forme pour la reconnaissance, l'appariement et recherche des formes 2D, plus robuste et performant que les autres descripteurs existants. L'approche proposée introduit une nouvelle primitive de nature géométrique appelée le contexte de forme (ou Shape context) basée sur les points de caractéristique extraits du contour, qui permet de représenter et caractériser la forme de manière simple et plus réduite.

La forme est donnée par une représentation de contour qui combine les points critiques et les points échantillonnés extraits du contour pour former le vecteur des points de caractéristique.. Alors que chaque point de caractéristique est associé un histogramme log-polaire de directions et de distances relatif à ce point. L'ensemble des histogrammes associé à tous les points de caractéristique forme ce qu'on appelle le descripteur SC.

Afin de pallier le problème de l'appariement des formes, un algorithme d'appariement est conçu pour comparer une forme requête avec une collection de formes de cible. Le résultat de l'appariement entre chaque paire de forme est stocké dans une matrice de coût.

Nous avons validé l'approche proposée en utilisant une base des formes 2D. Les résultats de tests obtenus sont favorables et prometteurs et montrent que la nouvelle approche est concurrente aux autres approches pour les tâches d'appariement et de recherche de formes et possède un descripteur plus robuste au bruit, aux occlusions et invariant aux transformations géométriques.

**Mots clés :** descripteur de forme, contexte de forme, appariement de formes, mesure de similarité, point de caractéristique, point critique, transformations géométriques.

# *Abstract*

The objective of this work is to design and develop a 2D shape descriptor for the recognition, matching and shape retrieval, more robust and efficient than other existing descriptors. The proposed approach introduces a new primitive of a geometric nature called the shape context based on the feature points extracted from the contour, which makes it possible to represent and characterize the shape in a simple and more reduced way.

The shape is given by a contour representation which combines the critical points and the sampled points extracted from the contour to form a vector of feature points. While each point of characteristic is associated with a log-polar histogram of directions and distances relative to this point. The set of histograms associated with all the characteristic points forms what is called the SC descriptor.

To overcome the shape matching problem, a matching algorithm is designed to compare a query shape with a collection of target shapes. The result of the matching between each pair of shapes is stored in a cost matrix.

We validated the proposed approach using a base of 2D shapes. The test results obtained are favorable and promising and show that the new approach is competitive with other approaches for shape matching and retrieval tasks and has a descriptor that is more robust to noise, occlusions and invariant to geometric transformations.

**Keywords :** shape descriptor, shape context, shape matching, similarity measure, characteristic point, critical point, geometric transformations.

## الملخص

الهدف من هذا العمل هو تصميم وتطوير واصف الشكل للتعرف على الأشكال ثنائية الأبعاد ومطابقتها والبحث عنها، وهو أكثر قوة وكفاءة من الأوصاف الأخرى الموجودة. يقدم النهج المقترح بدائية جديدة ذات طبيعة هندسية تسمى سياق الشكل بناءً على النقاط المميزة المستخرجة من المحيط، مما يجعل من الممكن تمثيل وتوصيف الشكل بطريقة بسيطة ومختصرة أكثر.

يتم إعطاء الشكل من خلال تمثيل كفاف يجمع بين النقاط الحرجة ونقاط العينة المستخرجة من الكفاف لتكوين بدائية وهي متجه النقاط المميزة. بينما ترتبط كل نقطة مميزة برسم بياني لوغاريتمي قطبي للاتجاهات والمسافات المتعلقة بهذه النقطة. تتشكل مجموعة الرسوم البيانية المرتبطة بجميع نقاط المعالم ما يسمى واصف سياق الشكل.

للتغلب على مشكلة مطابقة الشكل، تم تصميم خوارزمية مطابقة لمقارنة شكل استعمال مع مجموعة من الأشكال المستهدفة. يتم تخزين نتيجة المطابقة بين كل زوج من الأشكال في مصفوفة التكلفة.

لقد تحققنا من صحة النهج المقترح باستخدام قاعدة من الأشكال ثنائية الأبعاد. نتائج الاختبار التي تم الحصول عليها موثوقة وواحدة وتظهر أن النهج الجديد قادر على المنافسة مع الأساليب الأخرى لمطابقة الأشكال ومهام البحث وله واصف أكثر قوة للضوضاء والإطباق وثابت للتحويلات الهندسية.

**مفاتيح الكلمات:** واصف الشكل، سياق الشكل، مطابقة الأشكال، قياس التشابه، نقطة مميزة، نقطة حرجة، التحويلات الهندسية.

# Table des matières

<b>Liste des tableaux</b>	<b>IV</b>
<b>Table des figures</b>	<b>VI</b>
<b>Liste des abréviations</b>	<b>VII</b>
<b>Introduction générale</b>	<b>1</b>
<b>1 ETAT DE L'ART</b>	<b>4</b>
1.1 Introduction.....	4
1.2 Techniques de description des formes .....	5
1.2.1 Définitions et propriétés de la description.....	5
1.2.2 Classes des techniques de description .....	6
1.2.3 Techniques avec des classes classiques.....	7
1.3 Autres techniques de description .....	9
1.4 Descripteur de contexte de forme .....	10
1.4.1 Propriétés de contexte de forme .....	10
1.4.2 Applications liés au contexte de forme .....	11
1.5 Travaux liés au contexte de forme.....	11
1.6 Travaux liés aux autres descripteurs de forme.....	14
1.7 Conclusion .....	16
<b>2 CONCEPTS DE CONTEXTE DE FORME</b>	<b>17</b>
2.1 Introduction.....	17
2.2 Représentation de la forme .....	18
2.2.1 Points de contour et détection.....	18
2.2.2 Points critiques et détection .....	19
2.3 Description de la forme.....	21

2.3.1	Principes du descripteur de contexte de forme .....	24
2.4	Méthodes de distance pour la similarité.....	27
2.5	Conclusion.....	31
<b>3</b>	<b>Modélisation de l'approche</b>	<b>33</b>
3.1	Introduction.....	33
3.2	Pré-traitement .....	34
3.2.1	Détection de contour .....	34
3.2.2	Lissage de la courbe de contour .....	34
3.3	Extraction des points de caractéristique .....	35
3.3.1	Extraction des points critiques.....	36
3.3.2	Échantillonnage des points de contour .....	38
3.4	Calcul du descripteur SC .....	38
3.4.1	Algorithme de calcul de SC .....	39
3.4.2	Invariance du SC aux transformations géométriques.....	39
3.5	Appariement des formes.....	39
3.5.1	Algorithme d'affectation d'Hongrois .....	41
3.5.2	Algorithme d'appariement.....	41
3.6	Conclusion.....	42
<b>4</b>	<b>L'implémentation et résultats expérimentaux</b>	<b>43</b>
4.1	Introduction.....	43
4.2	Environnement de développement du système .....	43
4.2.1	Environnement de matériels.....	43
4.2.2	Environnement logiciels.....	44
4.2.3	Langage Java .....	44
4.3	Implémentation de l'approche .....	45
4.3.1	Présentation du système de description et de reconnaissance .....	45
4.3.2	Structures et classes.....	46
4.4	Résultats expérimentaux.....	49
4.4.1	Test 1 .....	50
4.4.2	Test 2.....	51
4.4.3	Test 3.....	52
4.4.4	Test 4.....	54

4.5 Conclusion .....	55
<b>Conclusion générale :</b>	<b>56</b>
<b>Bibliographie</b>	<b>61</b>
<b>Webographie</b>	<b>63</b>
<b>Annexes</b>	<b>64</b>
<b>Annexe 1</b> .....	64
<b>Annexe 2</b> .....	67

# Liste des tableaux

4.1	<i>Tableau des caractéristiques matériels</i> .....	44
4.2	<i>(18x18)/2 mesures de distance d'appariement obtenues à partir d'un ensemble de 18 échantillons.</i> .....	51
4.3	<i>(18x18)/2 mesures de distance d'appariement obtenues à partir d'un ensemble de 18 échantillons, dont quelques uns sont des rotations (180°, 90°) de la première forme originale.</i> .....	52
4.4	<i>Les mesures de distances sont calculées en utilisant les points caractéristiques.</i>	55
<b>5</b>	<i>Matrice de distances de taille 6x6 avant la normalisation</i> .....	67
<b>6</b>	<i>Matrice de distances de taille 6x6 avec quantification.</i> .....	67
<b>7</b>	<i>Histogramme de distance (ou bins) : (a) Echelle de distance logarithmique, (b) matrice représente l'histogramme des bins</i> .....	68
<b>8</b>	<i>Histogramme des angles et quantification : (a) matrice des angles avant quantification, (b) Histogramme des angles après quantification</i> .....	68

# Table des figures

1.1	<i>Deux formes avec deux nombres d'Euler différents.....</i>	9
2.1	<i>Exemples illustratifs de trois types de points critiques : (a) coins (b) jonctions en Y (c) forte variation d'intensité [BO13]. ....</i>	19
2.2	<i>Classement en ordre chronologique des détecteurs des points critiques [Poi]</i>	21
2.3	<i>Calcul du descripteur contexte de forme. (a) : Partie de forme et point de référence considérés. (b) : Le diagramme de l'histogramme log-polaire utilisé pour le calcul du contexte de forme. Cinq points sur la direction radiale <math>\log r</math> et douze points sur la direction angulaire <math>\vartheta</math> sont considérés. (c) : Le contexte de forme par rapport au point indiqué sur la partie de forme en (a). (d) : Le contexte de forme est un histogramme log-polaire des coordonnées des autres points de la forme mesurées par rapport au point de référence. Sur les figures (c) et (d) est repéré un même bin <math>k</math> (contour bleu).[Mer17]. ....</i>	23
2.4	<i>Comparaison des contextes de forme de deux formes différentes de la lettre "A" (a) et (b) correspondent aux points des contours des deux formes, (c) représente le diagramme d'histogramme log- polaire utilisé pour le contexte de forme (5 bins pour <math>\log(d)</math> et 12 pour <math>\theta</math>), (d), (e) et (f) représentent les contextes de forme pour les points de référence marqués respectivement dans (a) et (b) par un cercle, un triangle et un rectangle, (g) les correspondances trouvées [BMP02]. ....</i>	24
2.5	<i>une figure illustrant les points de contour de la lettre A [SL10]. ....</i>	25
2.6	<i>Une figure illustrant la distance d'un point à tous les autres points du contour d'une lettre A [CV12]. ....</i>	25
2.7	<i>Diagramme des bins d'histogramme log-polaire utilisés dans le calcul des contextes de forme. Il y a 12 bins pour l'angle et 5 bins pour la distance [CV12]. ....</i>	27

2.8	<i>Diagramme d'histogramme log-polaire utilisé pour calculer le shape context [Gid01] .....</i>	27
2.9	<i>(a) La distance à norme<sup>1</sup> ou de Manhattan <math>d_1 = d_{11} + d_{12}</math> et la distance à norme infinie <math>L_\infty = \max(d_{12}, d_{11}) = d_{12}</math> ; (b) La distance à norme<sup>1</sup> ou euclidienne <math>d_2</math>; (c) Les vecteurs <math>A</math> et <math>A_1</math> ont la même distance cosinus par rapport au vecteur <math>B</math> [Zia11]. .....</i>	29
3.1	<i>Exemple de forme 2D .....</i>	35
3.2	<i>Courbe de Contour de la forme.....</i>	35
3.3	<i>La matrice de coût [Mez15]. .....</i>	40
4.1	<i>Fenêtre de démarrage d'Eclipse IDE [E20] .....</i>	44
4.2	<i>Présentation générale du système de description et de reconnaissance.....</i>	46
4.3	<i>Base des formes 2D MPEG-7 [HL13].....</i>	50
4.4	<i>Forme requête .....</i>	53
4.5	<i>Forme cible.....</i>	53
4.6	<i>Le contour de la forme requête .....</i>	53
4.7	<i>Le contour de la forme cible.....</i>	53
4.8	<i>Les points caractéristiques de la forme requête .....</i>	53
4.9	<i>Les points caractéristiques de la forme cible .....</i>	53
10	<i>L'application de l'algorithme de traçage des voisins de Moore[Unn16].....</i>	65

# Liste des abréviations

**FDs** : Fourier Descriptors.

**GHT** : Generalized Hough Transform.

**GFD** : Gradient Field Descriptor.

**COIL** : Columbia Object Image Library.

**ORB** : Oriented FAST and Rotated BRIEF.

**FAST** : Features from Accelerated Segment Test.

**BRIEF** : Binary Robust Independent Elementary Features.

**mADR** : multi-angle shape descriptor.

**IMFs** : Intrinsic Mode Functions.

**SIHKS** : Scale-Invariant Heat Kernel Signature.

**AD** : Alzheimer's disease.

# *Introduction générale*

L'information visuelle joue un rôle crucial dans notre vie quotidienne, avec de nombreux domaines tels que le journalisme, la publicité, l'architecture et la médecine utilisant des applications basées sur l'information visuelle. La forme, l'image et les motifs de texture sont des exemples pratiques de l'information visuelle. Pour exploiter cette grande quantité d'information, il est essentiel de développer des mécanismes efficaces pour l'analyse, l'appariement, la classification et l'indexation de cet information. La reconnaissance de formes ou l'appariement en général est un domaine essentiel de la vision par ordinateur avec de nombreuses applications pratiques, comme la reconnaissance d'objets, l'inspection d'images et la robotique. Pour réaliser la tâche de la reconnaissance ou d'appariement au niveau des formes, on a besoin d'une représentation et d'un outil descriptif qu'on appelle le descripteur de forme. cette représentation est une primitive géométrique basée sur des notions mathématiques qui capture les caractéristiques géométriques d'un objet. Cette primitive géométrique est employée aux problèmes liés à l'appariement des formes ou tout problème qui concerne l'interprétation de l'information visuelle, dont l'objectif est de mesurer la similarité entre les formes. A ce stade, L'appariement des formes est un problème central en vision par ordinateur, reconnaissance d'objets et robotique. Il consiste à étudier la transformation et la mesure de similarité entre deux formes [Vel01]. La représentation et la mesure de similarité des formes sont des éléments essentiels de l'appariement de formes. Une mesure de similarité est une fonction de distance qui associe une valeur numérique à deux descripteurs de forme : cette distance est faible si les formes sont similaires, et élevée si elles sont dissimilaires. Les techniques d'appariement de formes doivent être robustes aux transformations géométriques (translation, rotation, mise à l'échelle, etc.) et les déformations non-linéaires (bruit, articulation, occultation). Par rapport aux transformations géométriques, les déformations non-linéaires sont beaucoup plus difficiles. Le descripteur de contexte de forme (ou Shape context) est un exemple de

primitive géométrique basée sur le contour. En littérature, beaucoup d'applications de vision par ordinateur et imagerie emploient de techniques de reconnaissance et d'appariement des formes basée sur cette primitive, mais dans la plupart d'elles, le calcul du descripteur se réalise selon deux directions, la première utilise tous les points de contour (complexité de calcul et consommation de mémoire très élevés) et la deuxième utilise uniquement les points critiques extraits de contour, par exemple, le descripteur CFPI [NTB09](absence totale des points critiques en cas des contours lisses). Pour pallier les lacunes liées aux deux directions, une nouvelle approche de description et d'appariement des formes est conçue. La description s'appuie sur le calcul d'un descripteur de contexte de forme relatif aux points de caractéristique de contour. Alors que l'appariement se réalise en comparant le SC de la forme avec le SC de la forme de cible. L'algorithme d'Hongrois [Ghu00] s'occupe de faire correspondre les points de caractéristique de la requête aux points de caractéristique de la cible de manière à minimiser le coût de correspondance, et d'avoir une distance minimale qui nous donne un score de similarité plus élevé (c.-à-d., une meilleure configuration d'appariement pour avec une similarité élevée entre les points de caractéristique des deux formes mises en correspondance). Cette approche exploite les caractéristiques distinctives du contexte de forme pour comparer les formes de manière efficace. Le contexte de forme utilise la distribution spatiale des points voisins par rapport à un point de référence  $p_i$  sous forme d'une structure d'histogramme pour représenter de manière précise la forme. Cela permet d'obtenir une représentation riche de la forme, tenant compte à la fois d'informations géométriques comme les distances et les angles. Ces histogrammes sont stockés dans la matrice des entiers du descripteur SC ou chaque ligne d'indice ( $i$ ) représente l'histogramme  $h_i$  du point de caractéristique  $p_i$ . Pour appairer ou comparer le point  $p_i$  au point  $p_j$ , il suffit de comparer les histogrammes respectifs  $h_i$  et  $h_j$ . Cette structure d'histogramme permet de bien quantifier la différence qui existe entre une paire de points de caractéristique ( $p_i, p'_i$ ) du même contour sur les deux plans : distance et direction. L'estimation de la similarité entre deux formes ou bien entre deux ensembles de points de caractéristique revient à calculer le coût ou la distance entre leurs histogrammes respectifs. Les expérimentations avec notre approche proposée sont réalisées en utilisant la base des formes 2D bien connue : MPEG-7 [HL13]. Les résultats obtenus en matière de description et d'appariement démontrent que notre approche est vraiment concurrente par rapport aux autres approches existantes en matière de complexité de

calcul, de la taille mémoire consommée, de précision, d'invariance aux occultations et aux transformations géométriques. Ces résultats ouvrent de nouvelles perspectives pour diverses applications telles que la reconnaissance d'objets 3D, l'indexation d'images par le contenu et l'alignement d'images médicales en employant le descripteur SC. Le présent mémoire est organisé en quatre chapitres. Le premier chapitre est consacré à explorer les travaux de différentes approches employant les descripteurs de forme, nous concentrons particulièrement sur les travaux liés au descripteur de contexte de forme. Le deuxième chapitre est autour les concepts fondamentaux du contexte de forme avec les différentes méthodes de distance. Le troisième chapitre dévoile les secrets sur notre approche de modélisation des formes 2D en utilisant le nouveau descripteur. Enfin, le quatrième chapitre présente l'implémentation de notre approche avec les résultats expérimentaux obtenus à partir des tests appliqués sur une base de formes 2D connue sous le nom MPEG-7.

# Chapitre 1

## ETAT DE L'ART

### 1.1 Introduction

Les applications de vision par ordinateur et d'analyse des formes, des documents et d'images, avec la recherche d'images par le contenu et l'appariement d'images adoptent des techniques de description des formes 2D différentes. Ce chapitre présente ces techniques de description et les travaux liées à la description et la caractérisation d'objets 2D. Les descripteurs de forme sont généralement de nature géométrique destinés principalement pour décrire les formes 2D, puisqu'ils permettent de décrire les formes des objets en se basant sur des caractéristiques géométriques telles que la courbure, la longueur et l'angle. Ces descripteurs ont un impact positif et un rôle essentiel dans les différentes tâches de reconnaissance. Pour cela, ces descripteurs sont employés principalement pour modéliser les problèmes liés à la reconnaissance comme la reconnaissance de caractères manuscrits, de visages et de symboles graphiques, etc.

Dans ce chapitre, nous explorerons les principaux descripteurs de formes les plus récents en analyse d'images et vision par ordinateur. En littérature, on peut distinguer deux catégories principales de descripteurs : la première emploie la région de la forme, par contre, la deuxième catégorie utilise son contour. Récemment, beaucoup de travaux ont montré un souci vis-à-vis le descripteur de contexte de forme (ou Shape context). Ce descripteur de forme peut être employé dans les deux catégories, mais son utilisation avec le contour conduit à des bons résultats et une efficacité vis-à-vis l'appariement des formes, c.-à-d., c'est une méthode innovante pour décrire les relations spatiales entre les points de contour. Un aperçu est mis sur d'autres descripteurs de forme ou nous avons abordé

brèvement chaque descripteur en mettant la lumière sur ses propriétés, son lien avec le domaine recherche et la diversité des approches utilisées pour caractériser les formes avec ce descripteur. Dans la sous section qui suit, nous décrivons les descripteurs de formes les plus récents en littérature avec une fenêtre descriptive sur chaque travail dont ces descripteurs sont employés.

## **1.2 Techniques de description des formes**

Une forme 2D est vue comme une image binaire avec les données de l'avant plan et celles de l'arrière plan. L'avant plan est représenté par un ensemble de pixels d'objet (plus souvent des pixels blancs), par contre, l'arrière plan est un ensemble de pixels de fond (des pixels noirs). Pour appliquer des traitements automatique d'analyse des formes, plusieurs représentations discriminatives généralement de nature géométrique sont données en littérature qui proposent une identité unique à la forme. Parmi ces représentations, nous citons les descripteurs et les signatures. Plusieurs techniques de description de forme existent en littérature qui emploient à la fois les moments, la signature de forme, la courbure, l'histogramme de signature, les caractéristiques spectrales, la matrice de forme, les invariants de forme et le contexte de forme, etc [ZL04].

### **1.2.1 Définitions et propriétés de la description**

Un descripteur est soit un ensemble d'entiers ou un graphe [Zia11] dans le but de caractériser les objets de la forme avec une description détaillée. Les valeurs de l'ensemble des entiers sont stockées de diverses manières : valeurs simples, vecteurs ou matrices. Récemment, l'extraction des caractéristiques ou attributs géométriques à partir du contenu de l'image hébergeant la forme a été au coeur de plusieurs recherches scientifiques. De nombreuses techniques ont été proposées pour représenter une forme par de descripteurs de formes à la base de contour ou de régions [LD18].

La signature de forme est une autre représentation cruciale de la forme. Il s'agit d'une fonction unidimensionnelle avec une seule variable avec des principales propriétés : elle est généralement dérivée des points de contour, toujours normalisée afin d'assurer l'invariance vis-à-vis les transformations géométriques (translation, rotation et mise à l'échelle) et

qualifiée aussi pour l'appariement des formes comme les profils de centroïdes. Les limites d'apparier les formes avec les signatures sont multiples :

- la mise en correspondance des images avec les signatures est une tâche très coûteuse.
- les signatures de forme sont sensibles au bruit et des changements mineurs dans la frontière peuvent entraîner de grandes erreurs lors de la correspondance.

Cependant, il est indésirable de décrire directement une forme à l'aide d'une signature de forme. Un traitement supplémentaire est nécessaire pour augmenter sa robustesse et réduire le coût de la correspondance [HL13]. Ci-dessous, une liste de signatures de forme employées souvent dans les applications d'analyse et de reconnaissance des formes :

- coordonnées complexes : utilisées pour représenter efficacement des formes dans un espace mathématique.
- distance de centroïde : utilisée comme mesure de similarité entre différentes formes.
- angle tangente : utilisée comme descripteur pour la reconnaissance d'objets.
- angle cumulative : utilisée pour détecter les frontières entre les objets dans une image.
- mesure de courbure : utilisée pour détecter les caractéristiques significatives des contours comme les coins, les arêtes et les points de d'inflexion.
- aire et longueur de code : utilisées pour segmenter les objets dans une forme d'image.
- profils de centroïdes : utilisés à l'appariement d'images.

### **1.2.2 Classes des techniques de description**

Divers descripteurs de forme existent en littérature qui sont employés par des différentes techniques de description, ces descripteurs sont globalement classés selon plusieurs critères de classement. Dans cet état de l'art, deux directions de classement sont proposées pour ces techniques. Dans la première direction, une classe de techniques plus précise, pertinente et classique est donnée par Zhang et Lu [ZL04]. Dans la deuxième direction, d'autres techniques de description sont définies qui servent à définir des descripteurs avec un aspect visuel et des données simples et compactes qui sont incluses dans la forme.

### **1.2.3 Techniques avec des classes classiques**

Zhang et Lu [ZL04] catégorise les techniques sur le fait que les données sont extraites soit du contour uniquement ou de l'objet entier. Ce même classement offre deux sous-catégories : la première est basée sur le contour et la deuxième sur les régions. La différence entre les deux sous-catégories réside dans l'emploi des objets en entier ou uniquement la partie frontière. Les techniques basées sur la région considèrent à la fois les objets en entier et aussi leurs frontières. C'est pourquoi elles nécessitent d'avantage de calculs mais offrent une plus grande robustesse face aux bruits et aux distorsions de la forme. En revanche, les approches basées sur le contour sont plus faciles à l'implémentation car elles ne prennent en compte que les contours. Le descripteur de Fourier FD est à la tête des descripteurs de la première sous-catégorie. Alors que, les moments invariants qui décrivent de manière globale la forme d'une région sont les descripteurs les plus fréquents dans la seconde sous-catégorie.

#### **Les descripteurs basés sur le contour**

Les descripteurs basés sur le contour se concentrent sur la caractérisation des formes en analysant uniquement leur contour [LD18], incluant la position et le voisinage des points qui les composent. Ils exploitent uniquement les informations disponibles dans ces contours, négligeant les détails internes. Cette approche est inadaptée pour les formes disjointes et les formes creuses où les informations de contour peuvent être absentes [Zia11]. Ces descripteurs simples ne peuvent généralement discriminer que les formes présentant de grandes différences et ne sont donc pas adaptés comme descripteurs de forme autonomes. En conséquence, l'utilisation de cette méthode est limitée à certains types d'applications [NTZ10]. Les techniques qui manipulent le contour sont sensibles au bruit et à des cas d'occultations qui peut subir la forme, exploitent uniquement l'information de frontière, ils ne peuvent pas capter le contenu intérieur de la forme. Toutefois, elles ne peuvent pas décrire les objets qui présentent des trous ou des formes complexes constituées de plusieurs régions disjointes [Bat+15], elles ne traitent pas les formes fragmentées puisque l'information de contour est difficile à atteindre ou non disponible [Zhang\_Lu ; Aka19]. Parmi les descripteurs basés sur les contours les plus couramment utilisés, on trouve les descripteurs scalaires simples tels que le périmètre, la compacité ou l'excentricité [Mah14], les descripteurs spectraux qui sont dérivés des transformations spectrales sur les

signatures de forme 1D, les descripteurs de nature fréquentielle, par exemple, Fourier FDs et d'ondelettes et enfin les descripteurs CSS (curvature scale space).

### **Les descripteurs basés sur la région**

Les techniques avec les descripteurs basés sur la région opèrent sur la région des objets de la forme  $n$  entier. Ce type de descripteur qui est appliqué dans les applications générales est conçu pour résister aux changements dus au bruit et aux transformations géométriques [ZL04]. En effet, ces techniques prennent la forme dans sa totalité et tirent parti de l'information incluse dans les objets en entier, c-à-d., la répartition spatiale des pixels internes de l'objet et ceux de contour.

Ces techniques présentent l'avantage d'être peu sensibles au bruit et aux distorsions des limites de la forme [Zia11]. Cependant, leur inconvénient majeur réside dans le temps de calcul considérable qu'elles requièrent. De plus, les descripteurs basés sur les régions doivent souvent être normalisés pour obtenir l'invariance, ce qui peut entraîner des erreurs [AC07]. De nombreux descripteurs basés sur les régions ont été proposés dans la littérature, la plupart d'entre eux sont basés sur la théorie des moments. Parmi ces descripteurs, nous citons les suivants :

- les moments géométriques de Hu, de Légendre, de Zernike et de pseudo-Zernike. Les moments de Zernike en comparant aux autres méthodes de moments sont les plus favorisés en termes de performances [Zia11].
- la méthode de la grille : description et représentation simple de la forme. La normalisation par rotation prend en compte le contenu intérieur de la forme.
- GFD : descripteur au domaine fréquentiel basé sur la transformée de Fourier 2D au format Raster polaire de l'image de forme.
- GHT : descripteur de la transformée généralisée de Hough est utilisé quand on veut isoler une caractéristique dans la forme. La plupart de ces descripteurs sont extraits du domaine spatial et sont donc sensibles au bruit et aux variations de la forme [ZL04].
- descripteur de la boîte rectangulaire englobante (ou bounding box).
- descripteur sous forme de vecteur propre multicouche pour décrire la forme.

## **1.3 Autres techniques de description**

D'autres techniques de description qui existent en littérature, prennent une direction différente à celle du classement classique (contour, régions). Avec ces techniques, les descripteurs servent à donner un aspect visuel avec des données simples et compactes qui sont incluses dans la forme. Dans ces techniques, on trouve trois catégories principales : les descripteurs statistiques, topologiques et géométriques, dont chaque catégorie joue un rôle spécifique dans la caractérisation des formes :

### **1. Descripteurs topologiques**

Les descripteurs topologiques se concentrent sur la structure et les relations spatiales des formes, en mettant l'accent sur la connectivité et les propriétés topologiques qui restent constantes sous des transformations continues (c-à-d., des mouvements d'étirements ou de rétrécissement de cette forme du moment que ceux-ci ne causent pas de coupure de la forme ou de fusion de deux composantes séparées au départ). Ils décrivent la forme en termes de ses propriétés topologiques, indépendamment de sa géométrie précise. Par exemple, le nombre d'Euler "E" est un descripteur topologique couramment utilisé qui quantifie la différence entre le nombre de composantes connexes "C" et le nombre de trous "H" dans une forme :  $E=C-H$  [Zia11 ; AC07]. Dans la figure 1.1 présente une image avec deux formes. Le nombre d'Euler pour ces deux formes sera, respectivement : -1 et 0.



FIGURE 1.1 – *Deux formes avec deux nombres d'Euler différents*

### **2. Descripteurs statistiques**

Les descripteurs statistiques sont utilisés pour quantifier des caractéristiques numériques des formes, telles que la distribution des valeurs, les moyennes, les écarts-types, etc. Ils permettent de caractériser des aspects quantitatifs des formes et sont souvent utilisés pour l'analyse de données et la classification. Par exemple, les moments statistiques [Bat+15] et le contexte de forme SC peuvent être utilisés comme des descripteurs pour représenter les propriétés statistiques de la forme.

### **3. Descripteurs géométriques**

Les propriétés géométriques intrinsèques de la forme comme la taille, la forme, l'orientation, les contours, etc sont les piliers pour calculer les descripteurs géométriques avec des caractéristiques géométriques plus précise et plus détaillée. La transformée de l'axe médian (ou axe de symétrie) et les moments géométriques sont des exemples de descripteurs de nature géométrique destinés principalement pour caractériser les formes avec les propriétés géométriques [HL13 ; Zia11].

## **1.4 Descripteur de contexte de forme**

Le contexte de forme (ou Shape context), est un descripteur de forme présenté pour la première fois en 2000 à l'université de Californie à Berkeley aux états unis. Ce descripteur est de nature géométrique destiné pour la caractérisation et la description des objets de la forme. Au début, il est utilisé en vision par ordinateur, pour les tâches de description et de reconnaissance de caractères. Le principe de ce descripteur est de définir pour chaque point qui appartient à l'ensemble des points extraits du contour le contexte de forme correspondant en déterminant la distribution relative des points les plus proches au moyen d'un histogramme de distribution de coordonnées log-polaires [Wikb]. Belongie et al. [BMP02] proposent une méthode qui décrit un nouveau descripteur de forme qui extrait une caractéristique globale appelée le contexte de forme relatif à un point de correspondance dans le but d'apparier deux descripteurs de contexte relatifs à deux points de correspondance, c.-à-d., mettre en correspondance un descripteur de la forme modèle relatif au point  $p_i$  avec un descripteur de la forme cible au point  $p_j$ . La méthode proposée est une amélioration de la méthode traditionnelle de distance de Hausdorff. L'appariement entre des points correspondants est simplement l'appariement entre les caractéristiques de contexte.

### **1.4.1 Propriétés de contexte de forme**

#### **1. Invariance aux transformations géométriques**

L'invariance à la translation est intrinsèque à la définition du contexte de forme, puisque toutes les mesures sont prises par rapport aux points de l'objet. Pour réaliser l'invariance à l'échelle, il suffit de normaliser toutes les distances radiales par la

moyenne des distances entre les  $n^2$  paires de points dans la forme. De plus, le descripteur de contexte de forme est insensible aux petites perturbations, mais n'est pas invariant à la rotation. Le problème de l'invariance à la rotation peut se régler en utilisant le vecteur tangent à chaque point comme axe positif des abscisses [New02].

## **2. Simplicité de calcul**

Le contexte de forme (ou Shape context) est simple à calculer dont il emploie des mesures basiques de distance et d'angle entre les points de contour de la forme. Ces mesures sont en réalité des matrices, qui seront ensuite normalisées pour garantir une comparaison équitable entre les formes. Ensuite, ces matrices normalisées sont ensuite utilisées pour calculer un histogramme log-polaire qui représente la distribution des points de contour autour d'un point de référence. Les mesures simples ainsi calculées rend le descripteur de contexte de forme plus efficace et robuste pour les tâches d'analyse et de reconnaissance de formes dans les diverses applications en vision par ordinateur.

### **1.4.2 Applications liés au contexte de forme**

Plusieurs applications qui emploient le descripteur de contexte de forme existent en littérature. Nous citons ici les plus importantes :

- Correspondance de formes et reconnaissance d'objets [BMP02].
- Localisation de symboles dans des documents graphiques [NTB09].
- Mesurer la similarité entre les formes [BMP02].
- Reconnaissance d'objets en 3D.
- Récupération basée sur la similarité des silhouettes.
- Récupération de marques déposées.
- Reconnaissance des chiffres [CV12].

## **1.5 Travaux liés au contexte de forme**

Dans la littérature, de nombreux travaux portant sur le contexte de forme ont été proposés. Dans [21], une méthode innovante pour mesurer la similarité entre les formes en vue de la reconnaissance d'objets. Cette méthode repose sur descripteur appelé le contexte

de forme afin de résoudre le problème de mise en correspondance entre les points des formes. Ensuite, une transformation d'alignement est estimée à l'aide de splines minces régularisées. La dissimilarité entre les formes est calculée en prenant en compte les erreurs de correspondance et l'amplitude de la transformation d'alignement. La reconnaissance des formes s'achève avec une classification basée sur les plus proches voisins, en cherchant la forme la plus similaire à celle de la forme modèle. Des tests ont été menés sur différents types de données, notamment les silhouettes, les marques commerciales, les chiffres manuscrits et d'autres types de données. Dans [NTB09], une approche de localisation de symboles dans des documents graphiques est proposée. Un processus de vote parmi les zones candidates est utilisé pour la détection des occurrences du symbole. L'approche emploie un vocabulaire visuel, un modèle vectoriel et une indexation par fichier inverse pour réduire la complexité de l'appariement des symboles. Le descripteur de contexte de forme ainsi conçu est adapté aux points d'intérêt extraits du contour, et est invariant aux transformations géométriques. Dans [DTRT13], une approche pour la description et la localisation des formes de symbole dans les documents techniques. Cette méthode combine le descripteur du contexte de forme autour d'un point d'intérêt avec une représentation spécifique. Plus précisément, elle commence par apprendre un dictionnaire décrivant les descripteurs de contexte de forme, ensuite, une technique de recherche d'informations est employée pour construire un modèle vectoriel pour chaque symbole en utilisant la représentation spécifique dans un vocabulaire visuel, dont chaque mot visuel est une colonne de ce dictionnaire. Dans les autres approches, les auteurs de [ZPH15] proposent un algorithme de l'appariement des formes avec le descripteur de contexte de forme. Une méthode d'extraction de points de caractéristique basée sur un ajustement polynomial est aussi développée afin d'améliorer la qualité du nouveau descripteur. Ils ont également développé une approche de classification par vote basée sur le chi-carré pour évaluer les résultats de la correspondance. Les expériences démontrent que cette méthode est efficace même en présence de variations telles que la translation, la rotation et la mise à l'échelle sur la forme. Dans, une méthode basée sur le contexte de forme est utilisée pour la détection d'objets et la comparaison des formes. Chaque point de référence possède un contexte de forme qui capture la distribution des autres points par rapport à lui. La correspondance entre les formes similaires est établie à l'aide d'un appariement par paires basé sur des coûts, optimisé par l'algorithme hongrois. La

dis-similarité entre les formes est évaluée en utilisant la distance de Canberra. Enfin, un classifieur de plus proche voisin est employé pour classer les objets en prenant en considération les erreurs de correspondance. Dans [Nik19] une méthode d'implémentation de contexte de forme est présentée qui regroupe la description et l'appariement des formes en établissant des correspondances entre les formes, par exemple, la reconnaissance de texte manuscrit ou d'empreintes digitales. La méthode est disponible sur le site 'Medium', incluant une explication détaillée de son fonctionnement. Une méthode de reconnaissance des gestes de la main est proposée dans [Zhu+21], en utilisant le descripteur de contexte de forme avec des données 3D capturées par des capteurs de profondeur. Cette méthode est destinée pour l'extraction des caractéristiques distinctives des gestes de la main en 3D. Un algorithme de déformation temporelle dynamique est utilisé pour la tâche de reconnaissance des gestes. Les tests menés sur diverses données démontrent la capacité de cette méthode face au bruit et aux variations, ainsi que son avantage en termes de précision et d'efficacité par rapport aux méthodes existantes. Dans [Zha17], les auteurs ont introduit une nouvelle méthode de récupération de modèles 3D basée sur le contexte de forme. Cette méthode combine les caractéristiques rapides de l'information locale et les caractéristiques de l'information globale du contexte de forme. La méthode extrait d'abord les informations de contour avec l'opérateur de CANNY, puis extrait les caractéristiques du contexte de forme pour décrire l'information globale. Enfin, la similarité finale est calculée en fonction des caractéristiques du contexte de forme et des caractéristiques ORB. Les résultats expérimentaux démontrent que la méthode proposée surpasse plusieurs méthodes existantes en termes de performances de récupération de modèles 3D. L'approche proposée dans [SS22] permet la reconstruction 3D à partir d'images 2D en se concentrant sur la résolution des problèmes d'occlusion entre les objets. En utilisant le contexte de forme, un système de reconnaissance de forme et de contexte d'objet analyse les relations spatiales entre les objets pour une représentation précise dans l'espace 3D. Grâce à des techniques avancées de segmentation, ce système parvient à reconstruire des scènes réalistes même en présence d'occlusions partielles, offrant ainsi une solution prometteuse pour améliorer la qualité de la reconstruction 3D à partir d'images 2D. Dans [Kro24], une méthode d'implémentation du descripteur de contexte de forme est présentée. Ce descripteur est un vecteur de caractéristiques lié à chaque point de contour dans le cas 2D ou de surface dans le cas 3D. Ce descripteur est associé avec une grille de déformation de forme libre pour

produire automatiquement les correspondances de points entre les contours ou entre les surfaces. Le détail de l'implémentation est disponible sur le site 'Mathworks File Exchange' et comprend un exemple de modèle de points correspondants pour un ensemble de 10 contours de main en 2D. Dans [HCG09], un descripteur de contexte de forme basé sur un hachage hiérarchique basé sur la distance, pour l'indexation et la recherche d'images de documents basées sur des mots et des motifs graphiques. Ce descripteur de forme emploie des points échantillonnés sur le contour des objets de la forme. Ce descripteur est applicable pour la classification de caractères et de symboles. Pour l'indexation, une nouvelle formulation de hachage local sensible à la distance est proposée.

## **1.6 Travaux liés aux autres descripteurs de forme**

Une large gamme d'applications en reconnaissance de formes et analyse d'images emploie l'analyse de forme pour étudier la géométrie des objets dans la forme [Wika]. Cet analyse s'effectue à l'aide des primitives ou fonctions mathématiques permettant d'extraire des informations quantitatives sur la forme d'un objet, qu'on appelle les descripteurs de forme qui se développent dans ces applications. Ces descripteurs doivent respecter certains critères pour garantir leur robustesse et leur invariance aux transformations géométriques [Akt12].

L'analyse de forme avec de descripteurs adaptés permet une caractérisation précise des structures visuelles, ouvrant ainsi la voie à des applications variées dans divers domaines [Wika]. Beaucoup de travaux an analyse de forme qui emploient divers descripteurs de forme sont proposés en littérature. Dans [HT11], un descripteur de forme combinant l'histogramme de la transformée de Radon, l'histogramme à échelle logarithmique et la fonction de corrélation de phase est présenté. L'échelle logarithmique est appliqué sur la transformée de Radon, dans le descripteur, les transformations de rotation et de taille sont converties en translations bidimensionnelles sans appliquer la normalisation. Grâce à la fonction de corrélation de phase, le descripteur est devenu l'invariant à la translation lors de la comparaison de formes. De plus, cette fonction permet d'estimer les autres paramètres liés à l'angle de rotation et à l'échelle entre les formes. Le descripteur propose une robustesse à l'occlusion de forme et au bruit, offrant ainsi une méthode prometteuse

pour la reconnaissance et la comparaison de formes. Dans [HGL21], les auteurs dans le cadre de la recherche et la classification de formes ont introduit un descripteur de forme appelé mADR pour décrire les caractéristiques des formes. Ce descripteur calcule le rapport entre la distance entre les points de contour d'une forme et son rectangle de délimitation vertical. Le nouveau descripteur mADR offre une meilleure robustesse, simplicité et rapidité dans les deux plans de calcul et de correspondance, et aussi une précision de recherche plus élevée. Dans [KO23], un algorithme qui permet de comparer des formes non rigides est proposé, appliqué sur les données des triangulations non structurée de surfaces. L'algorithme prend en entrée une paire de surfaces, chacune étant représentée par une triangulation distincte et indépendante. Son objectif est d'établir une correspondance partielle entre les sommets des deux triangulations, en évaluant la similarité des formes à l'aide de coûts de correspondance associés. Pour ce faire, il caractérise les sommets de chaque triangulation à l'aide de vecteurs de signature basés sur des caractéristiques spécifiques. Les auteurs de [DL20], proposent une méthode de recherche d'images basée sur la forme, qui utilise la décomposition en modes empiriques bivariée pour extraire des descripteurs à partir de courbes fermées planes. Cette approche exploite les fonctions de mode intrinsèque (IMFs) générées par la décomposition en modes empiriques bivariée pour former les descripteurs. Les caractéristiques extraites comprennent le nombre total de maxima locaux des parties réelles et imaginaires, ainsi que les fréquences de crête et les largeurs de bande des IMFs. Dans [Dua+20], une méthode basée sur l'application du descripteur de noyau thermique est présentée. Ce descripteur est invariant à l'échelle, pour évaluer les changements de forme cérébrale associés à la maladie d'Alzheimer (AD). Cette approche fournit des informations cruciales sur la progression de la maladie et ouvre de nouvelles perspectives pour la recherche et le traitement de l'AD. Dans [HCW21] un descripteur de Fourier est développé pour détecter le sillage thermique des sous-marins dans le contexte de la protection de la mer territoriale. En utilisant ce descripteur de Fourier des images d'infrarouge, l'algorithme de correspondance est capable de distinguer le sillage des sous-marins à celui des autres transporteurs en surface. Les résultats expérimentaux confirment l'efficacité de cette méthode pour la détection des sillages thermiques des véhicules sous- marins.

## **1.7 Conclusion**

Ce chapitre présente la description et la représentation des formes sur deux parties. Dans la première, nous avons illustré deux représentations pour la description et la caractérisation des objets de la forme qui sont la signature et le descripteur. Les deux représentations sont basées soit sur les données de contour ou sur les données de la région. Dans la deuxième partie, nous avons examiné les différents travaux ou recherches liés spécifiquement au descripteur de contexte de forme, offrant ainsi de nouvelles façons innovantes d'analyser les formes dans de nombreux domaines. Aussi, des travaux portant sur d'autres types de descripteurs de forme ont également présenté avec diverses approches dans le but d'étudier la complexité des formes dans différents contextes. Ces recherches ont considérablement enrichi notre compréhension à propos des moyens qui permettent la reconnaissance efficace des formes et nous ont fourni des outils utiles pour les étudier et les manipuler.

## Chapitre 2

# CONCEPTS DE CONTEXTE DE FORME

### 2.1 Introduction

Serge Belongie et Jitendra Malik sont les premiers qui ont présenté le concept de contexte de forme (ou Shape context). Puis, ils ont repris le travail en 2002. Il s'agit d'un descripteur de forme utilisé pour la caractérisation et la description des différentes formes et pour son application dans l'analyse et la reconnaissance des formes [BM00].

Le descripteur SC est de nature purement géométrique selon lequel chaque forme est liée aux coordonnées des points de ces contours. Pour calculer ce descripteur, le principe consiste à extraire les points décrivant les contours de la forme, puis à obtenir le contexte de forme pour chaque point. Cela se fait en déterminant la distribution des points de contour dans la région de voisinage à l'aide d'un histogramme des coordonnées log-polaires relatives par rapport à un point de référence désigné [NTB09]. Avant d'aborder le descripteur et ces principes, nous expliquons d'abord comment préparer l'ensemble fini des points discrets extraits à partir des contours des objets.

Ce chapitre est scindé en trois parties. La première partie porte sur la représentation de la forme (points de contour, points critiques). La deuxième partie examine la description de la forme en donnant les concepts liés au descripteur de contexte de forme, et comment calculer l'histogramme des bins (combinaison des deux matrices de distances et des angles avec la normalisation). La troisième partie examine les méthodes de distances qui existent en littérature pour estimer une mesure de similarité entre deux formes. Ces mesures

participent à apparier les formes deux à deux et d'estimer un score ou un degré de similarité. Les méthodes de distance nous permettent de quantifier et de comparer deux formes à travers leurs configurations géométriques.

## 2.2 Représentation de la forme

Une forme 2D est définie par un ensemble de points discrets qui sont des points internes de région et ceux du contour. Pour la représentation basée sur le contour, la forme est définie principalement par les points de contour et par les points critiques ou d'intérêt. Pour les formes binaires, l'existence des points critiques représente des variations et des changements au niveau de la courbure de leurs contours. Dans ce qui suit, nous définissons tout d'abord les points de contour avec les méthodes de leur détection, puis les points critiques avec les méthodes de leur détection. Les détections se réalisent avec différents détecteurs ou chacun présente des avantages et des limitations dans leur utilisation.

### 2.2.1 Points de contour et détection

Un contour est la frontière entre les objets et l'arrière plan dans une image et aussi la limite entre deux régions d'intensité différente [BL23], c-à-d., une variation (ou une discontinuité) de l'intensité de l'image. Si  $f(x, y)$  représente les intensités ou niveaux de gris dans la grille de pixels d'une image, le contour est l'endroit des variations les plus fortes de  $f$  (ou discontinuités dans  $f$ ). La détection de contours représente une étape préliminaire et essentielle dans de nombreuses applications d'analyse d'images. Les contours fournissent des informations riches, tout comme les points critiques ou d'intérêt, pour toute interprétation ou futur traitement de l'image. L'objectif de la détection de contours est d'identifier les points dans l'image qui correspondent à des changements d'intensité lumineuse. La représentation discriminante de l'image par le contour réduit de manière significative la quantité de données de l'image à traiter et élimine les informations jugées moins pertinentes, tout en préservant les propriétés structurelles importantes de l'image. Il existe de nombreuses méthodes de détection d'images, telles que les filtres de Sobel, de Prewitt, de Roberts et de Canny, qui sont largement utilisés pour détecter les contours et les caractéristiques importantes dans une image. [OR18].

### 2.2.2 Points critiques et détection

Les points critiques, appelés également points d'intérêt sont des points caractérisés par des attributs distinctifs qui les différencient des autres points de l'image [Gal07]. Ils se distinguent par diverses propriétés spécifiques de l'image, telles que l'intensité, la couleur, l'orientation, la texture et la courbure [BO13]. L'utilité de lier le descripteur de contexte de forme aux points critiques ou d'intérêt est premièrement d'éviter la complexité augmentée et la consommation élevée de la mémoire pendant le calcul de ce descripteur relatif à chaque point de contour. Deuxièmement, d'assurer l'invariance du descripteur à la rotation et au changement d'échelle. L'attachement du contexte de forme uniquement aux points d'intérêt, permet de mieux caractériser et identifier des éléments clés de la forme image [NTB09] .

Les points critiques ou d'intérêt trouvent également leur utilisation dans diverses applications telles que la robotique, l'indexation et la reconnaissance d'objets (on peut extraire d'une image une série de points distinctifs d'un objet pour le répertorier dans une base de données), le suivi (ou tracking d'objets dans une séquence d'images, ou même en imagerie médicale où les points critiques correspondent à des points anatomiques spécifiques) [Gal07].

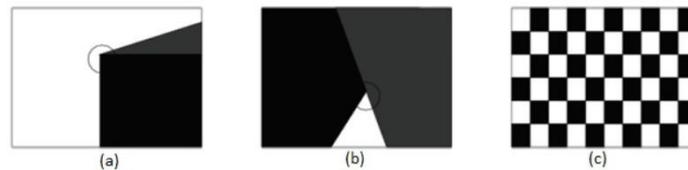


FIGURE 2.1 – Exemples illustratifs de trois types de points critiques : (a) coins (b) jonctions en Y (c) forte variation d'intensité [BO13].

#### 1. Méthodes de détection

De nombreuses méthodes ont été proposées pour détecter des points de critiques ou d'intérêts. D'après Schmid et al [SMB98 ; SMB00], elles peuvent être classées en trois catégories principales :

##### (a) Méthodes basées sur le contour

Tout d'abord, on applique un détecteur de contours sur l'image. Ensuite, on identifie les points de critiques d'inflexion, les points où la courbure est locale-

ment maximale, ainsi que les points d'intersections de plusieurs contours (les jonctions). Ces méthodes sont parmi les plus anciennes [MY87]. [SMB00] cite certaines de ces méthodes. On peut également ajouter [RT99], qui utilise les régions pour confirmer les points trouvés avec les contours. Dans [SB97], il s'agit d'un détecteur de contour qui peut servir à détecter des coins.

### (b) Méthodes basées sur l'intensité

Ces méthodes s'opèrent directement sur la fonction d'intensité dans l'image pour en extraire les points de critiques.

Un des premiers détecteurs de cette catégorie est celui de [Mor77]. Le célèbre détecteur de Harris [HS88] appartient également à cette catégorie. [Low99] utilise l'opérateur DOG 'ou Difference Of Gaussian' pour trouver les points critiques. [IKN98] s'appuie non seulement sur l'intensité, mais aussi sur la couleur et l'orientation du gradient. [KB01] se base sur des histogrammes d'intensité.

### (c) Méthodes basées sur des modèles paramétriques

Ces méthodes s'appuient sur la déformation d'un modèle paramétrique de coin pour qu'il se rapproche des niveaux de gris au voisinage d'un coin. Ce détecteur est précis à condition d'avoir de bonnes valeurs initiales pour les paramètres du modèle. On peut citer par exemple, le détecteur de Baker [BSA98].

## 2. Détecteurs des points critiques ou d'intérêt

Il existe plusieurs détecteurs de points critiques ou d'intérêt en littérature. Nous présentons quelques-uns. De façon générale, un détecteur de points critiques consiste à calculer une valeur de réponse représentative de l'intérêt pour chaque pixel de l'image, puis à sélectionner les meilleurs. Le choix d'un détecteur de points critiques repose essentiellement sur l'utilisation souhaitée. Il faut par conséquent les classer afin de faciliter ce choix. La figure 2.2 illustre les différents opérateurs d'extraction des points critiques ou d'intérêt selon l'ordre chronologique de leur apparition.

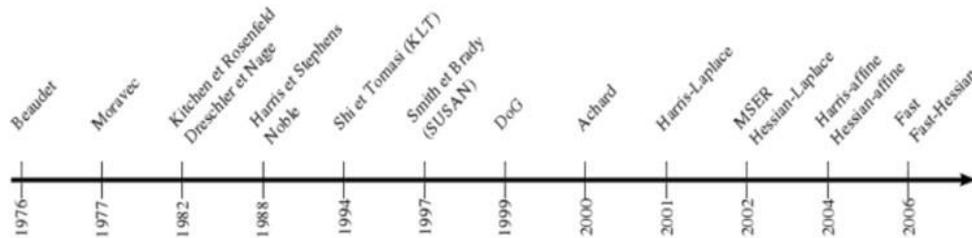


FIGURE 2.2 – Classement en ordre chronologique des détecteurs des points critiques [Poi]

En général, un détecteur de points critiques efficace doit satisfaire les critères importants suivants :

- détecter tous les vrais points critiques ou d'intérêt.
- ne pas détecter les faux points critiques.
- être capable de bien localiser ces points.
- être robuste au bruit.
- être rapide et efficace.

### 3. Les Avantages des points critiques ou d'intérêt

On peut citer les avantages suivants de l'utilisation des points critiques dans la reconnaissance et analyse des formes :

- Les points critiques sont des sources d'informations plus fiables que les contours car ils imposent davantage de contraintes sur la fonction d'intensité.
- Les points critiques sont robustes aux occultations, qu'elles soient partielle ou totale, c'est-à-dire qu'ils peuvent être détectés même si une partie de l'objet est cachée ou complètement occultée.
- Les opérations de chaînage ne sont pas autorisées, ce qui signifie qu'il n'y a pas de contours.
- Présents dans la plupart des images [Jeb14].

## 2.3 Description de la forme

Plusieurs techniques de représentation et de description de la forme sont proposées en littérature. Dans ce chapitre, nous représentons la forme par les points de contours de

leurs objets. Pour la description, nous présentons le descripteur de contexte de forme (ou Shape context) à la base des points discrets de contour.

Le descripteur SC (Shape Context) se base sur l'idée qu'une forme est liée au contour de ces objets. Le descripteur est en réalité un histogramme de coordonnées log-polaires relatives des points de contour (qu'on appelle histogramme des bins) par rapport à un point de référence  $p_i$ . Le principe est d'extraire de la forme image une liste des points  $\{p_i\}$  décrivant ces contours et d'obtenir pour chacun de ces points le contexte de forme ou l'histogramme des bins correspondant [NTB09].

Par définition, le contexte de forme est un descripteur de forme très puissant introduit par Belongie et al [BMP02], ce descripteur est parmi les méthodes basées sur un ensemble fini de points, dans l'idée d'utiliser ce descripteur dans les futurs traitements comme l'appariement des formes ou on essaye de trouver la meilleure correspondance entre les points extraits du contour des deux formes afin de minimiser le coût global de l'appariement entre les deux formes.

Le principe de calcul de contexte de forme (ou SC pour l'abréviation) consiste à sélectionner un ensemble de  $n$  points de contour. Pour calculer le SC ou l'histogramme de la distribution spatiale des autres  $(n - 1)$  points par rapport au point de référence  $p_i$  (voir la figure 3.3 (c)). La longueur  $r$  et l'orientation  $\vartheta$  de ces vecteurs sont quantifiées pour créer l'histogramme  $h_i$  qui représente le nombre de points appartenant à chaque bin (voir la figure 3.3 (d)). L'ensemble des histogrammes de tous les  $n$  points de la forme représente le descripteur SC.

$$h_i(k) = \#\{q = p_i : (q - p_i) \in \text{bin}(k)\} \quad (2.1)$$

où les  $\text{bin}(k)$  sont définies en utilisant une partition uniforme des directions et des distances de l'histogramme Log-polaire centré au point de référence  $p_i$ . L'histogramme  $h_i(k)$  est le nombre de points du contour de l'objet qui se trouvent dans la  $k$ -ième bin ( $\text{bin}(k)$ ).

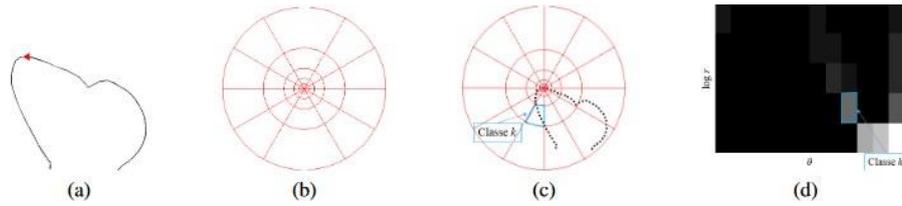


FIGURE 2.3 – Calcul du descripteur contexte de forme. (a) : Partie de forme et point de référence considérés. (b) : Le diagramme de l'histogramme log-polaire utilisé pour le calcul du contexte de forme. Cinq points sur la direction radiale  $\log r$  et douze points sur la direction angulaire  $\vartheta$  sont considérés. (c) : Le contexte de forme par rapport au point indiqué sur la partie de forme en (a). (d) : Le contexte de forme est un histogramme log-polaire des coordonnées des autres points de la forme mesurées par rapport au point de référence. Sur les figures (c) et (d) est repéré un même bin  $k$  (contour bleu).[Mer17].

La figure 2.3 représente un exemple de calcul du contexte de forme d'une partie d'un papillon. En figure 2.3 (b) est illustré le diagramme log-polaire utilisé pour le calcul du contexte de forme. Ce diagramme considère cinq points sur la direction radiale et douze points sur la direction angulaire. L'histogramme est formé en plaçant le centre de ce diagramme sur le point de référence considéré (Figure 2.3(c)) [Mer17].

Formellement, soit  $C = \{p_1, p_2, \dots, p_n\}$ , l'ensemble de  $n$  points de contour détectés dans l'image de forme pour  $p_i \in \mathbb{R}^2$  [BMP02]. Chaque point  $p_i$  du contour de la forme est associé à  $n - 1$  vecteurs formés en reliant le point  $p_i$  à tous les autres points.

Les coordonnées relatives d'un point  $q$  par rapport au point  $p_i$  sont indiquées par l'équation suivante :

$$q = (\log(d_{qp_i}), \theta_{qp_i}), \forall q = p_i \wedge q \in C \quad (2.2)$$

Où  $d_{qp_i}$  est la distance entre  $q$  et  $p_i$ ,  $\theta_{qp_i}$  est l'angle entre le vecteur  $\vec{p_iq}$  est l'axe horizontal. Le contexte de forme  $h_i$  au point  $p_i$  est l'histogramme des coordonnées relatives des autres  $(n - 1)$  points  $q$ , et qui est défini comme suit :

$$h_i(k) = \#\{q = p_i : (q - p_i) \in \text{bin}(k)\} \quad (2.3)$$

Où  $h_i(k)$  représente le nombre de points de contour qui appartiennent à la  $k$ -ème bin de l'histogramme où  $\text{bin}(k)$  est le secteur des points relatifs aux  $(d_{qp_i}, \theta_{qp_i})$  [NTB09 ; DTRT13].

Une comparaison entre les descripteurs SC de deux formes différentes de la lettre "A" est illustrée dans la figure (2.4).

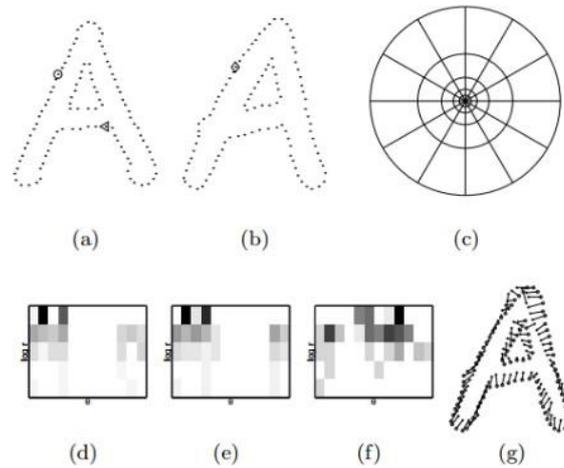


FIGURE 2.4 – Comparaison des contextes de forme de deux formes différentes de la lettre "A" (a) et (b) correspondent aux points des contours des deux formes, (c) représente le diagramme d'histogramme log- polaire utilisé pour le contexte de forme (5 bins pour  $\log(d)$  et 12 pour  $\theta$ ), (d), (e) et (f) représentent les contextes de forme pour les points de référence marqués respectivement dans (a) et (b) par un cercle, un triangle et un rectangle, (g) les correspondances trouvées [BMP02].

Chaque contexte de forme est représenté par un histogramme log-polaire des coordonnées de tous les autres points, calculé en prenant le point de référence comme origine. Dans la figure (2.4), on observe une similarité visuelle entre le contexte de forme de la référence marquée par un cercle et celui de la référence marquée par un rectangle, calculés pour des points relativement similaires sur les deux formes. En revanche, le contexte de forme de la référence marquée par un triangle est nettement distinct. Les correspondances sont établies en utilisant un appariement avec des coûts définis par la distance  $X^2$  entre les histogrammes [BMP02].

### 2.3.1 Principes du descripteur de contexte de forme

#### Etape 1 : Extraction des points de contour

La représentation de la forme par leurs contours peut être efficace et discriminante dans l'analyse et la reconnaissance des formes. À ce stade, la forme est composée d'un ensemble fini d'objets et le contour de chaque objet est entouré par un ensemble fini de points de ces contours internes ou externes. Plus précisément, la forme est représentée par un ensemble discret de  $n$  points échantillonnés  $\{p_1, p_2, \dots, p_n\}$  où  $p_i \in \mathbb{R}^2$  à partir de ces contours. Ces points qui sont des positions de pixels de contour ayant des coordonnées cartésiennes sont obtenus par un détecteur de contour [BMP02].

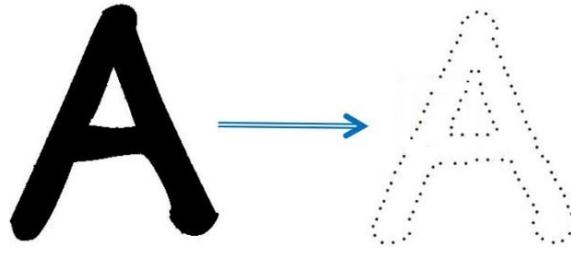


FIGURE 2.5 – une figure illustrant les points de contour de la lettre A [SL10].

**Etape 2 : Calcul du descripteur du contexte de forme**

Le descripteur du contexte de forme s’appuie principalement sur le calcul de la matrice des distances et la matrice des angles, de tous les points de contour inclus dans le cercle de son voisinage repéré par le point de référence  $p_i$ .

**1. Matrice de distance normalisée et quantification :**

**Calcul de la matrice :** La distance euclidienne qui est la plus utilisée est définie par  $d_E = \sqrt{\sum_{i=1}^n (q_i - p_i)^2}$  entre deux points  $p = (p_1, \dots, p_n)$  et  $q = (q_1, \dots, q_n)$  dans  $\mathbb{R}^n$ .

**Normalisation de la matrice de distance :** La normalisation des distances par la distance moyenne a pour objectif de rendre les mesures de distances entre les points d’un contour ou d’une forme indépendantes de l’échelle de la forme, ce qui assure ainsi l’invariance au changement d’échelle [Fau20]. Ainsi, la distance normalisée

$$d_N = \frac{d_E}{\text{moyenne}}, \text{ dont la moyenne des distance est égale à } \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \sum_{j=i}^n d_E.$$

Où  $n$  représente le nombre total de points du contour de forme.

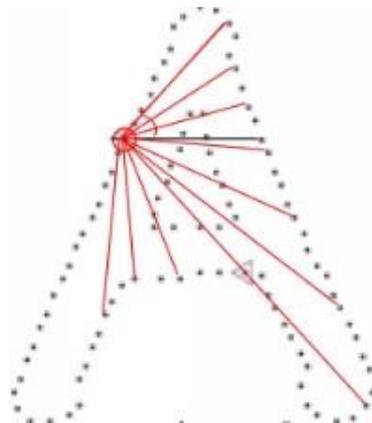


FIGURE 2.6 – Une figure illustrant la distance d’un point à tous les autres points du contour d’une lettre A [CV12].

**Echelle logarithmique pour quantifier les distances :** Cinq bins sont utilisés

pour log r : [0.1250 0.2500 0.5000 1.0000 2.0000]

**Histogramme des distances :** Parcourir les valeurs de l'échelle et incrémenter (+1) les bins si la distance est inférieure ou égale à une valeur dans la table de l'échelle.

## 2. Matrice des angles et quantification :

**Calcul de la matrice :** Dans cette étape, l'angle entre tous les points est calculé. Cette opération permet d'évaluer les relations angulaires entre tous les points, offrant ainsi un aperçu détaillé de la disposition géométrique des données. L'angle entre deux points est calculé en utilisant la formule de la tangente inverse (arctan) de la différence entre leurs coordonnées y divisée par la différence entre leurs coordonnées x. L'angle  $\vartheta$  entre le segment droit  $[A, B]$  et l'axe des abscisses est calculée comme suit :  $\vartheta = \arctan \frac{y_B - y_A}{x_B - x_A}$ .

**Histogramme des angles :** Dans cette étape, les angles calculés précédemment sont convertis en données quantitatives sous forme d'histogramme, assurant ainsi l'invariance en rotation par l'angle [Fau20]. Cette transformation permet d'analyser la répartition des angles entre les points et de visualiser graphiquement cette distribution. L'histogramme obtenu peut fournir des informations précieuses sur la distribution angulaire des points, ce qui est utile pour diverses analyses géométriques et statistiques.

L'angle quantifiée  $\vartheta_q$  formée par un pair de points est déterminé par la formule suivante :  $\vartheta_q = 1 + \text{floor} \frac{\vartheta}{2\pi/\text{nbins}\vartheta}$ .

$\vartheta$  : angle à quantifier en radians.

$\text{nbins}\vartheta$  : Nombre de bins (ou groupes) d'angles et égale 12.

$\text{floor}$  : Fonction qui arrondit un nombre à l'entier inférieur le plus proche.

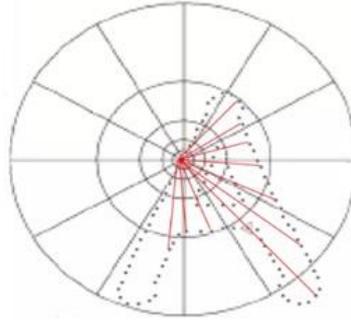


FIGURE 2.7 – Diagramme des bins d'un histogramme log-polaire utilisés dans le calcul des contextes de forme. Il y a 12 bins pour l'angle et 5 bins pour la distance [CV12]

### 3. Combinaison les deux histogrammes (distances et angles) :

Pour chaque point d'origine, compter le nombre de points dans chaque région de rayon  $r$  et d'angle  $\theta$ .

La formule de calcul du contexte de forme est la suivante :

Contexte de forme SC = distance quantifiée  $\times$  nbins  $\vartheta$  +  $\vartheta$  quantifiée.

$$\text{Contexte de forme SC} = \text{distance quantifiée} \times \text{nbins } \vartheta + \vartheta \text{ quantifiée.} \quad (2.4)$$

nbins  $\vartheta$  : Nombre de bins (ou groupes) d'angles et égale à 12.

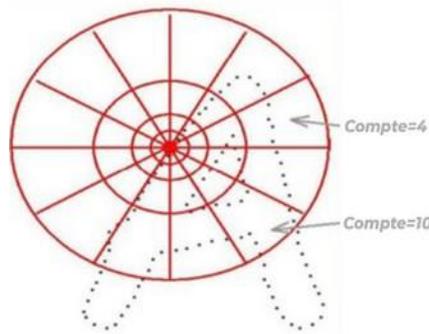


FIGURE 2.8 – Diagramme d'un histogramme log-polaire utilisé pour calculer le shape context [Gid01]

## 2.4 Méthodes de distance pour la similarité

Les mesures de similarité jouent un rôle crucial dans le traitement, l'analyse et la reconnaissance des formes. Une mesure de similarité doit s'aligner au mieux avec la perception visuelle, ce qui requiert de vérifier certaines propriétés idéales, dont elle doit :

- avoir une portée universelle en ce sens qu'elle doit pouvoir distinguer entre des objets de formes arbitraires sans aucune restriction préalable.
- permettre la reconnaissance d'objets même s'ils ne sont pas mathématiquement identiques, mais qui sont perceptuellement similaires.
- résister aux distorsions comme le bruit de numérisation, les occultations partielles et les erreurs dues à la segmentation.
- être insensible aux transformations géométriques (mise à l'échelle, rotation et translation de l'objet), ainsi qu'aux distorsions de perspective et aux transformations affines.

Mathématiquement, une mesure de similarité est une fonction  $s$  définie comme suit :

$$s : U \times U \rightarrow \mathbb{R}. \quad (2.5)$$

Dans l'espace des objets  $U$ , on définit deux objets  $O_i$  et  $O_j \in U$ . La mesure de similarité  $s(O_i, O_j)$  entre deux objets  $O_i$  et  $O_j$  est en réalité le score de similarité donné par la distance métrique entre ces deux objets. Cette mesure peut se traduire par une mesure de dissimilarité ou de distance  $d : U \times U \rightarrow \mathbb{R}$ , qui est équivalente à la mesure  $s$ . C'est-à-dire, pour une distance  $d$  normalisée dans l'intervalle  $[0, 1]$ , les deux mesures de similarité  $s$  et de dissimilarité  $d$  sont équivalentes, d'où :  $s = 1 - d \leftrightarrow d = 1 - s$ .

Cela signifie qu'une mesure de similarité avec un plus grand score assigne une plus petite distance entre deux objets les plus similaires et vice-versa.

Dans l'espace métrique  $\mathbb{R}^n$ , une distance  $d(x, y)$  doit satisfaire les propriétés suivantes :

- $d$  doit être continue.
- $d(x, y) \geq 0$ .
- $d(x, y) = 0$  si et seulement si  $x = y$ .
- $d(x, z) \leq d(x, y) + d(y, z)$  (l'inégalité ternaire).

pour toute paire d'éléments  $(x, y)$  dans cet espace.

En littérature, plusieurs méthodes sont définies pour calculer la distance dans l'espace métrique  $\mathbb{R}^n$ . Pour deux objets définis par leurs vecteurs de données respectifs  $A = (a_1, a_2, \dots, a_n)$  et  $B = (b_1, b_2, \dots, b_n)$ , on peut citer quelques-unes comme suit [Zia11] :

**Distance de Minkowski**

Cette distance est basée sur la norme  $L_p$  et est définie de la sorte :

$$d_p(A, B) = \sqrt[p]{\sum_{i=0}^{N-1} |a_i - b_i|^p} \quad (2.6)$$

Lorsque  $p = 1$ , La distance  $d_1(A, B)$  est définie comme suit :

$$d_1(A, B) = \sum_{i=0}^{N-1} |a_i - b_i| \quad (2.7)$$

La distance  $d_1(A, B)$  est appelée la distance  $L_1$  de *norme*<sup>1</sup> où bien "city block" ou encore la "de Manhattan". Cette distance illustrée dans la figure 2.9 (a).

Lorsque  $p = 2$ , la distance  $d_2(A, B)$  sera comme suit :

$$d_2(A, B) = \sqrt{\sum_{i=0}^{N-1} (a_i - b_i)^2} \quad (2.8)$$

correspond à la distance euclidienne, comme illustré dans la figure 2.9(b).

Lorsque  $p = \infty$ , on obtient la distance à norme infinie  $d_\infty$  définie comme suit :

$$d_\infty(A, B) = \max_{0 \leq i \leq N-1} |a_i - b_i| \quad (2.9)$$

Cette distance est également connue sous le nom de distance de Chebyshev. La distance entre deux vecteurs dans l'espace vectoriel est définie comme étant le maximum de leurs distances dans  $nD$ .

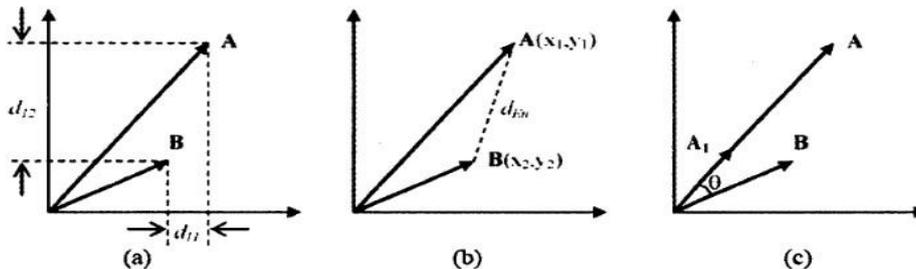


FIGURE 2.9 – (a) La distance à norme<sup>1</sup> ou de Manhattan  $d_1 = d_{11} + d_{12}$  et la distance à norme infinie  $L_\infty = \max(d_{12}, d_{11}) = d_{12}$  ; (b) La distance à norme<sup>1</sup> ou euclidienne  $d_2$  ; (c) Les vecteurs  $A$  et  $A_1$  ont la même distance cosinus par rapport au vecteur  $B$  [Zia11].

**Distance de cosinus**

Cette distance est la différence de la direction entre deux vecteurs quelle que soit la longueur de ces vecteurs. Elle sera donc donnée par la différence d'angle comme suit.

$$d_{\cos}(A, B) = 1 - \cos \vartheta = 1 - \frac{A \cdot B^T}{\|A\| \cdot \|B\|} = 1 - \frac{\sum_{i=0}^{n-1} a_i b_i}{\sqrt{\sum_{i=0}^{n-1} a_i^2} \cdot \sqrt{\sum_{i=0}^{n-1} b_i^2}} \quad (2.10)$$

A noter que deux vecteurs ayant la même direction auront la même distance cosinus de n'importe quel autre vecteur (voir la figure 2.9(c)).

**Distance statistique de  $\chi^2$**

$$d_{(\chi^2)}(A, B) = \frac{1}{2n} \sum_{i=0}^{n-1} \frac{(a_i - b_i)^2}{(a_i + b_i)} \quad (2.11)$$

Elle mesure le peu de probabilité qu'un élément d'un vecteur soit prit de la population décrite par l'autre vecteur.

**Divergence de Kullback-leiber (KL)**

$$d_{KL}(A, B) = \sum_{i=0}^{n-1} a_i \log \frac{a_i}{b_i} \quad (2.12)$$

Sa principale qualité est qu'elle est assez robuste au bruit.

**Divergence de Jeffrey (JD)**

Elle est symétrique en comparaison avec KL. Sa formule est comme suit :

$$d_{JD}(A, B) = \sum_{i=0}^{n-1} \left[ \frac{a_i}{a_i + b_i} \log \frac{a_i}{b_i} + \frac{b_i}{a_i + b_i} \log \frac{b_i}{a_i} \right] \quad (2.13)$$

**Distance de Mahalanobis**

La distance de Mahalanobis prend en compte la covariance des variables dans le calcul des distances. Avec cette mesure, les problèmes d'échelle et de corrélation inhérents à la distance Euclidienne sont éliminés.

**Distance de Hausdorff**

En topologie, la distance de Hausdorff mesure l'éloignement de deux sous ensembles d'un espace métrique. La distance de Hausdorff entre les deux vecteurs  $A$  et  $B$  est définie comme étant le plus petit nombre réel  $r$  tel que le  $r$ -voisinage de  $A$  contienne  $B$  et le  $r$ -voisinage de  $B$  contienne  $A$ . Dans la pratique, la distance de Hausdorff entre  $A$  et  $B$  est la plus grande distance existante entre un point aléatoirement prit dans  $A$  et le point correspondant de  $B$  le plus proche, i.e. en choisissant un point dans  $A$ , la distance entre ce point et le point le plus proche dans  $B$  est inférieure ou égale à la distance de Hausdorff entre  $A$  et  $B$ . La fonction de cette distance est donnée par :

$$d_{Hau}(A, B) = \max_{b \in B} \min_{a \in A} (d(a, b)) , \max_{a \in A} \min_{b \in B} (d(a, b)) \quad (2.14)$$

**Distance d'édition**

La distance d'édition entre deux objets est définie comme étant le nombre d'opérations de base (insertion, suppression et substitution) nécessaires pour transformer une représentation en une autre. Elle est calculable entre deux ensembles ordonnés de vecteurs. La différence entre formes sera ainsi calculée en termes de coûts d'édition. Pour mesurer la distance d'édition, on utilise les méthodes de distance de Hamming, de Levenshtein, de Damerau-Levenshtein et de Jaro-Winkler [Zia11].

**2.5 Conclusion**

Dans ce chapitre, nous avons exploré les concepts liés au descripteur de contexte de forme, dans le but de réaliser les tâches d'analyse et reconnaissance des formes. A ce stade, plusieurs concepts basé principalement sur la notion de contour ont été exploré dans le but de bien préparé notre future approche.

Ce chapitre est réparti en trois parties. Dans la première partie, nous avons parler de la représentation de la forme (points de contour, points critiques). En seconde partie, nous avons examiné la description de la forme en donnant les principes de calcul du descripteur de contexte de forme. Le premier principe concerne la définition de l'ensemble des points discrets, alors que le deuxième principe explique en détails les étapes de calcul

---

## **CHAPITRE 2. CONCEPTS DE CONTEXTE DE FORME**

de ce descripteur en commençant par les deux matrices de distance et d'angles jusqu'à l'obtention de l'histogramme des bins (géométriquement une distribution relative des points de contour au voisinage d'un point de référence, ou bien est la combinaison des deux matrices de distances et des angles avec la normalisation). La troisième partie décrit les méthodes de distance pour la similarité, ou nous avons exploré les différentes méthodes qui existent en littérature. Ces méthodes offrant ainsi des outils précieux pour l'analyse et la reconnaissance des formes dans divers domaines d'application ont dans le but d'estimer un score ou un degré de similarité lors du processus d'appariement des formes. Chaque forme à comparer est caractérisée par sa configuration géométrique particulière et discriminante.

# Chapitre 3

## Modélisation de l'approche

### 3.1 Introduction

Le contexte de forme (ou Shape context) est un descripteur de forme de nature géométrique conçu principalement pour la description et la reconnaissance des formes. La reconnaissance des formes sous forme d'images 2D est assurée par appliquer une mesure de similarité entre les descripteurs SC des formes à mettre en correspondance. A noter que ce descripteur permet de capturer les caractéristiques globales d'une forme en prenant en compte le voisinage autour du point de référence ou repère du contexte de forme. Il s'avère être une information précieuse pour l'analyse ultérieure des formes détectées.

Dans ce chapitre, deux sections sont détaillées, une section pour le calcul du descripteur SC autour des points de caractéristique (c-à-d., à la base des contours de ces objets) et une autre destinée principalement à l'appariement des points de caractéristique via leurs contextes de forme correspondants. Les résultats de l'appariement seront stockés dans une structure de matrice des réels comme un coût de différence entre deux contextes de forme SC.

Avant de parler en détails de la modélisation, nous expliquons tout d'abord dans la section suivante de prétraitement comment préparer la forme en commençant par détection des points de contour des, puis l'extraction des points de caractéristique.

Cette approche permet de concevoir un descripteur pour les formes 2D plus efficace qui offre des meilleures opportunités sur les plans description et appariement, ce qui ouvre la voie à une analyse et une reconnaissance automatique des formes.

## 3.2 Pré-traitement

Cette section aborde des pré-traitements qui sont utiles pour préparer la forme aux traitements postérieurs tels la description et l'appariement. Dans les systèmes de reconnaissance, le principal pré-traitement qu'on confronte souvent est la suppression du bruit à travers les techniques de filtrage. Dans cette section, nous nous concentrons plus particulièrement sur les points suivants :

- Détection de contour par l'algorithme de retraceur au voisinage de Moore (**ou Moore Neighbor tracing**[Ghu00]).
- Lissage de la courbe de contour.

### 3.2.1 Détection de contour

Cette section illustre les détails à propos de détection de contours, une étape essentielle dans le traitement d'images et la vision par ordinateur. La détection de contours permet d'extraire les contours présents dans une forme 2D, facilitant ainsi les tâches d'analyse et de reconnaissance.

Il existe plusieurs méthodes de détection de contour, chacune se caractérise par ces avantages et ces limitations. Dans ce chapitre, nous nous intéressons à l'algorithme de retraceur au voisinage de Moore, qui se base sur le principe de connectivité entre les pixels d'une image pour détecter les contours. Cet algorithme qui est également appelé 8-voisinage ou voisinage indirect présente l'avantage d'être simple à implémenter, efficace et important dans de nombreux cas [Ghu00].

### 3.2.2 Lissage de la courbe de contour

Supposons qu'on a une ligne ou une courbe de contour détectée par l'algorithme de retraceur au voisinage. La figure 3.1 (a) montre un exemple de forme 2D, la figure 3.2 (b) montre sa courbe de contour après l'application de ces algorithmes. Cet exemple montre une courbe de contour fermée avec une liste de points de frontière  $P = \{p(i)\} = \{(x(i), y(i))\}$ ,  $i = 1, 2, 3, \dots, m$ ,  $m$  est la taille de la liste des points de frontière. La courbe de contour  $\{(x(i), y(i))\}$  n'est pas lissée en raison des erreurs d'image numérique et de l'influence du bruit sur la courbe de frontière. La méthode de lissage candidate est celle qui se base sur la convolution de la courbe avec le noyau ou le masque Gaussien. Cette

méthode donne des résultats encourageants sur le plan lissage ou on peut avoir une courbe de contour lisse sans des points aberrants ou bruités.



FIGURE 3.1 – Exemple de forme 2D

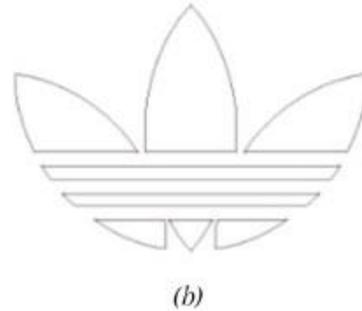


FIGURE 3.2 – Courbe de Contour de la forme

### 3.3 Extraction des points de caractéristique

Les points de contour en séquence tous seuls, ne suffisent pour représenter une forme 2D, un ensemble de points particuliers appelés les points de caractéristique est nécessaire pour caractériser la forme.

L'ensemble des points de caractéristique inclut deux sous-ensembles de points : les points critiques et les points échantillonnés.

#### **Définitions :**

Définition 1 : Le point critique est une caractéristique importante dans la reconnaissance de la forme, il peut décrire efficacement le contour de la forme et avec la bonne manière. Mais d'autres types de points qui contiennent des informations utiles et peuvent représenter efficacement le contour de la forme. Par exemple, on peut parler des points échantillonnés [Lu13].

Définition 2 : Les points critiques ou d'intérêt sont des maxima de courbure locaux dans la courbe de contour.

Définition 3 : Les points échantillonnés sont obtenus portions égales le long de la courbe de contour.

Définition 4 : Les points de caractéristiques sont le regroupement ou la collection des points critiques et ceux échantillonnés.

Selon ces définitions, on peut résumer les étapes d'extraction des points de caractéristique dans ce qui suit :

- Extraction des points critiques.
- Échantillonnage des points de contour.

### 3.3.1 Extraction des points critiques

Les points critiques ou dominants sont des points identifiés ou caractérisés par une mesure de courbure calculée soit par une fonction de dérivation ou par la matrice d'Hessienne des dérivations d'une fonction scalaire, etc.

Les points de coin, de branchement et de fin de contour sont des exemples de points critiques avec des propriétés importantes et sont très utilisés dans la reconnaissance et la classification des formes. Ces points qui représentent le contour de la forme 2D de la meilleure façon sont caractérisés par une mesure de courbure élevée.

Plusieurs méthodes de détection des points critiques qui existent en littérature. Ici, nous procédons à la détection de ces points en utilisant le calcul de la mesure de courbure en employant la fonction centrique (distance entre chaque point de la liste des points de contour mis en séquence et le point du centre  $c$ ). Pour calculer cette mesure, nous suivons les étapes ci-dessous :

#### 1. Calcul du point du centre de masse

Le centre de masse (centroïde) a une position fixe par rapport à la forme, pour une forme représentée par sa région, le centre de masse  $(c_x, c_y) = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m x_i, \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m y_i$  où  $m$  est le nombre total de points du contour, et  $x_i$  et  $y_i$  sont les coordonnées du  $i$ -ième point de contour.

#### 2. Fonction de distance centrique ou radiale

La distance centrique ou radiale  $r_i$  entre un point  $p(i)$   $(x_i, y_i)$  du contour et le centre de masse  $c$   $(c_x, c_y)$  est donnée par :  $f(i) = \sqrt{(x_i - c_x)^2 + (y_i - c_y)^2}$  où  $(x_i, y_i)$  sont les coordonnées du  $i$ -ième point du contour, et  $(c_x, c_y)$  sont les coordonnées du centre de masse.

#### 3. Calcul des dérivées et la mesure de courbure

Un point de frontière  $p(i)$  ( $i$ -ème point dans la liste des points de frontière  $P$ ) dépend de ses coordonnées  $x(i)$  et  $y(i)$ , nous pouvons donc obtenir les points critiques de  $p$

dans la courbe de contour en considérant la distance centrée de  $p(i) = (x(i), y(i))$  au point  $cg$  (point du centre).

Tout d'abord, soit  $f(i), i=1,2,\dots,n$  la fonction de distance centrique discrète, nous calculons la courbure absolue  $q(i)$  du point  $p(i)$  de la liste de points de frontière  $P = \{x(i), y(i)\}$ , le calcul spécifique est comme suit :

$$f'(i) = \frac{f(i+h) - f(i-h)}{2h} \quad (3.1)$$

$$f''(i) = \frac{1}{4h^2} [f(i-2h) - 2f(i) + f(i+2h)] \quad (3.2)$$

Les équations 3.1 et 3.2 représentent respectivement la première et la deuxième dérivée de  $f$  au point  $i$ .

$h$  est le pas de saut entre les points adjacents dans la liste  $P$ .

La seconde dérivée de la courbe de contour est approximativement égale à la courbure, si  $\rho$  est la mesure de courbure de la courbe au point  $i$ , alors :

$$\rho \approx \frac{1}{4h^2} [f(i-2h) - 2f(i) + f(i+2h)] \quad (3.3)$$

Si  $q(i) = |4h^2|$ , alors,  $q(i) = |f(i-2h) - 2f(i) + f(i+2h)|$ .

La taille de  $h$  affecte directement sur la précision du calcul de la courbure, ainsi, la valeur de  $h$  peut produire de nombreux points ayant la même courbure dans la courbe de contour.

Après avoir obtenu les valeurs absolues de la courbure de tous les points de contour, nous avons découvert que les points ayant une valeur maximale de  $q(i)$ , notés  $qm(i)$ , sont des points d'extrême courbure sur le contour. Alors, une valeur de seuil  $\tau$  est imposée pour jouer le rôle d'un filtre sur les valeurs de  $q_i$  et marquer les points comme critiques. Si  $qm(i) \geq \tau$ , alors le point  $i$  est considéré comme un point critique [Lu13].

### 3.3.2 Échantillonnage des points de contour

L'échantillonnage des points de contour de la forme est une technique utilisée pour représenter et analyser la forme des objets dans les images numériques. Il consiste à sélectionner un ensemble de points représentatifs sur le contour de la forme. Ces points peuvent être utilisés pour calculer des descripteurs de forme, tels que le contexte de forme.

Tout d'abord, nous devons déterminer un point de départ  $(x_q, y_q)$  de la courbe de contour avant d'extraire les points échantillonnés. Le point avec une courbure maximale dans la courbe est défini comme le point de référence ou de départ pour l'échantillonnage uniforme (avec un pas égal). S'il y a plusieurs points qui vérifient la courbure maximale, on prend dans ce cas un point voisin ayant une courbure élevée. Si le point de référence est  $(x(d), y(d))$ , alors  $(x, y) = (x(d), y(d))$ .

Selon le principe d'égalité, si le nombre de points de la courbe est  $m$ , le nombre de points de l'échantillonnage possibles est  $n$ , nous prenons un point d'échantillonnage tous les  $m/n$  points à partir du point de référence. Donc,  $E = (e_1, e_2, \dots, e_j, \dots, e_n)$  est la séquence de points d'échantillonnage, pour  $j = (1, 2, \dots, n)$  [Lu13].

## 3.4 Calcul du descripteur SC

Le contexte de forme (SC) est l'un des descripteurs avec de haute précision dans les tâches de reconnaissance des formes. Cette section est destinée à détailler les éléments principaux de calcul. Ce calcul se base principalement sur le calcul de deux matrices principales normalisées : matrice des distances et celle des angles. La combinaison de ces deux matrices conduit à générer l'histogramme des bins  $h_i$  lié à un point de référence  $p_i$ . Pour les contours internes et externes détectés dans la forme, les points critiques et les points échantillonnés sont combinés pour former l'ensemble des  $n$  points de caractéristiques. Pour chaque point de caractéristique  $p_i$  sur le contour :

$$h_i(k) = \#\{q \neq p_i : (q - p_i) \in \text{bin}(k)\} \quad (3.4)$$

Où  $q$  sont des point de caractéristique exprimé en coordonnées log-polaires et ( $K=12 \times 5$ ) le nombre de secteurs ou "bins" de l'histogramme du contexte de forme SC au point  $p_i$ . Ainsi, pour chaque forme, son SC est représenté par la matrice  $H = \{h_1, \dots, h_n\}$  avec la dimension  $K \times n$ . Ainsi, chaque forme est caractérisée par son contexte de forme SC

représentée par la matrice  $SC[][] = H = \{h_i, \dots, h_n\}$  de dimension  $K \times n$ .

### 3.4.1 Algorithme de calcul de SC

L'équation (3.4) permet de calculer le contexte de forme SC de chaque forme. Ainsi, l'algorithme illustre les étapes de calcul de SC.

**Entrées :** liste des points de caractéristique  $P = \{p_i\}, i=1, 2, \dots, n$ .

**Sortie :** matrice  $SC[][] = \{h_i\}$ , vecteur d'histogrammes des bins.

**Début :**

- calculer la matrice de distance normalisée (les bins de distance).
- calculer la matrice des angles relatives et normalisée (les bins d'angle).
- calculer les descripteurs SC en combinant les deux matrices précédentes pour tous les points de caractéristique de la forme courante.

**Fin**

### 3.4.2 Invariance du SC aux transformations géométriques

Le descripteur SC doit être robuste aux transformations géométriques comme la translation, la rotation et la mise à l'échelle et les déformations non-linéaires comme le bruit, l'articulation, l'occultation. L'invariance à la translation est obtenue directement dans le descripteur SC puisque la mesure de la distance entre les points est toujours relative au point de référence pour chaque histogramme  $h(k)$ .

Pour atteindre l'invariance à la mise à l'échelle nous normalisons toutes les distances radiales par la distance moyenne de toutes les  $(n - 1) \times (n - 1)$  distances non nulles de la matrice des distances du SC. [BMP02].

Pour l'invariance au rotation, il suffit de modifier la matrice des angles. Pour les deux points  $p_i$  et  $p_j$  et le point centre  $c$ , il suffit de calculer l'angle relative formée par les deux vecteurs  $\vec{p_i p_j}$  et  $\vec{p_i c}$  au lieu de calculer l'angle entre le vecteur  $\vec{p_i p_j}$  et l'axe des abscisses.

## 3.5 Appariement des formes

L'appariement (ou mise en correspondance) entre la forme requête (ou modèle) et les formes de cible se réalise par comparer le descripteur SC de la forme requête avec celui

des formes de cible. L'algorithme d'appariement s'appuie principalement sur les points suivants :

- Une mesure de distance entre deux descripteurs peut appliquer pour la mise en appariement.  $C(., .)$  est la fonction de coût qui stocke les distances de correspondance entre le SC de la requête et celui de la cible.
- Considère un point  $p_i$  d'un contour de première forme et un point  $q_j$  d'un contour de seconde forme. Soit  $C_{ij} = C(p_i, q_j)$  dénote le coût d'appariement entre le point  $p_i$  de la forme requête et le point  $q_j$  de la forme de cible.
- La matrice de coût  $C$  entre deux SCs est calculée suivant la distance statistique de  $\chi^2$  comme suit :

$$C^{ij} \equiv C(p_i, q_j) = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^K \frac{(h_i(k) - h_j(k))^2}{h_i(k) + h_j(k)} \quad (3.5)$$

Où  $h_i(k)$  et  $h_j(k)$  dénotent deux histogrammes  $K$ -bin normalisés aux points  $p_i$  et  $q_j$ , respectivement. La figure 3.3 illustre le coût de l'appariement à travers la matrice de coût  $C(., .)$  entre les formes A et B.

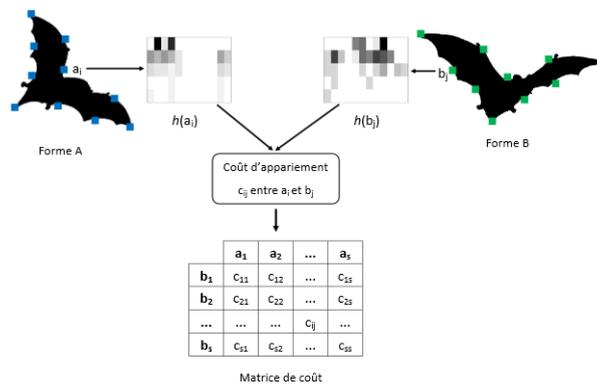


FIGURE 3.3 – La matrice de coût [Mez15].

L'appariement des formes emploie une structure de matrice des réels pour stocker le coût entre de contextes SC. Ce coût est ensuite utilisé par l'algorithme d'Hongrois pour mesurer la similarité entre les formes et établir une correspondance entre les points de caractéristique correspondants.

### 3.5.1 Algorithme d'affectation d'Hongrois

Pour atteindre l'objectif de l'appariement avec un coût minimal, il semblait nécessaire d'appliquer un algorithme d'affectation optimale de correspondance pour les deux ensembles de points pour minimiser le coût total de l'appariement, alors l'algorithme d'Hongrois peut réaliser cette tâche avec efficacité (voir l'annexe 1 pour plus de détails sur cet algorithme).

Le résultat de l'appariement est une matrice des réels où chaque cellule  $(i, j)$  représente le coût de l'appariement d'une paire de points  $(p_i, p_j)$  dans les deux formes.

### 3.5.2 Algorithme d'appariement

**Données :** deux formes d'entrée (requête et cible).

**Résultat :** distance ou cout d'appariement entre les deux formes.

**début**

- Calcul les descripteurs SC pour les deux formes :
  - Requête :
    - pré-traitement (détection de contour et lissage).
    - extraction des points de caractéristique (critiques et échantillonnés)  $\{p_i\}$ .
    - calcul le descripteur SC pour tous les points de caractéristique  $\{p_i\}$  (où chaque ligne  $i$  de la matrice de SC représente le vecteur d'histogramme  $h_i$  du point  $(i)$ ).
  - Cible :
    - pré-traitement (détection de contour et lissage).
    - extraction des points de caractéristique (critiques et échantillonnés)  $\{p_j\}$ .
    - calcul le descripteur SC pour tous les points de caractéristique  $\{p_j\}$ .
- Calcul le coût de l'appariement entre les deux formes :

fonction de coût sous forme de matrice des réels où chaque cellule  $C(i, j)$  donne le coût ou la distance entre les histogrammes  $(h_i, h_j)$  pour les points  $p_i$  et  $p_j$  mis en correspondance, sachant que  $h_{p_i}=SC\_requete[i]$  et  $h_{p_j}=SC\_cible[j]$ .
- Affectation optimale :

appliquer l'algorithme d'Hongrois pour trouver la meilleure correspondance entre

les deux ensembles de points de caractéristique  $\{p_i\}$  et  $\{p_j\}$  afin d'accumuler une distance minimum (mesure globale de la distance d'appariement entre les deux formes).

**fin**

### 3.6 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté la modélisation liés au calcul du descripteur de contexte de forme sous forme d'algorithmes, dans le but de réaliser les taches d'analyse et de reconnaissance des formes. A ce stade, deux algorithmes ont été conçu : calcul le descripteur de SC et d'appariement des formes.

Ce chapitre est scindé en deux parties. Dans la première partie, nous avons présenté le premier algorithme composé de différentes étapes de calcul du descripteur de contexte de forme (les deux matrices de distances et des angles avec la normalisation, puis la représentation de descripteur sous forme d'histogramme des bins, ...). En deuxième partie, nous avons abordé le problème d'appariement des formes par comparer leurs descripteurs suivant une mesure de distance de statistique  $\chi^2$ . Cet appariement est suivi par l'application de l'algorithme Hongrois qui affecte les points de la forme requête aux points de la forme de cible avec une distance minimale.

# Chapitre 4

## L'implémentation et résultats expérimentaux

### 4.1 Introduction

Dans ce chapitre, nous présentons l'implémentation de notre approche de description et d'appariement des formes avec les résultats expérimentaux. Dans l'implémentation, nous donnons les détails sur les structures de données et les classes employées. Dans la partie des résultats, plusieurs tests ont été effectués sur une base des formes 2D reconnue. Ces tests avec des résultats prometteurs montrent sans doute l'efficacité de l'approche.

### 4.2 Environnement de développement du système

Cette section est consacrée à définir l'environnement de développement du code du système (l'implémentation de la modélisation proposée dans le chapitre précédent). Cette section est débutée par décrire l'environnements matériels, suivie par les outils logiciels. A noter que l'environnement des logiciels inclut laa plateforme d'Eclipse, JDK de Java avec ces APIs.

#### 4.2.1 Environnement de matériels

Au niveau du matériels, nous avons utilisé un ordinateur qui possède les caractéristiques suivantes :

Les caractéristiques	Valeur
Processeur	2.53 GHz
Disque dur 1	465 Go
RAM	4 Go
Carte graphique	1696 MB

TABLE 4.1 – *Tableau des caractéristiques matériels*

## 4.2.2 Environnement logiciels

### Environnement de développement Eclipse

Dans le domaine de l'informatique, Eclipse est un environnement de développement intégré (IDE) permettant de créer des applications en utilisant le langage de programmation Java ainsi que d'autres langages comme C/C++, Python, PERL, Ruby, etc. La plateforme Eclipse, qui constitue la base de l'IDE Eclipse, est composée de plugins et est conçue pour être extensible grâce à des plugins supplémentaires. Développée en Java, la plateforme Eclipse peut être utilisée pour développer des applications clientes riches, des environnements de développement intégrés et d'autres outils. Eclipse peut servir d'IDE pour n'importe quel langage de programmation pour lequel un plugin est disponible [E20], la figure 4.1 représente la fenêtre de démarrage d'Eclipse.



FIGURE 4.1 – *Fenêtre de démarrage d'Eclipse IDE* [E20]

## 4.2.3 Langage Java

Java, développé par Sun Microsystems en 1995, est à la fois un langage de programmation orienté objet et une plateforme informatique majeure [Java]. Conçu spécifiquement pour le développement d'applications et de services destinés à l'environnement distribué de l'internet, Java est largement utilisé. Ses caractéristiques clés incluent la portabilité des programmes, la robustesse du code, la sécurité des données, la flexibilité offerte par les

applets Java, ainsi que sa facilité d'apprentissage [Javb].

## **4.3 Implémentation de l'approche**

Cette partie décrit l'implémentation de notre approche de modélisation qui conduit à générer un modèle en utilisant un structures géométrique mentionnées précédemment. Nous avons suivi en détail les étapes décrites dans le chapitre de conception. Cette implémentation a été réalisée en utilisant des classes Java développées avec les API appropriées dans l'environnement Eclipse. L'objectif principal de cette implémentation est de valider notre approche en effectuant des tests et des expérimentations ultérieures.

### **4.3.1 Présentation du système de description et de reconnaissance**

Notre programme est composé de trois modules :

- 1.** Module pour l'extraction des points de caractéristiques qui traite les tâches suivantes :
  - Détection des séquences de points de contour de la forme 2D.
  - L'extraction des points critiques.
  - L'extraction des points échantillonnés.
- 2.** Module pour générer le descripteur SC
  - Calcul du contexte de forme.
- 3.** Module d'appariement des formes.
  - Calcul de la matrice des couts entre les deux SCs.
  - Affectation optimale avec l'algorithme d'Hongrois.

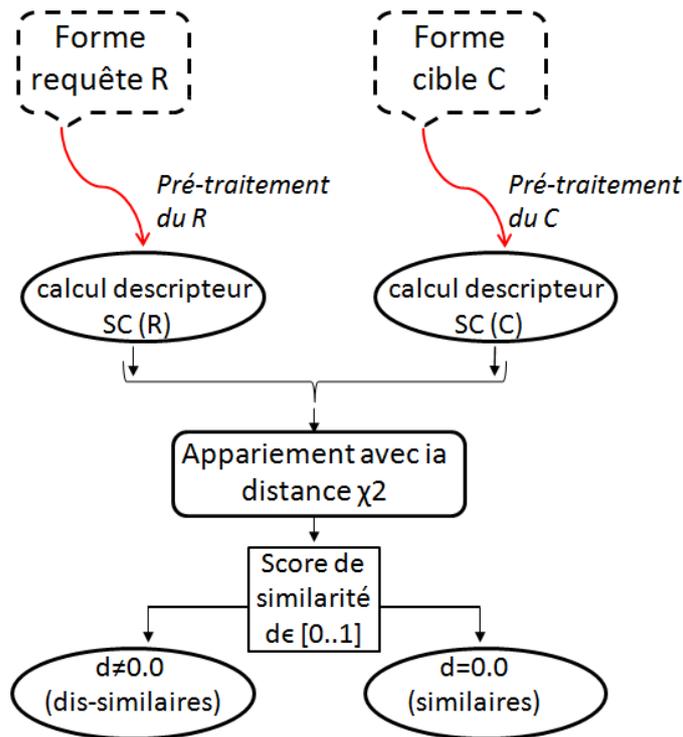


FIGURE 4.2 – Présentation générale du système de description et de reconnaissance

### 4.3.2 Structures et classes

Le programme de notre approche implémentée est décrit par un package composé de plusieurs classes Java. Chaque classe est caractérisée par ses propres attributs et méthodes. Les principales classes sont illustrées comme suit :

- **Class Pretraitement {**

- //Attribut

- BufferedImage inputImage ;

- //Constructeur par paramètres

- public Pretraitement(...){

- this.inputImage = inputImage ;

- }

- //Méthodes

- ArrayList<ArrayList<Integer>> detection\_contours(){

- //méthode d'instance permet de détecter tous les contours sous forme des sous-listes d'un ou plusieurs contours de la forme image, ou chaque sous-liste est composée

d'une séquence de points 2D, dont chaque point est par un indice. La méthode utilisée pour la détection est l'algorithme de retraceur au voisinage de Moore.}

}

• **Class Contexte\_forme {**

//Attributs

final static int nbins\_theta=12 ;

final static int nbins\_distance=5 ;

ArrayList<Point> Points\_intéret ;

int Histogramme\_De\_Distance[][] ;

int matrice\_angle\_normalisée[][] ;

//Constructeur par paramètres

public Contexte\_forme(ArrayList<Point>points\_caracteristique, int nMaxPnt)

{

// initialiser les objets du descripteur SC.

}

//Méthodes

public static double [] Extraction\_points\_critiques(ArrayList<Point> listcontour-Points){

// méthode statique qui permet d'extraire les points critiques de chaque sous-liste de contour.}

public static double[][] calcul\_distances(ArrayList<Point> points\_caracteristique){

// méthode statique qui permet de calculer la distance de chaque paire de points d'une sous-liste de points de caractéristique qui représente un contour. La méthode doit retourner une matrice de distances.}

public static double [][]Distance\_normalisée(double Matrice\_distance[][], double Distance\_moyenne){

//méthode statique qui permet de normaliser les distances en utilisant la distance moyenne.}

## CHAPITRE 4. L'IMPLEMENTATION ET RESULTATS EXPERIMENTAUX

---

```
public static int[][] calcul_histogramme_de_distances(double matrice_distances  
[][]){
```

```
// méthode statique qui calcule l'histogramme de distances en parcourant chaque  
valeur de l'échelle et en incrémentant de +1 les compartiments lorsque la distance  
est inférieure ou égale à une valeur dans la table d'échelle.}
```

```
public static double[][] calcul_angles(ArrayList<Point> points_caracteristique {  
//C'est une méthode statique qui permet de calculer l'angle du vecteur formé par  
une paire de points d'une sous-liste de points caractéristiques avec le centre de masse.  
Une sous-liste représente un contour. La méthode doit retourner une matrice de  
angles en radians.}
```

```
public static int[][] calcul_histogramme_des_angles(double matrice_angles [][]){  
// méthode statique qui calcule l'histogramme des angles à partir de la quantifica-  
tion de la matrice des angles, dont chaque nombre calculé est stocké dans le bin  
correspondant, les bins sont de 1 à 12.}
```

```
public int[][] calcul_SC(){  
// méthode d'instance qui permet de calculer le descripteur SC à partir des deux histo-  
grammes de distances et des angles qui sont des objets de l'instance Contexte_forme.}  
}
```

```
public static double affectation_Hongrois(ArrayList<Point>points_caractéristique  
_requete, ArrayList<Point>points_caractéristique_cible, double[][] matrice_coût)  
{  
// méthode statique permet de trouver et afficher l'affectation optimale en mettant  
en correspondance chaque point de caractéristique dans la forme requête avec son  
correspondant dans la forme de cible. La méthode doit retourner le cout final (ou  
distance minimale).}  
}
```

```
• class Principale{
```

```
// attributs ...
```

```
static int main()

int nMaxPnt = Math.max(points_caracteristique_requete.size(),points _caracteris-
tique_cible.size());

//calcul l'instance du SC à partir de la liste de points de caractéristique de la requête
Contexte_forme SC_requete = new Contexte_forme(points_caracteristique_requete,
nMaxPnt);

SC_requete.calcul_SC();// résultat dans His_mat (attribut matrice dans l'instance
SC_requete)

//calcul l'instance du SC à partir de la liste de points de caractéristique de la cible
Contexte_forme SC_cible = new Contexte_forme(points_caracteristique_cible,
nMaxPnt);

SC_cible.calcul_SC() ; // résultat dans His_mat (attribut matrice dans l'instance
SC_cible)

// matrice de coût entre les SCs des deux listes de points de caractéristique de taille
[nMaxPnt, nbins_theta*.nbins_r]

double[][] costmat = calcul_matrice_cout(SC_requete.His_mat, SC_cible.His_mat);

// correspondance point à point avec l'algorithme Hongrois

double cout_final = affectation_Hongrois(points_caracteristique
_requete, points_caracteristique_cible, nMaxPnt);

}
```

## 4.4 Résultats expérimentaux

Cette partie est consacrée à présenter les résultats expérimentaux pour valider notre approche de description et d'appariement des formes sur une base des formes 2D standard MPEG-7. Cette base MPEG-7 est de 216 formes réparties sur 18 classes ou chaque classe contient 12 formes de même genre. Les tests sont réalisés sur cette base standard afin d'évaluer l'efficacité et la performance de notre approche

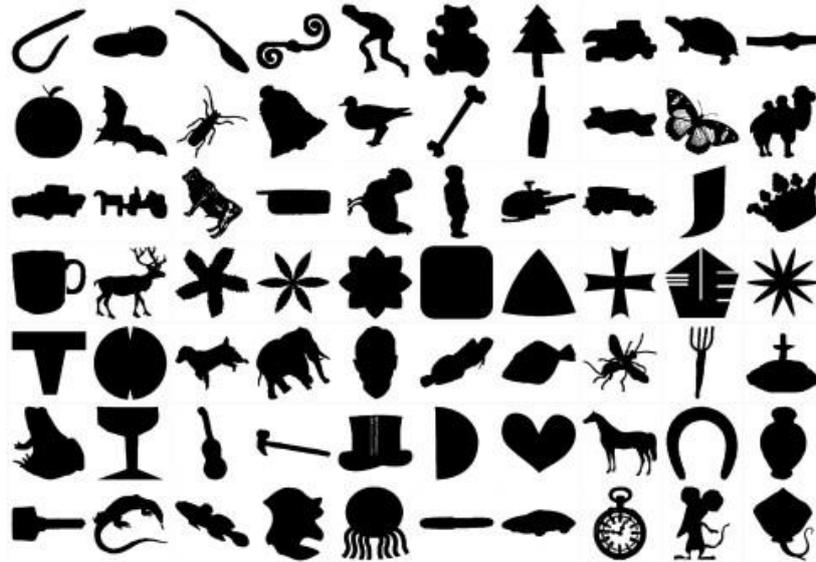


FIGURE 4.3 – Base des formes 2D MPEG-7 [HL13]

#### 4.4.1 Test 1

Le premier test illustre 18x18 comparaisons, c-à-d., la première forme de chaque classe est choisie pour l'appariement et on obtient, alors, un ensemble de 18 échantillons pour la comparaison. Comme la distance est commutative, la distance (forme  $i$ , forme  $j$ ) est égale à la distance (forme  $j$ , forme  $i$ ), on peut obtenir  $(18 \times 18) / 2$  mesures de distance d'appariement stockées dans une matrice comme est illustré dans la table 4.2. Les valeurs de la distance sont normalisées dans  $[0.. 100]$  pour raison de simplicité. Dans ce test, les points de caractéristiques sont uniquement les points critiques.

## CHAPITRE 4. L'IMPLÉMENTATION ET RÉSULTATS EXPÉRIMENTAUX

	00	48	56	47	49	41	48	46	51	51	42	49	41	51	53	46	47	48
		00	48	41	48	46	36	40	52	45	50	45	53	47	52	47	44	42
			00	38	32	40	37	36	42	45	40	43	45	31	47	40	39	39
				00	36	41	34	32	31	40	36	34	39	28	30	30	32	36
					00	36	40	39	39	46	39	40	41	36	40	41	39	43
						00	47	40	45	48	39	44	41	48	45	44	38	43
							00	38	45	43	49	39	47	38	42	46	42	44
								00	35	40	39	37	38	34	35	28	35	31
									00	48	38	40	38	34	28	32	37	38
										00	45	38	50	40	51	46	41	46
											00	44	28	39	35	35	38	42
												00	38	35	35	39	36	42
													00	37	36	37	35	40
														00	29	26	35	34
															00	25	34	34
																00	35	30
																	00	39
																		00

TABLE 4.2 –  $(18 \times 18)/2$  mesures de distance d'appariement obtenues à partir d'un ensemble de 18 échantillons.

### 4.4.2 Test 2

Le deuxième test réalise  $(6 \times 3) \times (6 \times 3)$  comparaisons, c-à-d., on prend uniquement six classes parmi dix huit, puis pour chaque première forme originale, on génère deux autres forme, une forme avec rotation  $180^\circ$  et une autre avec rotation  $90^\circ$ . Donc, un ensemble de 18 échantillons qui seront des candidats pour les comparer entre eux. On obtient, alors  $(18 \times 18)/2$  mesures de distance d'appariement stockées dans une matrice comme est illustré dans la table 4.3. Dans ce test, les points de caractéristiques sont uniquement les points critiques.

## CHAPITRE 4. L'IMPLEMENTATION ET RÉSULTATS EXPÉRIMENTAUX

																			
	00	00	00	48	48	48	56	56	56	47	47	47	41	41	41	48	48	48	
		00	00	48	48	48	56	56	56	47	47	47	41	41	41	48	48	48	
			00	48	48	48	56	56	56	47	47	47	41	41	41	48	48	48	
				00	00	00	48	48	48	41	41	41	46	46	46	36	36	36	
					00	00	48	48	48	41	41	41	46	46	46	36	36	36	
						00	48	48	48	41	41	41	46	46	46	36	36	36	
							00	00	00	38	38	38	40	40	40	37	37	37	
								00	00	38	38	38	40	40	40	37	37	37	
									00	38	38	38	40	40	40	37	37	37	
										00	00	00	41	41	41	34	34	34	
											00	00	41	41	41	34	34	34	
												00	41	41	41	34	34	34	
														00	00	00	47	47	47
															00	00	47	47	47
																00	47	47	47
																	00	00	00
																		00	00
																			00

TABLE 4.3 –  $(18 \times 18) / 2$  mesures de distance d'appariement obtenues à partir d'un ensemble de 18 échantillons, dont quelques uns sont des rotations ( $180^\circ$ ,  $90^\circ$ ) de la première forme originale.

Les valeurs égales à zéro représentent les formes similaires, tandis que les valeurs différentes de zéro indiquent les formes dissimilaires. Les valeurs sont multipliées par 100.

D'après les tableaux 4.2 et 4.3, on remarque que le descripteur SC offre des résultats avec plus de précision et promoteurs

### 4.4.3 Test 3

Le troisième test est appliqué à une forme et à sa rotation de  $180^\circ$ . Dans ce test, les points caractéristiques sont les points critiques combinés aux points échantillonnés.



FIGURE 4.4 – *Forme requête*



FIGURE 4.5 – *Forme cible*



FIGURE 4.6 – *Le contour de la forme requête*



FIGURE 4.7 – *Le contour de la forme cible*

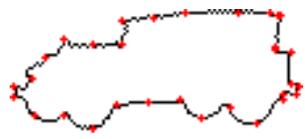


FIGURE 4.8 – *Les points caractéristiques de la forme requête*

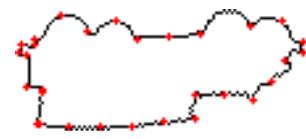


FIGURE 4.9 – *Les points caractéristiques de la forme cible*

La valeur de la distance de mesure de similarité est de 0, ce qui signifie que les formes sont similaires.

Les affectations de l'algorithme hongrois sont les suivantes :

Le point 1 (22, 43) $\Rightarrow$  (91, 9)

Le point 2 (11, 43) $\Rightarrow$  (103, 7)

Le point 3 (3, 36) $\Rightarrow$  (111, 15)

Le point 4 (3, 32) $\Rightarrow$  (111, 19)

Le point 5 (10, 29) $\Rightarrow$  (104, 22)

Le point 6 (15, 21) $\Rightarrow$  (99, 30)

Le point 7 (22, 14) $\Rightarrow$  (92, 37)

Le point 8 (33, 16) $\Rightarrow$  (81, 35)

Le point 9 (44, 16) $\Rightarrow$  (70, 35)

Le point 10 (44, 7) $\Rightarrow$  (70, 44)

Le point 11 (56, 6) $\Rightarrow$  (58, 45)

Le point 12 (68, 4) $\Rightarrow$  (46, 47)

Le point 13 (88, 4) $\Rightarrow$  (34, 47)

Le point 14 (100, 4) $\Rightarrow$  (22, 47)

Le point 15 (103, 5) $\Rightarrow$  (11, 46)

Le point 16 (104, 5) $\Rightarrow$  (10, 46)

Le point 17 (102, 17) $\Rightarrow$  (12, 34)

Le point 18 (102, 18) $\Rightarrow$  (12, 33)

Le point 19 (108, 19) $\Rightarrow$  (6, 32)

Le point 20 (108, 31) $\Rightarrow$  (6, 20)

Le point 21 (111, 32) $\Rightarrow$  (3, 19)

Le point 22 (110, 35) $\Rightarrow$  (4, 16)

Le point 23 (105, 35) $\Rightarrow$  (9, 16)

Le point 24 (105, 37) $\Rightarrow$  (9, 14)

Le point 25 (95, 46) $\Rightarrow$  (19, 5)

Le point 26 (85, 40) $\Rightarrow$  (29, 11)

Le point 27 (74, 44) $\Rightarrow$  (40, 7)

Le point 28 (66, 37) $\Rightarrow$  (48, 14)

Le point 29 (54, 38) $\Rightarrow$  (60, 13)

Le point 30 (42, 39) $\Rightarrow$  (72, 12)

#### **4.4.4 Test 4**

Dans ce test, les points de caractéristiques sont les points critiques combinés avec les points échantillonnés.

## CHAPITRE 4. L'IMPLÉMENTATION ET RÉSULTATS EXPÉRIMENTAUX

	00	00	00	44	43	44	30	30	30	26	26	26	32	32	32	36	36	35
		00	00	44	43	44	30	30	30	26	26	26	32	32	32	36	36	35
			00	44	43	44	30	30	30	26	26	26	32	32	32	36	36	35
				00	06	03	39	39	39	38	38	38	38	37	37	32	32	32
					00	02	39	39	39	38	38	38	38	36	36	31	32	32
						00	38	39	39	37	37	37	38	36	36	31	32	32
							00	03	03	28	28	28	23	23	23	20	19	19
								00	00	28	28	28	22	22	22	19	18	18
									00	28	28	28	22	22	22	19	18	18
										00	00	00	29	29	29	29	29	28
											00	00	29	29	29	29	29	28
												00	29	29	29	29	29	28
													00	06	06	22	22	22
														00	00	23	22	23
															00	23	22	23
																00	02	01
																	00	01
																		00

TABLE 4.4 – Les mesures de distances sont calculées en utilisant les points caractéristiques.

### 4.5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté l'implémentation de notre approche avec les résultats expérimentaux. Dans l'implémentation, nous avons donné les détails sur les structures de données et les classes employées. Pour les expérimentations, nous avons utilisé la base des formes 2D MPEG-7 avec 216 formes sous forme d'images binaires. Les tests réalisés sur cette base ont montré que l'application de cette approche sur les formes a donné des résultats satisfaisants et prometteurs. Nous avons constaté que la réussite de l'approche dépend étroitement de la capacité du descripteur SC à bien représenter et caractériser la forme et aussi du taux de reconnaissance pendant la phase d'appariement.

## *Conclusion générale*

Dans ce mémoire, nous avons développé une approche innovante pour concevoir un descripteur de nature géométrique destiné à la représentation et à la caractérisation des formes 2D. Ce descripteur est caractérisé par l'association des propriétés géométriques des objets inclus dans la forme.

Notre approche de modélisation de la forme 2D, basée sur le contexte de forme, utilise trois algorithmes. Le premier algorithme est destiné à l'extraction des points critiques sur le contour des objets. Le deuxième algorithme se consacre à la construction du descripteur de forme en utilisant le contexte de forme, qui se réfère à l'ensemble des informations spatiales et structurelles définissant et caractérisant la configuration d'un objet dans une forme 2D. Enfin, le troisième algorithme est un algorithme d'appariement permettant de comparer les formes en utilisant une mesure de distance.

En résumé, l'objectif de ce travail est atteint grâce à ce descripteur conçu avec un algorithme robuste, efficace et invariant aux transformations géométriques et aux petits changements. Ce descripteur est basé sur le contour dont il emploie les points de caractéristique résultants de la combinaison des points critiques et les points échantillonnés pour obtenir un descripteur géométrique précis, robuste, efficace et invariant aux transformations géométriques et aux occultations. Enfin, l'approche a été testée sur des formes 2D d'une base de benchmark connue et qui a démontré une grande réussite et une efficacité remarquable.

# Bibliographie

- [Mor77] H. P. MORAVEC. “Towards automatic visual obstacle avoidance”. In : *Proceedings of the 5th international joint conference on Artificial intelligence*. T. 2. 1977, p. 584.
- [MY87] G. MEDIONI et Y. YASUMOTO. “Corner detection and curve representation using cubic B-splines”. In : *Computer vision, graphics, and image processing* 39.3 (1987), p. 267-278.
- [HS88] C. HARRIS et M. STEPHENS. “A combined corner and edge detector”. In : *Alvey vision conference*. T. 15. 50. 1988, p. 147-152.
- [SB97] S.M. SMITH et J.M. BRADY. “SUSAN—a new approach to low level image processing”. In : *International journal of computer vision* 23.1 (1997), p. 45-78.
- [BSA98] S. BAKER, R. SZELISKI et P. ANANDAN. “A layered approach to stereo reconstruction”. In : *Proceedings. 1998 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 1998, p. 434-441.
- [IKN98] L. ITTI, C. KOCH et E. NIEBUR. “A model of saliency-based visual attention for rapid scene analysis”. In : *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence* 20.11 (1998), p. 1254-1259.
- [SMB98] C. SCHMID, R. MOHR et C. BAUCKHAGE. “Comparing and evaluating interest points”. In : *Sixth International Conference on Computer Vision*. IEEE. 1998, p. 230-235.
- [Low99] D. G. LOWE. “Object recognition from local scale-invariant features”. In : *Proceedings of the seventh IEEE international conference on computer vision*. T. 2. 1999, p. 1150-1157.

- [RT99] M. A. Ruzon et C. Tomasi. “Corner detection in textured color images”. In : *Proceedings of the Seventh IEEE International Conference on Computer Vision*. T. 2. 1999, p. 1039-1045.
- [BM00] S. Belongie et J. Malik. “Matching with shape contexts”. In : *2000 Proceedings Workshop on Content-based Access of Image and Video Libraries*. 2000, p. 1-25.
- [SMB00] C. Schmid, R. Mohr et C. Bauckhage. “Evaluation of interest point detectors”. In : *International Journal of computer vision* 37.2 (2000), p. 151-172.
- [KB01] T. Kadir et M. Brady. “Saliency, scale and image description”. In : *International Journal of Computer Vision* 45 (2001), p. 83-105.
- [Vel01] R.C. Veltkamp. “Shape matching : Similarity measures and algorithms”. In : *Proceedings International Conference on Shape Modeling and Applications*. IEEE. 2001, p. 188-197.
- [BMP02] S. Belongie, J. Malik et J. Puzicha. “Shape Matching and Object Recognition Using Shape Contexts”. In : *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 24.4 (2002), p. 509-522.
- [ZL04] D. Zhang et G. Lu. “Review of Shape Representation and Description Techniques”. In : *Pattern Recognition* 37.1 (2004), p. 1-19.
- [AC07] M. Allili et D. Corriveau. “Topological analysis of shapes using Morse theory”. In : *Computer Vision and Image Understanding* 105.3 (2007), p. 188-199.
- [Gal07] G. Gales. “Détection et mise en correspondance de points d’intérêt pour la propagation de germes”. Mém. de mast. Toulouse, France : Université Paul Sabatier, 2007.
- [HCG09] E. Hassan, S. Chaudhury et M. Gopal. “Shape descriptor based document image indexing and symbol recognition”. In : *2009 10th International Conference on Document Analysis and Recognition*. IEEE. 2009, p. 206-210.

- [NTB09] T-O. NGUYEN, S. TABBONE et A. BOUCHER. “Une approche de localisation de symboles non-segmentés dans des documents graphiques”. In : *Traitement du Signal* 26.5 (2009), p. 419-431.
- [NTZ10] N. NACEREDDINE, S. TABBONE et L. ZIOU D.and Hamami. “Un descripteur efficace pour la reconnaissance des symboles graphiques basé sur la transformée de Radon”. In : *Colloque International Francophone sur l’Écrit et le Document-CIFED 2010*. 2010, p. 201-216.
- [HT11] M. HASEGAWA et S. TABBONE. “A shape descriptor combining logarithmic-scale histogram of radon transform and phase-only correlation function”. In : *2011 International Conference on Document Analysis and Recognition*. IEEE. 2011, p. 182-186.
- [Zia11] M. ZIANI. “Descripteur de forme basé sur la théorie de Morse”. Mém. de mast. Québec, Canada : Université de sherbrooke, 2011.
- [Akt12] M. A. AKTAS. “Shape Descriptors”. Thèse de doct. Exeter, Angleterre : Université d’Exeter, 2012.
- [BO13] R. BOUBEZARI et L. OUDNT. “Étude comparative d’algorithmes de reconnaissance d’objets : SIFT,SURF,ORB et SFOP Application aux modèles de voitures”. Mém. de mast. Alger, Algérie : École Nationale Polytechnique, 2013.
- [DTRT13] T-H. DO, S. TABBONE et O RAMOS-TERRADES. “New approach for symbol recognition combining shape context of interest points with sparse representation”. In : *2013 12th International Conference on Document Analysis and Recognition*. IEEE. 2013, p. 265-269.
- [HL13] Y. HU et Z. LI. “An Improved Shape Signature for Shape Representation and Image Retrieval”. In : *Journal of software* 11.8 (2013), p. 2925-2929.
- [Lu13] R. LU. “A Contour Representation and Retrieval Algorithm based on Polar-histogram.” In : *Journal of software* 8.2 (2013), p. 259-265.
- [Mah14] H. MAHI. “Classification des descripteurs de formes, Extraction de formes géométriques à partir des données satellitaires et leur intégration dans un processus classificatoire multisource”. Thèse de doct. d’Oran,Algérie : Université des sciences et de la technologie, 2014.

- [Bat+15] S. BATTIATO et al. “Aligning shapes for symbol classification and retrieval”. In : *Multimedia Tools and Applications* 75.10 (2015), p. 188-199.
- [Mez15] M.K MEZGHICHE. “Approche Quantique pour l’Appariement de Formes”. Mém. de mast. Biskra, Algérie : Université Mohamed Khider, 2015.
- [ZPH15] L. ZHAO, Q. PENG et B. HUANG. “Shape matching algorithm based on shape contexts.” In : *IET Computer Vision* 9.5 (2015), p. 681-690.
- [Mer17] M. MERHY. “Reconnaissance de formes basée géodésiques et déformations locales de formes”. Thèse de doct. Brest, France : université de bretagne occidentale, 2017.
- [Zha17] Y. ZHANG Y. et Tang. “Multi-feature 3d Model Retrieval Method Based on Shape Context”. In : *2017 10th International Symposium on Computational Intelligence and Design (ISCID)*. T. 2. IEEE. 2017, p. 445-449.
- [LD18] N.E-L. LABBI et N. DAHEM. “Descripteur de forme, Un système d’indexation et de recherche automatique d’images par le contenu : Cas de séisme”. Mém. de mast. D’el-oued, Algérie : Université de echahid hamma lakhdar, 2018.
- [OR18] A. OUADAH et A. REDJEM. “Quelques modèles mathématiques pour l’amélioration du contour de l’image”. Mém. de mast. M’Sila, Algérie : Université Mohamed Boudiaf de M’Sila, 2018.
- [Aka19] Y. AKALAL. “Moments de Zernike pour la recherche d’images par le contenu”. Mém. de mast. Québec, Canada : Université du Québec en Outaouais, 2019.
- [DL20] S. DENG et W-K. LING. “Bivariate Empirical Mode Decomposition Descriptors for Shape Based Image Retrieval”. In : *2020 12th International Symposium on Communication Systems, Networks and Digital Signal Processing (CSNDSP)*. IEEE. 2020, p. 1-5.
- [Dua+20] K. T. N. DUARTE et al. “Detecting Alzheimer’s disease based on structural region analysis using a 3D shape descriptor”. In : *2020 33rd SIBGRAPI conference on graphics, patterns and images (SIBGRAPI)*. IEEE. 2020, p. 180-187.

- [Fau20] Y. FAULA. “Extraction de caractéristiques sur des images acquises en contexte mobile Application à la reconnaissance de défauts sur ouvrages d’art”. Thèse de doct. Lyon, France : Université de Lyon, 2020.
- [HCW21] X. HAN, Y. CHEN et H. WANG. “Application of Shape Feature Matching Based on Fourier Descriptor in Infrared Wake Detection of Underwater Vehicle”. In : *2021 IEEE Conference on Telecommunications, Optics and Computer Science (TOCS)*. IEEE. 2021, p. 348-352.
- [HGL21] F. HE, B. GUO et Z. LI. “A multi-angle shape descriptor with the distance ratio to vertical bounding rectangles”. In : *2021 International Conference on Content-Based Multimedia Indexing (CBMI)*. IEEE. 2021, p. 1-4.
- [Zhu+21] C. ZHU et al. “Vision Based Hand Gesture Recognition Using 3D Shape Context.” In : *IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica* 8.9 (2021), 1600–1613.
- [SS22] H. SHALMA et P. SELVARAJ. “Deep-Learning Based Object Detection and Shape Recognition in Multiple Occluded Images”. In : *2022 International Conference on Data Science, Agents & Artificial Intelligence (ICDSA AI)*. T. 1. IEEE. 2022, p. 1-7.
- [BL23] M. BOUBTAIMA et N. E. LAREDJ. “Recherche d’images par le contenu : Une approche basée sur le deep Learning”. Mém. de mast. Saida, Algérie : Université de Saida, 2023.
- [KO23] P. KOEHL et H. ORLAND. “A Physicist’s View on Partial 3D Shape Matching”. In : *Algorithms* 16.7 (2023), p. 346.

# Webographie

- [Ghu00] A. G . GHUNEIM. *Contour Tracing*. [https://www.imageprocessingplace.com/downloads\\_V3/root\\_downloads/tutorials/contour\\_tracing\\_Abeer\\_George\\_Ghuneim/moore.html](https://www.imageprocessingplace.com/downloads_V3/root_downloads/tutorials/contour_tracing_Abeer_George_Ghuneim/moore.html). Dernier accès au site : 28/04/2024. 2000.
- [Gid01] G GidofALVI. *Recognizing hand-drawn images using shape context*. <https://slideplayer.com/slide/4275656/>. Dernier accès au site : 21/03/2024. 2001.
- [New02] P. NEWTON. *Shape Contexts*. <https://fr.slideshare.net/slideshow/shape-contexts/6385825>. Dernier accès au site : 22/06/2024. 2002.
- [SL10] O. SHAHAR et G LEVI. *Image and video descriptors*. <https://www.slideserve.com/morag/image-and-video-descriptors>. Dernier accès au site : 08/05/2024. 2010.
- [CV12] R. CABRERA et V. VALINDRIA. *Shape Context*. <https://fr.slideshare.net/VanyaVabrina/shape-context>. Dernier accès au site : 01/04/2024. 2012.
- [Jeb14] A. JEBALI. *détecteur de point d'intérêt*. <https://prezi.com/4vp8q26hldah/detecteur-de-point-dinteret/>. Dernier accès au site : 22/04/2024. 2014.
- [E20] *Eclipse integrated development environment*. [https://www.tutorialspoint.com/eclipse/eclipse\\_tutorial.pdf](https://www.tutorialspoint.com/eclipse/eclipse_tutorial.pdf). Dernier accès au site : 20/05/2024. 2015.
- [Unn16] U. K . UNNIKRISHNAN. *Tracing Boundary in 2D Image Using Moore Neighborhood Approach*. <https://www.codeproject.com/Articles/1105045/Tracing-Boundary-in-D-Image-Using-Moore-Neighborho>. Dernier accès au site : 28/04/2024. 2016.

- [Wikb] *Shape Context*. [https://fr.wikipedia.org/wiki/Shape\\_context](https://fr.wikipedia.org/wiki/Shape_context). Dernier accès au site : 01/04/2024. 2017.
- [Nik19] A.. NIKISHAEV. *Shape Context descriptor and fast characters recognition*. <https://medium.com/machine-learning-world/shape-context-descriptor-and-fast-characters-recognition-c031eac726f9/>. Dernier accès au site : 17/03/2024. 2019.
- [Wika] *Analyse de forme*. [https://fr.wikipedia.org/wiki/Analyse\\_de\\_forme](https://fr.wikipedia.org/wiki/Analyse_de_forme). Dernier accès au site : 17/03/2024. 2022.
- [Kro24] D.J. KROON. *Shape Context Based Corresponding Point Models*. <https://www.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/30845-shape-context-based-corresponding-point-models>. Dernier accès au site : 17/03/2024. 2024.
- [Poi] [https://www.researchgate.net/figure/Classification-chronologique-des-detecteursdetecteursetudies\\_fig4\\_281532713](https://www.researchgate.net/figure/Classification-chronologique-des-detecteursdetecteursetudies_fig4_281532713). Dernier accès au site : 04/06/2024.
- [Java] <https://www.journaldunet.fr/web-tech/dictionnaire-du-webmastering/1203555-java-definition/>. Dernier accès au site : 1/06/2024.
- [Javb] <https://www.lemagit.fr/definition/Java>. Dernier accès au site : 01/06/2024.

# Annexes

## Annexe 1

### Algorithme de retracement de Moore [Ghu00]

**Entrées :** Une grille de pixels  $T$  avec un arrière-plan en noir, contenant un objet (ou composante connexe)  $P$  composés des pixels d'objet (ou blancs).

**Sortie :** Une liste de pixels d'objet  $B(b_1, b_2, \dots, b_k)$  de la frontière, c-à-d., le contour.

{**indication :**}

- $M(a)$  : voisinage de Moore d'un pixel  $a$ .
- $p$  : pixel d'objet de contour courant.
- $c$  : pixel courant voisin à  $p$ , c-à-d.,  $c$  est dans  $M(p)$ .
- $b$  : pixel d'entrée non objet dans  $M(p)$ .

**Début :**

- initialiser  $B = \phi$ .
- balayer la grille  $T$  de bas à haut et de gauche à droite jusqu'à un pixel d'objet  $s$  de  $P$  est trouvé.
- insérer  $s$  dans  $B$ .
- mettre  $p = s$  et définir un nouveau voisinage  $M(p)$ .
- désigner un pixel d'entrée non objet  $b$  dans  $M(p)$  qui précède  $s$ .
- mettre  $c = b$ .
- Tant que  $c \neq s$  faire
  - si  $c$  est un pixel objet alors

- insérer  $c$  dans  $B$ .
- mettre  $p = c$ , et définir un voisinage  $M(p)$ .
- désigner  $b$  ( $b$  : pixel d'entrée non objet dans  $M(p)$ ).
- mettre  $c = b$ .

sinon parcourir  $c$  dans  $M(p)$  au sens horaire.

finsi

fin Tant que

**Fin**

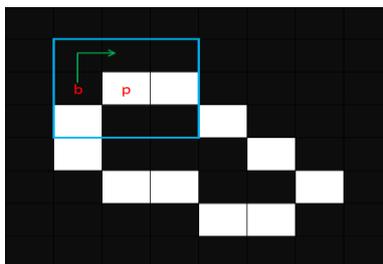


FIGURE 10 – L'application de l'algorithme de traçage des voisins de Moore[Unn16]

## Algorithme Hongroise

L'algorithme hongrois se compose de quatre étapes essentielles.

**Données :** La matrice de coût.

**Sorties :** Une Affectation Optimale , Coût Total Optimisé .

**Début :**

- Soustraire le minimum de chaque élément de chaque ligne.
- Soustraire le minimum de chaque élément de chaque colonne.
- Couvrir tous les zéros de la matrice avec le minimum de lignes verticales et/ou horizontales.

Si le nombre de lignes couvrantes est égal à la dimension de la matrice.

- Arrêt (C'est-à-dire trouver l'affectation optimale).

Sinon

- Trouver la valeur minimale de la matrice non couverte par aucune ligne.
- Soustraire cette valeur des lignes couvrantes, sauf aux intersections.

- Ajouter cette valeur aux intersections des lignes couvrantes.
- Répéter l'étape (3).

finsi

**Fin**

## Appariement de Graphes Bipartites

Étant donné l'ensemble des coûts  $C_{ij}$  entre toutes les paires de points  $p_i$  sur la première forme et  $q_j$  sur la deuxième forme, nous voulons minimiser le coût total de l'appariement.

$$H(\pi) = \sum_i C(p_i, q_{\pi(i)}) \quad (1)$$

Pour résoudre le problème d'appariement entre deux ensembles de points, nous minimisons le coût total sous la contrainte que chaque appariement soit bijectif, c'est-à-dire une permutation. Ce problème, connu sous le nom d'affectation carrée ou d'appariement pondéré de graphes bipartites, peut être résolu en utilisant la méthode hongroise. L'entrée de ce problème est une matrice carrée des coûts  $C_{ij}$ . Pour gérer les valeurs aberrantes, on peut ajouter des nœuds "factices" à chaque ensemble de points avec un coût d'appariement constant élevé. Ainsi, un point sera apparié à un nœud factice s'il n'y a pas de correspondance réelle à un coût plus faible. Ce paramètre de coût peut être vu comme un seuil pour la détection des points aberrants. De plus, lorsque le nombre de points sur les deux formes est inégal, la matrice de coûts peut être rendue carrée en ajoutant des nœuds factices à l'ensemble le plus petit [BMP02].

## Annexe 2

### Exemple de calcul du descripteur pour six points de contour

Soit l'ensemble des points d'un contour d'une forme 2D donné par la liste suivante :

1. 0.2000 0.5000
2. 0.4000 0.5000
3. 0.3000 0.4000
4. 0.1500 0.3000
5. 0.3000 0.2000
6. 0.4500 0.3000

#### a) Matrice de distance et quantification :

Les distances entre le point de référence et les autres points de la liste donnent la matrice de distances de taille 6x6 avant la normalisation (voir la table (5)).

0	0.2000	0.1414	0.2062	0.3162	0.3202
0.2000	0	0.1414	0.3202	0.3162	0.2062
0.1414	0.1414	0	0.1803	0.2000	0.1803
0.2062	0.3202	0.1803	0	0.1803	0.3000
0.3162	0.3162	0.2000	0.1803	0	0.1803
0.3202	0.2062	0.1803	0.3000	0.1803	0

TABLE 5 – Matrice de distances de taille 6x6 avant la normalisation.

**Normalisation :** La table (6) représente la matrice des distances normalisées.

0	1.0623	0.7511	1.0949	1.6796	1.7004
1.0623	0	0.7511	1.7004	1.6796	1.0949
0.7511	0.7511	0	0.9575	1.0623	0.9575
1.0949	1.7004	0.9575	0	0.9575	1.5934
1.6796	1.6796	1.0623	0.9575	0	0.9575
1.7004	1.0949	0.9575	1.5934	0.9575	0

TABLE 6 – Matrice de distances de taille 6x6 avec quantification.

#### Echelle de distance logarithmique :

[ 0.1250 0.2500 0.5000 1.0000 2.0000 ]

**Histogramme de distance (ou bins) :** Parcourir les valeurs de l'échelle et incrémenter (+1) les bins si la distance est inférieure ou égale à une valeur dans la table de l'échelle (voir la table 7(b)).

[ 0.1250 0.2500 0.5000 1.0000 2.0000 ]	→	5	1	2	1	1	1
		1	5	2	1	1	1
		2	2	5	2	1	2
(a)		1	1	2	5	2	1
		1	1	1	2	5	2
		1	1	2	1	2	5
							(b)

TABLE 7 – Histogramme de distance (ou bins) : (a) Echelle de distance logarithmique, (b) matrice représente l'histogramme des bins.

### b) Matrice des angles et quantification :

**Matrice des angles :** matrice réelle de taille 6x6 mentionnée au tableau en bas à gauche (voir la table (8)).

0	0	5.4978	4.4674	5.0341	5.6084	1	1	6	5	5	6	
3.1416	0	3.9270	3.8163	4.3906	4.9574	4	1	4	4	5	5	
2.3562	0.7854	0	3.7296	4.7124	5.6952	3	1	1	4	5	6	
1.3258	0.6747	0.5880	0	5.6952	0	→	2	1	1	1	6	1
1.8925	1.2490	1.5708	2.5536	0	0.5880		2	2	2	3	1	1
2.4669	1.8158	2.5536	3.1416	3.7296	0		3	2	3	4	4	1
		(a)										(b)

TABLE 8 – Histogramme des angles et quantification : (a) matrice des angles avant quantification, (b) Histogramme des angles après quantification.

**Histogramme des angles après quantification :** matrice des entiers de taille 6x6 comme est mentionnée dans la (voir la table 8(b)).

### c) Combinaison des deux matrices :

Après l'application de la formule du contexte de forme en combinant les valeurs des deux matrices (la table 8(b) et la table 7(b)), on trouve l'ensemble de descripteurs finaux  $h_i$  aux points de référence  $p_i$  [New02].