

498

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية

République Algérienne Démocratique et Populaire

Ministère de l'enseignement supérieur et de la recherche scientifique

Université de 8 Mai 1945 – Guelma -

Faculté des Mathématiques, d'Informatique et des Sciences de la matière

Département d'Informatique



Mémoire de Fin d'études Master

15/ 886

Filière : Informatique

Option : Ingénierie des Médias

**Recherche d'image logo basée sur l'histogramme et des
descripteurs de forme invariants aux transformations
géométriques**

Encadré Par :

Mr. Dardar Salah

Présenté par :

- Boudjerida Haroun

- Djebabla Mohammed Ali

Juin 2015



Remerciements

Au ce terme de ce mémoire nous tiendrons nos remerciement au bon dieu qui nous a donné le courage d'achever ce travail et la force pour mener à bien mémoire.

Nous tenons en premier temps à remercier chaleureusement et tout particulièrement notre encadreur Mr Derdar Salah, de nous avoir encadré et nous guidé avec autant de sérieux, de gentillesse, pour ses précieux conseils et son aide durant toute la période du travail pour une meilleure maitrise du projet.

Des remerciements à tous les enseignants du département d'informatique de l'université 08 mai 45 de Guelma Surtout Mme Benchereit qui nous a donnée l'aide et tous les informations que nous avons besoins d'elles.

Enfin, Mes vifs remerciements vont également aux membres de jury pour l'intérêt qu'ils ont porté à notre projet en acceptant d'examiner et juger notre travail.





Dédicace

*A Dieu Le Tout Miséricordieux, ton amour, ta miséricorde et Tes grâces à mon endroit m'ont
fortifiée dans la persévérance et l'ardeur au travail.*

*Je dédie ce modeste travail et ma profonde gratitude à celle qu'a attendu avec patience les fruits
de sa bonne éducation...*

A ma Mère.

*A celui qui m'a indiqué la bonne voie en me rappelant que la volonté fait toujours les grands
hommes...*

A mon Père

pour l'éducation qu'ils m'ont prodigué

Avec tous les moyens

Et au prix de tous les sacrifices qu'ils ont consentis à mon égard,

Pour le sens du devoir qu'ils m'ont enseigné depuis mon enfance.

A mes chères sœurs : Meriem, Soumia, Amina, Mario, aya, yasser et joujou et sara

A mes tantes et à mes oncles.

A ma femme : Sara

A chaque cousins et cousines, surtout : Ishak, Amar

A mes meilleurs amis : Zaki, tito, Ali, Badri, Rida, , Imad,

Djellel, Wahabe, Rafik, Housseem, Ali (Kfourbache), Antare, Chouche

A mes collègues : Housseem, Hamada, Kfielad, Lotfi, , et tout la section

A mon binôme : Ali

*Merci pour tout votre amour et votre confiance, pour m'avoir aidé à ranger mon éternel désordre
et pour votre énorme support pendant la rédaction de mon projet (oui c'est toi CH)*

Merci.



Résumé

La recherche d'images par le contenu est devenue un domaine de recherche actif qui se développe très rapidement. L'explosion du nombre de collections d'images personnelles et les images logos d'une marque ou d'une entreprise ainsi que sur le Web a rendu le développement des outils qui organisent ces données une nécessité. Notre choix a été motivé par la quantité phénoménale d'images logo disponible aujourd'hui, qui nécessite de croître, et beaucoup d'approches liées aux problèmes de recherche d'images, reconnaissance des formes d'images par le contenu sont conçues. Le descripteur de forme sélectionné dans l'appariement d'images doit contribuer à la réduction des données représentant l'image logo. Le descripteur de forme conçu dans ce mémoire appelé HRT basé sur la transformée de Radon cette dernière permet de récupérer les points Radon qui représentent la somme des pixels dans chaque direction pour une plage d'angle donnée et les descripteurs de forme de l'histogramme sont invariants aux translation, rotation, mise en échelle, et robuste à l'occlusion et au bruit. L'appariement des images logos basé principalement sur une distance euclidienne entre le descripteur HRT du logo requête et un ensemble de descripteurs de HRT des logos cibles présentés dans la base. A permis d'atteindre un taux d'appariement très bon. Ces résultats montrent clairement que notre méthode est qualifiée pour être un bon choix.

Table de matière

Liste des figures

Liste des tableaux

Introduction généralepage(01)

Chapitre I : Etats de l'art :

I.1 Introductionpage(04)

I.2 Etat de l'artpage(04)

I.3 Conclusionpage(08)

Chapitre II: Les descripteurs d'image

II.1 Introductionpage(09)

II.2 Définition d'une Imagepage(09)

II.3 Les types d'imagespage(10)

 II.3.1 Image Vectoriellepage(10)

 II.3.2 Image Matriciellepage(10)

II.4 Les formats d'imagespage(10)

II.5 Les types de descripteurs d'imagespage(12)

 II.5.1 Les descripteurs de couleurspage(12)

 II.5.1.1 Les espaces de couleurs.....page(12)

 II.5.2 Les descripteurs de texturespage(13)

 a) Les filtres de Gaborpage(14)

 b) Les ondelettespage(14)

 II.5.3 Le descripteur de formes.....page(15)

 II.5.3.1 Les descripteurs basés sur le contourpage(15)

 a) Les moments orthogonauxpage(16)

 II.5.3.2 Les descripteurs basés sur les régionspage(16)

a) Les moments orthogonaux	page(16)
b) Les moments géométriques	page(18)
II.5.4 Les moments invariants de Hu	page(20)
II.6 Conclusion	page(21)

Chapitre III : La transformée de Radon

III.1 Introduction	page(22)
III.2 Le principe de la transformée de radon	page(23)
III.3 Aspect mathématique de la transformée	page(24)
III.4 Les propriétés de base de la transformée de Radon	page(29)
1. Linéarité	page(29)
2. Translation	page(30)
3. Rotation	page(30)
4. Symétrie/périodicité	page(30)
5. Changement d'échelle	page(31)
6. Résistibilité aux bruits	page(31)
7. La transformée de Radon inverse/Reconstruction	page(31)
III.6 Exemple de la transformée de Radon	page(32)
III.7 Relations avec les autres transformées	page(35)
III.7.1 Radon et la transformée de Fourier	page(35)
III.7.2 Radon et la transformée de Hough	page(36)
III.8 Conclusion	page(39)

Chapitre IV: La conception de système.

IV.1 Introduction	page(40)
IV.2 Extraction des caractéristiques	page(40)
IV.2.1 Binarisation de l'image logo	page(40)
IV.2.2 Méthode de calcul de la transformée de Radon discrète	page(42)
IV.2.3 Descripteur de l'histogramme de la transformée de Radon	page(49)
IV.3 Mesure de similarité	page(50)
IV.3.1 Mesure de similarité métrique	page(51)
IV.3.2 Fonction de distance	page(51)
IV.3.2.1 Distance euclidienne	page(51)

IV.3.2.2 Distance de Hausdorff	page(52)
IV.4 Mesure de similarité entre deux descripteurs de HRT	page(53)
IV.5 Approche de recherche des logos	page(53)
IV.5.1 Algorithme de recherche logo	page(54)
IV.6 Conclusion	page(54)

Chapitre V: Implémentation et résultats expérimentaux

V.1 Introduction	page(55)
V.2 Implémentation du système	page(55)
V.2.1 Environnement	page(55)
V.2.1.1 Environnement matériels	page(55)
V.2.1.2 Environnement de développement	page(55)
V.3 Architecteur de système de recherche des logos	page(58)
V.3.1 Traitement et méthode C++	page(60)
V.3.2 Les classes C++	page(60)
V.4 Résultats expérimentaux	page(61)
V.4.1 Extraction des caractéristiques	page(61)
V.4.2 Résultats de la recherche des logos dans base de données	page(61)
V.5 Conclusion	page(65)
Conclusion générale	page(66)

bibliographique

Liste des figures

Chapitre II

Figure II.1 : histogramme d'une image.....13

Chapitre III

Figure III.1 : représentation du domaine spatial et du domaine de Radon.....23

Figure III.2 : droite L est déterminée par deux paramètres p_0 et θ_024

Figure III.3 : sinogramme pour un point objet dans l'espace θ25

Figure III.4 : Représentation la droite L dans l'espace (θ, q)25

Figure III.5 : Illustration de la transformation de Radon d'une région D de $f(x, y)$27

Figure III.6 : Détection de lignes par la transformée de Radon de l'image.....28

Figure III.7 : Sinogramme de l'image Lena.....29

Figure III.8 : Illustration de l'opération de la rétroprojection d'un point objet.....32

Figure III.9 : Le fantôme tête de Shepp-Logan et ses paramètres.....33

Figure III.10: La projection du disque d'unité à un angle θ fixé.....34

Figure III.11 : la transformée de radon du fantôme tête de Shepp-logan.....35

Figure III.12 : Démonstration de la relation entre la transformation de Radon et la Transformation de Fourier dans l'espace de deux dimensions.....36

Figure III.13 : La relation entre ligne et point dans la transformation de Hough.....37

Figure III.15 :La transformation de radon pour un objet de 3 points. Chaque point dans espace xy est transformé en une sinusoïde dans espace (p, θ)38

Figure III.16 : La transformation d'une ligne dans plan (x, y) en un point dans plan (p, θ) .

Pour identifier une ligne dans plan xy il suffit de détecter un peak dans le sinogramme de la transformation de cette ligne.....38

Chapitre IV

Figure IV.1 : exemple de binarisation simple, avec seuil = 5, 82, 156, 235.....41

Figure IV.2 : Etapes d'alignement de l'image I en centrant l'image I avec le centre de repère.....44

Figure IV.3 : Alignement de l'image en considérant le (x_c, y_c) comme l'origine du repère.....45

Figure IV.4 : division angulaire de l'espace image (cinq intervalles).....45

Figure IV.5 : exemple de positionnement de la droite de l'axe ρ sur l'image centrée dans l'intervalle $0 < \theta \leq 45$46

Figure IV.6 : ρ_{\max} présenter la diagonale de l'image.....47

Figure IV.7 : les valeurs x_{\min} et y_{\min} calculées sur une image de largeur m et hauteur n.....48

Chapitre V

Figure V. 1: Interface de QT.....	58
Figure V.2 : (a) image originale. (b) image de radon.....	61
Figure V. 3: échantillon des logos de la base originale.....	62
Figure V.4 : Résultats de recherche de l'image logo requête dans une base de données transformée.....	63

Liste des tableaux

Tableaux IV.1 : présente les différentes technique de binarisation.....	42
Tableaux V.1 : Résultats les dix premiers meilleur scores de similarite.....	64

INTRODUCTION GENERALE

Les logos sont devenus des éléments essentiels de la civilisation moderne et de la société de consommation, si bien que l'on estime qu'un individu évoluant dans un environnement urbain est quotidiennement exposé beaucoup de logos par jour. Ces signes ont pour support aussi bien des emballages que des affiches publicitaires, des buildings, des porte-clefs, ou encore la couverture qui orne le présent ouvrage. Certains individus n'hésitent d'ailleurs pas à se tatouer le logo de leur marque préférée, revenant ainsi à l'étymologie de la marque qui renvoie à la marque au fer rouge autre fois apposée sur le bétail en guise d'appropriation. Le logo fait à ce point partie de notre environnement culturel que certaines entreprises ont fait appel à des artistes pour dessiner des logos. C'est une figure de l'organisation au de l'entreprise, sa carte d'identification, c'est-à-dire un ensemble de signes non anodins dont la mission essentielle est de figurer l'identité d'une organisation ou d'une marque [1].

En analyse d'images et recherche d'images par le contenu (CBIR en anglais) le logo en image binaire est traité comme étant une forme géométrique qui nécessite une description à travaux des descripteurs de caractéristique. Avant de parler des descripteurs de formes il faut noter que, la forme est reconnue comme étant l'une des principales caractéristiques qui décrivent le contenu d'une image. La description et la discrimination des formes est l'un des problèmes de la vision par ordinateur et de la reconnaissance des formes [2]. La description de forme joue un rôle important dans l'analyse les documents, la reconnaissance des symboles et des logos. Les descripteurs de forme devraient avoir les propriétés d'invariance aux transformations (la translation, la rotation, et mise à l'échelle), géométriques et la robustesse aux occultations et aux bruits. Les principales propriétés d'un descripteur de forme est sa capacité de discrimination de sorte qu'on peut regrouper les formes similaires et de séparer les formes dissimilaires[3], Des perturbations telles que le bruit, les distorsions et les occlusions doivent être prises en compte car ils peuvent changer la forme d'une manière complexe et subtile [4] et des traitements plus complexe à prévoir sur la forme originale. Il est évident qu'un descripteur de forme fiable doit être invariant par rapport aux transformations géométriques usuelles car les paramètres régissant la formation d'image, tels que l'angle et la distance de prise de vue, peuvent être inconnus et peuvent aussi varier d'une manière significative.

Beaucoup d'approches liées aux problèmes d'appariement d'images, reconnaissance des formes et recherche d'images par le contenu sont conçues à la base de la transformée de Radon 2D. Cet outil mathématique est largement utilisé en traitement et analyse d'images. La raison d'adoption de cet outil dans les images numériques est qu'il offre énormément d'avan-

tages qui sont (i) son invariance aux transformation géométriques et petites distorsion, (ii) robuste au bruit ,(iii) facile à implémenter. (iv) efficace à reprendre des images dominant des formes géométriques comme les lignes droites. Le seul désavantage de la transformée de Radon et qu'elle consomme un temps de calcul flagrant.

La détection et la recherche des logos dans les images est un problème plus complexe qui représentent un défi et a pris beaucoup de soucis par les chercheurs de la communauté d'imagerie Cette difficulté est due que le logo peut être une forme géométrique binaire, une texture ou une forme couleur. Aussi, le logo qui représente une association ou un organisme et peut être former des symboles multiples et mélangés du texte.

Dans ce mémoire, une approche de détection et de recherche des logos est conçue. L'objectif de cet approche est de concevoir un système de recherche des logos dans une base de donnée en utilisant l'histogramme de la transformée de Radon 2D qu'on appelle HRT ,et cela afin de créer des descripteurs de forme pour les logos invariants aux transformations géométriques aux petits chargements et distorsions, et aussi robuste au bruit . Le principe de recherche des logos consiste à apparier le logo requête avec un logo de la base de donnée en appliquant une mesure de similarité basée sur une distance euclidienne entre leurs descripteurs HRT Respectifs.

Notre mémoire est organisé comme suit. Le premier chapitre, expose un état de l'art en synthétisant les travaux de recherche réalisés ces dernières années liés au contexte de notre étude. Le second chapitre présente une vision générale sur les descripteurs de l'image, nous avons parlé sur les descripteurs de couleurs, de texture et de forme. Dans le troisième chapitre, nous avons présenté la transformée de Radon, et nous avons présenté l'aspect mathématique de cette transformée. Nous avons abordé le fondement de la théorie de Radon. Dans le quatrième chapitre, nous avons conçu une approche de recherche des logos dans une base de données en utilisant un descripteur de forme basé sur l'histogramme de transformation de Radon (HRT), résumant les principales étapes qui définit notre approche.

La dernier chapitre est consacré à l'implémentation du système de recherche des images logos dans une base de données en utilisant le descripteur de l'histogramme de transformée de Radon (HRT) dans la première partie. Dans la deuxième partie du chapitre,

INTRODUCTION GENERALE

nous avons présenté les résultats expérimentaux et test en utilisant une base de données des logos transformées créés à partir de la base originale UMD.

Chapitre 1:

L'état de l'art

I.1 Introduction

Dans ce chapitre, nous présentons un panorama des travaux liés aux problèmes de l'accès aux images et de leur manipulation. Plus précisément, nous nous intéressons aux travaux effectués sur la recherche d'images par le contenu. L'objectif est de faire un état des lieux sur quelques approches et systèmes proposés dans la littérature.

Nous introduisons aussi les différents descripteurs d'image et les différentes transformations géométriques appliqués en analyse et recherche d'image par le contenu.

I.2 Etat de L'art

— La première utilisation du terme “recherche d'images par le contenu” dans la littérature a été faite par T. Kato en 1992 [6]. Il s'agissait de rechercher des images à l'aide des caractéristiques de bas niveau telles que la couleur et la texture. A partir de là, le terme a été utilisé pour décrire le processus de recherche d'images dans une base de données à partir des caractéristiques pouvant être extraites automatiquement de l'image elles-mêmes. La forme est l'un des attributs de bas niveau le plus utilisé pour décrire la structure géométrique du contenu visuel. Même si la caractérisation du contenu visuel de l'image s'est avérée plus complexe par le descripteur les formes beaucoup de recherche ont montré leurs intérêts dans le développement des systèmes de recherche d'image par le contenu.

— Pour caractériser les formes dans une image, Jain et Valaya [7] ont proposé d'utiliser un histogramme d'orientation des gradients sur les contours (Edge Orientation Histogram). [8,9]. Les orientations sont quantifiées sur plusieurs bins afin d'atténuer partiellement les effets de la quantification, l'histogramme est lissé et pour chaque bin est en fait associée la moyenne des valeurs et de celles des deux bins adjacents. Ce descripteur est invariant à la translation, mais, bien évidemment pas à la rotation.

Aussi, Ferencsik [10] a décrit un descripteur de formes inspiré par la transformée de Hough (permettant de détecter les lignes dans une image), ce descripteur emploie une image en niveaux de gris. Pour chaque pixel, on utilise l'orientation de son gradient ainsi que la taille de la projection du vecteur pixel sur l'axe tangent au gradient. Ces deux informations sont captées dans un histogramme en deux dimensions, il propose également un descripteur de texture, qui est basé sur la transformée de Fourier 2D de l'image. Après avoir calculé la transformée de l'image, deux histogrammes distincts sont calculés en se basant sur l'amplitude de la transformée de Fourier ils représentent deux types de distributions de l'énergie. Le premier est calculé sur une partition en

disques concentriques. Les rayons sont calculés de façon à avoir un incrément de surface identique entre deux disques successifs. Il permet ainsi d'isoler les basses, moyenne set hautes fréquences. Le second découpe le plan complexe en parts, à la manière d'une tarte. Il se focalise donc plutôt sur les variations selon différentes orientations. Ces deux histogrammes sont utilisés conjointement et ont le même poids dans la signature finale.

Hu [11], a proposé plusieurs fonctions non linéaires définies sur les moments géométriques invariants aux transformations géométriques (translation, à la rotation et aux changements d'échelle). Ces descripteurs sont été appliqués avec succès à l'identification des objets comme les avions, les navires et les visages. Dans cette catégorie nous trouverons également les descripteurs de Fourier qui décrivent le contour par ses composantes fréquentielles, les moments de Zernike et Zernike modifié, ont été adaptés par de nombreux auteurs.

Ces moments invariants, qui peuvent être extraits d'une image binaire ou d'une image en niveaux de gris, offrent généralement des propriétés de restructibilité ce qui permet d'assurer quelles primitives extraites contiennent la plus grande partie de l'information incluse dans la forme étudiée[12].

De leur coté, Oliva et Torralba [17], proposent donc de calculer un descripteur de forme sur des images réduites en imasettes carrées, d'une taille comprise entre 32x32pixels et 128x128 pixels. Les images réduites sont en suite divisées en une grille régulière de 4régions de hauteur et 4régions de largeur. Enfin, un descripteur est calculé pour chacune des 16 régions obtenues. Ce descripteur est basé sur des histogrammes d'orientation de gradients, également très utilisés pour la description locale des images qui permettent de capturer de manière compacte mais néanmoins précise la forme globale d'une région d'image en caractérisant l'orientation des différents contours qui y apparaissent. Les descripteurs des différentes régions sont ensuite concaténés pour obtenir un vecteur décrivant l'image dans sa globalité. Aussi , cette étape implique la présence d'informations géométriques dans le descripteur, puisque chaque sous-partie du descripteur correspondra à une région donnée de l'image.

Au même titre que la forme[21], la texture est une caractéristique fondamentale des images car elle concerne un élément important de la vision humaine. De nombreuses méthodes ont été proposées afin de définir des descripteurs permettant de caractériser cette notion aussi riche que complexe. L'une des méthodes de description de la texture la plus utilisée pour la recherche d'images par le contenu basé sur les propriétés fréquentielles comme la transformée de Fourier, la représentation de Gabor, les ondelettes et la transformée en cosinus discret .

Beaucoup d'approches basé sur la transformée de Fourier out été proposé dans la litté-

ature. Zhang et G. Lu [13] proposent une méthode qui utilise la transformée de Fourier appelé descripteur de Fourier générique (GFD). Le GFD est invariant à la rotation. La translation est normalisée par déplacer vers l'origine de la forme en centre de gravité. La mise à l'échelle de forme est normalisée en divisant la magnitude par sur face de la forme.

Q. Chen et al. [14] proposent une méthode utilisant la transformée de Mellin Fourier (FMT). Il s'agit d'une amélioration de la Transformée de Fourier en utilisant les coordonnées de l'image polaire, le FMT est invariant vers ces transformations géométriques sans aucune normalisation. Un descripteur compacte basé sur la transformée de Radon appelé R-transformée est proposé par S. Tabone et al [15]. Le R-transformation est invariant à la translation et la rotation, mais il a besoin d'une normalisation à la mise à l'échelle. Ces normalisations sont non robustes en cas d'une avec occlusion et bruits.

D'autres études qui ont pris le plus grand essor ces dernières années se sont orientées vers l'information couleur. De nombreux travaux ont vu en effet le jour quant à l'utilisation de la couleur pour la recherche d'images par le contenu. Une des premières approches d'écrivant l'information couleur est d'utiliser les histogrammes de couleurs [22] ou les moments de premiers ordres des distributions [23] tels que la moyenne et la variance. Ces deux descriptions présentent l'avantage d'être invariantes aux translations et rotations opérées sur les images. Ce la permet ainsi de décrire deux images identiques à une transformation géométrique près par la même information couleur. Néanmoins, deux images représentant des contenus différents peuvent partager le même histogramme. Afin de remédier l'inconvénient majeur des histogrammes de couleurs qui est le manque de l'information spatiale concernant la distribution de la couleur, des histogrammes locaux ont été mis en œuvre.

Dans [24], une nouvelle technique à base d'histogrammes locaux de couleurs a été proposée. Cette technique est insensible à la rotation. Elle divise une image en un ensemble de blocs égaux et calcule leur histogramme de couleurs. Elle utilise un graphe biparti pour calculer la distance ayant le coût minimal entre deux images. Dans ce cas chaque bloc de l'image requête est comparé à tous les blocs des images de la base afin de retrouver les images similaires.

Il existe d'autres approches qui intègrent les informations spatiales aux histogrammes de couleurs autres que le partitionnement d'une image en régions. Dans [25], les histogrammes perpétuellement pondérés ont été proposés. Leur principe de fonctionnement consiste à trouver les couleurs représentatives d'une image, Le nombre de couleurs représentatives est égal au nombre des barres de l'histogramme de couleurs.

Dans [26], les auteurs ont proposé les histogrammes joints pour la description des images.

D'abord un ensemble d'attributs locaux de pixels est sélectionné. Ensuite un histogramme multidimensionnel est construit. Chaque entrée de cet histogramme contient le nombre de pixels décrits par une combinaison particulière d'attributs. L'histogramme de couleurs calcule la densité des pixels ayant une couleur particulière tandis qu'un histogramme joint calcule la densité jointe de plusieurs attributs de pixels.

— Les histogrammes basés sur le contour ont été utilisés dans [27]. Ils servent à décrire, dans ce cas, la longueur des contours entre différentes couleurs dans le but de prendre en considération les informations géométrique pour l'indexation des images.

Les vecteurs de cohérence de couleurs ont été proposés dans [18], Ces derniers classifient chaque pixel en cohérent ou non cohérent selon l'appartenance de ce pixel à une région homogène de couleur. Ensuite l'histogramme de couleurs est construit et la valeur de chaque barre de l'histogramme est le nombre de pixels cohérents, cette approche intègre un peu d'information spatiale. Elle peut être vue comme un raffinement de l'histogramme, cependant, elle présente l'inconvénient d'amplifier la sensibilité aux conditions d'illumination, contrairement au corrélogramme.

Partant de cette dernière observation Huang et al[19] utilisent les Corrélogrammes de couleurs comme primitives, où le corrélogramme représente les corrélations de couleurs entre paires de pixels séparés par plusieurs distances, Cette dernière extraction d'information améliore les résultats de recherche et elle est alors considérée comme meilleure.

Pour leur part Vertan et Doujema[20] ont utilisé l'histogramme de couleurs pondérés La méthode repose sur la combinaison des informations de couleur et de structure (texture et /ou forme) dans une même représentation, Il est bien connu que les histogrammes de couleurs classiques ne conservent aucune information sur la localisation des pixels dans l'image mais on sait également que des pixels ayant la même couleur n'ont pas forcément la même importance visuelle en fonction, justement, de leur localisation.

Dans [30] une décomposition en beamlets de l'image est proposée cette approche adaptative, considère un partitionnement de l'image en quad-tree, puis effectue une transformée de Radon dans chaque bloc quad-tree. Les coefficients de beamlets sont liés par une relation multi-échelle, où chaque beamlet à un niveau donné est décomposée en trois beamlets connexes au niveau suivant. Cette transformée permet d'approximer les courbes dans les images et d'en extraire les contours par sélection dans le graphe de connexité des beamlets.

Les wedgelets de Donoho [31] segmentent le support de l'image en carrés dyadiques adaptés. Sur chaque carré de l'image est approximée par une constante de chaque côté d'une frontière droite, dont la direction est optimisée au contenu local de l'image. Cette approche est généralisée par Shukla et al.[32] en remplaçant les constantes par des polynômes et la frontière droite par une courbe polynomiale. Ce type d'approche est particulièrement efficace tant que la géométrie de l'image reste relativement simple.

La transformée en Bandelettes, introduite par le Pennec et Mallat dans [33] [34], construit une base adaptée au contenu géométrique d'une image. L'idée centrale dans la construction des bandelettes est de définir la géométrie comme un champ vectoriel ou un flux géométrique. Ce champ vectoriel joue le même rôle que les vecteurs de mouvement dans les séquences d'images vidéo. Il indique la direction du déplacement des valeurs de niveau de gris, non pas dans le temps, mais dans l'espace. Cette géométrie est simplifiée par la segmentation d'une image en carrés, dont les dimensions sont adaptées aux structures locales de l'image.

I.3 Conclusion

Dans cette recherche bibliographique sur la recherche d'images par le contenu, nous avons exploré, l'état de l'art sur les différents travaux effectués sur le problème de recherche d'images en détaillant les méthodes utilisées ainsi que les descripteurs de forme adaptés.

Chapitre 2:

*Les descripteurs des
images*

II.1 Introduction

Dans la recherche d'image il y a plusieurs descripteurs d'image (couleur, texture, et la forme) nous allons basée sur les descripteurs de formes peuvent être classés en deux catégories principales, l'une est basée sur les contours et l'autre, sur les régions. Les descripteurs de la première catégorie ne peuvent pas détecter la structure interne de la forme puisqu'ils sont basés uniquement sur les contours. En outre, les méthodes basés sur ces descripteurs ne sont pas adaptées aux formes disjointes ou creuses, comme les symboles graphiques, car l'information sur le contour n'est pas disponible. Par conséquent, elles sont limitées à un certains types d'applications [5].

Les descripteurs de l'image sont conçus afin de bien représenter une forme ou un objet avant de lancer un traitement efficace et moins complexe l'utilisation de descripteur de forme nous permet de caractérisé les propriétés géométrique des différents régions constituant l'image, la forme est une caractéristique visuelle importante elle présente un des attributs de base pour décrire le contenu visuel d'une image.

II.2 Définition d'une Image:

L'image est une représentation d'une personne ou d'un objet par la peinture, la sculpture, le dessin, la photographie, le film, etc... C'est aussi un ensemble structuré d'informations qui, après affichage sur l'écran, ont une signification pour l'œil humain.

L'image peut être décrite sous la forme d'une fonction $I(x,y)$ de brillance analogique continue, définie dans un domaine borné, tel que x et y sont les coordonnées spatiales d'un point de l'image et I est une fonction d'intensité lumineuse et de couleur. Sous cet aspect, l'image et inexploitable par la machine, ce qui nécessite sa numérisation [29].

Contrairement aux images obtenues à l'aide d'un appareil photo, ou dessinées sur du papier, les images manipulées par un ordinateur sont numériques représentées par une série de bits). La numérisation d'une image est la conversion de celleci de son état analogique en une image numérique représentée par une matrice bidimensionnelle de valeurs numériques $f(x,y)$ ou x, y coordonnées cartésiennes d'un point de l'image. $F(x, y)$: niveau de gris en ce point[29].

II.3 Les types d'images:

II.3.1 Image Vectorielle:

Une image vectorielle en informatique, est une image numérique composée d'objets géométriques individuels (segments de droite, polygones, arcs de cercle, etc.) définis chacun par divers attributs de forme, de position, de couleur, etc.

Elle se différencie de cette manière des images matricielles ou « bitmap », dans lesquelles on travaille sur des pixels.

Ces images peuvent être créées avec des logiciels spécifiques comme Adobe Flash ou Adobe Illustrator.

Il existe de nombreux formats de fichiers vectoriels, parmi lesquels, on peut citer : .SVG, .DXF ou .DWG[29].

II.3.2 Image Matricielle:

Une image matricielle ou bitmap est représentée, comme son nom l'indique, par une matrice de points (un tableau à deux dimensions). Ces points sont appelés des pixels.

Le nom pixel provient du terme anglais PICtureELement qui signifie le plus petit élément de l'image qui peut être manipulé par le matériel et les logiciels d'imageries ou d'impression.

En fait, vos fichiers d'extension bmp, jpg, gif, png sont des fichiers d'images bitmap.

Lorsque vous zoomez une image bitmap comme le montre la figure ci-dessous, vous pouvez identifier ces points coloriés à cause de l'effet aliasing (ou crénelage) qui apparaîtront lors d'une faible résolution[29].

II.4 Les formats d'images :

Un format d'image est une représentation informatique de l'image se sont:

BMP (BitMaP): Le format BMP est le format par défaut du logiciel Windows. C'est un format matriciel. Les images ne sont pas compressées.

DXF : Le format DXF est un format vectoriel créé par la compagnie AutoDesk pour son logiciel de CAO AUTOCAD. Bien qu'étant un format très répandu dans le monde de la

conception et du dessin assisté par ordinateur le format DXF est très peu répandu en d'autres domaines.

EPS (Encapsulated PostScript) : Un document en format EPS vectoriel est un fichier en langage PostScript décrivant le contenu d'une image ou d'une page complète (textes, fichiers images importées).

PNG : Portable Network Graphics: Les images PNG stockent une image raster unique de n'importe quelle profondeur de couleur. Le format PNG est un format indépendant de la plateforme.

JPEG : Joint Photographic Experts Group : Les images JPEG stockent une image raster unique avec une profondeur de couleur 24 bits. Le format JPEG est indépendant de la plateforme et il prend en charge les niveaux les plus élevés de compression toutefois, cette compression entraîne une perte, les fichiers JPEG progressifs prennent en charge l'entrelacement

GIF : GraphicsInterchange Format : Les images GIF stockent des données d'image raster uniques ou des données d'image raster multiples en 8 bits ou 256 couleurs. Les images GIF prennent en charge la transparence, la compression, l'entrelacement et les images multiples (GIF animés).

TIFF : Tagged Image File Format : Les images TIFF stockent une image raster unique de n'importe quelle profondeur de couleur. Le format TIFF est de l'avis général le format de fichier graphique le plus largement pris en charge dans l'industrie de l'imprimerie. Il prend en charge la compression facultative et ne convient pas à l'affichage dans les navigateurs Web.

DXF : AutoCAD DrawingInterchange File : Le format DXF est un format ASCII vectoriel utilisé par le programme Autodesk AutoCAD. AutoCAD fournit des schémas très détaillés qui sont totalement évolutifs.

CGM : Computer GraphicsMetafile: Le métafichier CGM peut contenir des informations vectorielles et des informations d'image bitmap. Il s'agit d'un format de fichier normalisé au niveau international et utilisé par de nombreuses organisations et agences gouvernementales.

CDR : CorelDRAW!:Le métafichier CorelDRAW peut contenir à la fois des informations vectorielles et des informations d'image bitmap.

WMF : Windows Metafile: Le format WMF est un format de métafichier 16 bits qui peut

contenir à la fois des informations vectorielles et des informations d'image bitmap. Il est optimisé pour le système d'exploitation Windows.

EPS : Encapsulated PostScript: Le format Encapsulated PostScript est un langage de description d'imprimante propriétaire qui peut décrire des informations vectorielles et des informations d'image bitmap.

EMF : Enhanced Metafile: Le format Enhanced Metafile est un format 32 bits qui peut contenir à la fois des informations vectorielles et des informations d'image bitmap. Ce format est une amélioration du format WMF (Windows Metafile Format) [29].

II.5 Les types de descripteurs d'images :

On décrit rarement un objet dans sa totalité. On cherche ainsi à isoler les parties sur lesquelles on effectue des mesures (paramètres) reflétant l'identité de la forme générale. On distingue généralement trois types de descripteurs d'images qui sont :

II.5.1 Les descripteurs de couleurs :

La couleur est une caractéristique riche en information et très utilisée pour la présentation des images. Elle forme une partie significative de la vision humaine. La couleur est devenue la première signature employée pour la classification, le suivi et la recherche d'images par le contenu en raison de son invariance par rapport à l'échelle, la translation et la rotation. Ces valeurs tridimensionnelles font que son potentiel discriminatoire soit supérieur à la valeur en niveaux de gris des images. Une indexation couleur repose sur deux principaux choix : l'espace colorimétrique et le mode de représentation de la couleur dans cet espace [28].

II.5.1.1 Les espaces de couleurs

Avant de sélectionner un type de description du contenu couleur, il convient de choisir un espace de couleurs. Une couleur est généralement représentée par trois composantes. Ces composantes définissent un espace de couleurs. Plusieurs études ont été réalisées sur l'identification d'espaces colorimétriques le plus discriminants mais sans succès car il n'existe pas d'espace de couleurs idéal. Il existe plusieurs espaces colorimétriques qui ont chacun

certaines caractéristiques intéressantes. L'espace RGB est très simple à utiliser, car c'est celui employé par de nombreux appareils de capture d'images qui effectuent leurs échanges d'informations uniquement en utilisant les triplets (rouge, vert, bleu). Cette manière de représenter la couleur est extrêmement basique, puis qu'aucun traitement n'est nécessaire. Ce pendant, ces trois composantes sont fortement corrélées, cet espace est sensible aux changements d'illumination, et ne correspond pas au processus de perception humaine.

L'histogramme est défini comme une fonction discrète qui associe à chaque valeur d'intensité le nombre de pixels prenant cette valeur. La détermination de l'histogramme est donc réalisée en comptant le nombre de pixel pour chaque intensité de l'image.

Pour l'image couleur, qui utilise le triplet (rouge, vert, bleu), on associe trois histogrammes pour les trois composantes du couleur.

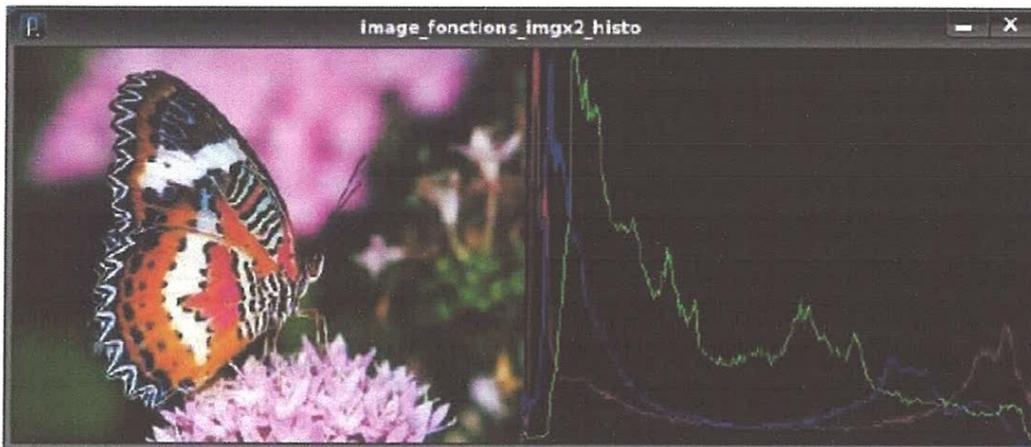


Figure II.1 : histogramme d'une image.

II.5.2 Les descripteurs de textures

La texture est le second attribut visuel largement utilisé pour décrire une image. Elle permet de combler un vide que la couleur est incapable de faire, notamment lorsque les distributions de couleurs sont très proches.

La texture est définie comme la répétition d'un motif créant une image visuellement homogène. Plus précisément, la texture peut être vue comme un ensemble de pixels spatialement agencés selon un certain nombre de relations spatiales ainsi créant une région homogène [45].

La texture, joue donc un rôle important en analyse d'images non seulement dans les applications de classification mais aussi de segmentation et de caractérisation [28]. De nombreuses approches [46] et modèles ont été proposées pour la caractérisation de la texture. Parmi les plus connues, on peut citer : les méthodes statistiques, les méthodes fréquentielles et les méthodes géométriques.

L'une des méthodes de description de la texture les plus utilisées concerne les propriétés fréquentielles et s'appuie sur la transformée de Fourier, le filtre de Gabor, les ondelettes ... etc.

Elle repose sur l'analyse d'une fonction de densité spectrale dans un domaine fréquentiel. La texture est définie comme un mélange de signaux de fréquences, d'amplitudes et de directions différentes. Ces méthodes consistent à extraire l'énergie portée par le signal dans diverses bandes de fréquence) [28].

a) Les filtres de Gabor

Les filtres de Gabor sont largement utilisés en indexation, pour la description de la texture. Ils permettent une bonne résolution temporelle à haute fréquence et une bonne résolution harmonique sans grande précision temporelle à basse fréquence [47]. Sommairement, les paramètres de texture sont déterminés en calculant la moyenne et l'écart type des niveaux de gris de l'image filtrée par Gabor. En fait, ce n'est pas une seule valeur de moyenne et d'écart type qui sera calculée, mais plutôt un ensemble de valeurs égal au nombre d'échelles multiplié par le nombre d'orientations utilisées. On aura donc ce qui est parfois appelé la banque de filtre de Gabor. Mathématiquement, toutes les valeurs des moyennes et d'écarts type calculées seront regroupées dans un seul vecteur descripteur [45].

b) Les ondelettes :

La transformée en ondelettes consiste à décomposer un signal en utilisant une famille de fonctions $\psi_{m,n}(x)$ obtenues par la translation et la dilatation d'une fonction mère $\psi(x)$. Les ondelettes sont générées à partir de cette fonction $\psi(x)$

$$\psi_{m,n}(t) = \frac{1}{\sqrt{m}} \psi\left(\frac{t-n}{m}\right) \quad m > 0, n \in R \quad (\text{II.1})$$

Où m est le facteur d'échelle (dilatation), n est le facteur de translation et $\frac{1}{\sqrt{m}}$ est un facteur de normalisation à travers les différentes échelles. On définit alors les coefficients de la transformée en ondelettes d'un signal $s(x)$, comme étant les produits scalaires :

$$C_s(m, n) = \frac{1}{\sqrt{m}} \int_{-\infty}^{+\infty} s(x) \overline{\psi\left(\frac{x-n}{m}\right)} dx \quad (\text{II.2})$$

à partir de la transformée en ondelettes on peut extraire des attributs de différents types et à différents niveaux de résolution. L'image d'approximation donne des informations sur les régions qui composent l'image, d'une résolution fine à une résolution grossière. Les images de détails donnent des informations horizontales, verticales et diagonales sur l'image. L'énergie des coefficients d'ondelettes est directement disponible, on la calcule en prenant la somme des carrés des coefficients d'ondelettes. On a ainsi des mesures d'énergie à différents niveaux de résolution.

L'extraction d'attributs caractéristiques de texture a donné aussi lieu à un certain nombre de méthodes d'analyse géométrique. Ces méthodes sont dédiées à l'analyse structurale basée sur l'identification d'un ou plusieurs motifs et de leur répartition spatiale. Elles permettent de décrire la texture en définissant les primitives et les règles d'arrangement qui les relient en effet, les textures ordonnées possèdent des primitives qui se répètent dans les images en des positions suivant une certaine loi [48]. A la différence des méthodes statistiques, les méthodes structurales permettent de synthétiser des textures en modifiant ces règles d'arrangement. De telles méthodes semblent plus adaptées à l'étude de textures périodiques ou régulières.

II.5.3 Le descripteur de formes :

L'information de forme est complémentaire de celle de la couleur. La forme est généralement une description très riche d'un objet de nombreuses solutions ont été proposées pour représenter une forme, nous distinguons deux catégories de descripteurs de formes,

Les descripteurs basés sur les frontières (contours) et les descripteurs basés sur les régions. Les premiers font classiquement référence aux descripteurs de Fourier et portent sur une caractérisation des contours de la forme. La seconde approche fait référence aux moments invariants et sont utilisés pour caractériser l'intégralité de la forme d'une région. Ces attributs

sont robustes aux transformations géométriques comme la translation, la rotation et le changement d'échelle [28].

II.5.3.1 Les descripteurs basés sur le contour :

Les méthodes basées sur les contours sont en fait assez minoritaires lorsque le but est de partitionner complètement l'image elles présentent l'intérêt de se baser sur une information de taille réduite (liste de contours). À partir d'une carte de contours essayer de détecter des contours fermés pour constituer des régions cette étape se résout avec différentes techniques selon le souhait sinon d'employer une heuristique de détection ou de se restreindre à des formes spécifiques. Ces techniques basent sur différents descripteurs FD ,FMT.....etc [28].

a) Descripteurs de Fourier :

Les Descripteurs de Fourier DFs font partie des descripteurs les plus populaires pour les applications de reconnaissance de formes et de recherche d'images. Ils ont souvent été utilisés par leur simplicité et leurs bonnes performances en termes de reconnaissance [51] d'appariement. De plus, ils permettent de décrire la forme de l'objet à différents niveaux de détails. Les descripteurs de Fourier sont calculés à partir du contour des objets. Leur principe est de représenter le contour de l'objet par un signal 1D puis de le décomposer en séries de Fourier. Les DFs sont généralement connus comme une famille de descripteurs car ils dépendent de la façon dont les objets sont représentés [28].

II.5.3.2 Les descripteurs basés sur les régions :

Ces techniques basées sur l'intégralité de l'information incluse dans l'image pour traiter les régions selon un critère d'homogénéité donné. Parmi ces techniques, on trouve les moments géométriques de Hu et orthogonaux... etc. les techniques hybrides combinent ces deux techniques [28].

L'histoire de moments invariants commencé plusieurs années avant l'apparition des premiers ordinateurs, au 19e siècle dans le cadre de la théorie des invariants algébriques.

a) Les moments orthogonaux :

Les moments orthogonaux, comme leur nom l'indique, sont définis dans une base orthogonale, ce qui évite la redondance des informations portées par chacun des moments. Les deux types de moments orthogonaux les plus utilisés sont : les moments de Legendre et les moments de Zernike, dont nous donnons les définitions ci-dessous)[28].

Moments de Legendre :

Les moments de Legendre sont définis à partir des polynômes du même nom. Ils sont définis dans le carré unité $[-1, 1] \times [-1, 1]$, ce qui oblige à normaliser l'objet dont on veut calculer ces moments.

Le polynôme de Legendre d'ordre n est donné par :

$$\forall x \in [-1, 1], \forall n \in \mathbb{N}, p_n(x) = \frac{1}{2^n n!} \frac{d^n (x^2 - 1)^n}{dx^n} \quad (\text{II.3})$$

Les polynômes de Legendre forment $\{p_n(x)\}$, une base complète et orthogonale sur le domaine de définition $[-1, 1]$

$$\forall (x, y) \in [-1, 1]^2, \forall (m, n) \in \mathbb{N}^2, \iint_{-1}^1 p_m(x) p_n(y) dx dy = \frac{2}{2^{m+1}} \delta_{mn} \quad (\text{II.4})$$

δ_{mn} Représente la fonction de Kronecker.

Les moments de Legendre d'ordre N sont donc donnés par :

$$\forall (x, y) \in [-1, 1]^2, \forall (m, n) \in \mathbb{N}^2, N = p + q,$$

$$L_{pq} = \frac{(2p+1) \times (2q+1)}{4} \iint_{-1}^1 p_p(x) p_q(y) f(x, y) dx dy \quad (\text{II.5})$$

Où $l(x, y)$ est le niveau de gris d'un pixel de l'image I sur laquelle on calcule le moment. A partir de cette équation, on peut générer une infinité de moments de Legendre plusieurs études sur la reconnaissance des formes ont démontré que l'utilisation des moments de Legendre de bas ordre (jusqu'à l'ordre 3) est suffisante pour représenter la forme globale de l'entité donnée [28].

Les moments de Zernike :

Ce type des moments a été initialement introduit par Tague [50] et qui sont construits à partir de polynômes complexes et forment un ensemble orthogonal complet définie sur le disque unité. Ils sont invariants au rotation et aux changements d'échelles et présentent des propriétés intéressante sen termes de résistance aux bruits, efficacité informative et possibilité de reconstruction.

Les moments orthogonaux de Zernike d'ordre p sont définis de la manière suivante :

$$A_{mn} = \frac{m+1}{\pi} \iint I(x, y) [V_{m,n}(x, y)] dx dy \quad (\text{II.6})$$

Où m et n définissent l'ordre du moment et I(x, y) le niveau de gris d'un pixel de l'image I sur laquelle on calcule le moment.

Les polynômes de Zernike $V_{mn}(x, y)$ sont exprimés en coordonnées polaires :

$$V_{m,n}(r, \theta) = R_{m,n}(r) e^{-jn\theta} \quad (\text{II.7})$$

Où $R_{m,n}(r)$ est le polynôme radial orthogonal :

$$R_{m,n}(r) = \sum_{s=0}^{\frac{m-|n|}{2}} (-1)^s \frac{(m-s)!}{s! \left(\frac{m-|n|}{2} - s\right)! \left(\frac{m-|n|}{2} - s\right)!} r^{m-2s} \quad (\text{II.8})$$

Avec $n = 1, 2, 3, \dots, \infty$; $0 \leq |m| \leq n$ et $n - |m|$ un entier pair .

Les polynômes de Zernike sont orthogonaux, et donc les moments correspondants le sont également. Cette propriété d'orthogonalité annule l'effet de redondance de l'information portée par chaque moment)[28].

b) Les moments géométriques :

Les moments géométriques [49] permettent de décrire une forme à l'aide de propriétés statistiques. Ils représentent les propriétés spatiales de la distribution des pixels dans l'image. Ils sont facilement calculés et implémentés. Par contre, cette approche est très sensible au bruit et aux déformations et le temps de calcul de ces moments est très long.

Il est possible de calculer à partir de ces moments l'ellipse équivalente à l'objet. Afin de calculer les axes de l'ellipse, il faut ramener les moments d'ordre 2 au centre de gravité :

$$m_{2,0}^g = m_{2,0} - m_{0,0}x_c^2 \quad (\text{II.9})$$

$$m_{1,1}^g = m_{1,1} - m_{0,0}x_c y_c \quad (\text{II.10})$$

$$m_{0,2}^g = m_{0,2} - m_{0,0}y_c^2 \quad (\text{II.11})$$

Puis on détermine l'angle d'inclinaison de l'ellipse α :

$$\alpha = \frac{1}{2} \arctan \frac{2m_{1,1}^g}{m_{2,0}^g - m_{0,2}^g} \quad (\text{II.12})$$

La formulation générale de ces moments géométriques dans le domaine continu est donnée par l'équation suivante :

$$M_{pq} = \iint x^p y^q f(x, y) dx dy \quad (\text{II.13})$$

Où X et Y sont des variables indépendantes d'une fonction f quelconque.

Pour des images numérisées le moment d'ordre (p+q) est donné par :

$$m_{p,q} = \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} i^p j^q f(i, j); p, q = 0, 1 \dots \dots, \infty \quad (\text{II.14})$$

Où M et N sont respectivement la dimension horizontale et verticale de l'image et f(i, j) l'intensité du point (i, j) dans l'image.

Le moment d'ordre 0, noté $m_{0,0}$ est une valeur représentant la surface de l'objet et le rapport des moments d'ordre 1, notés $m_{0,1}$, $m_{1,0}$, et $m_{0,0}$ définissent le centre de gravité de la surface de l'objet. Il est calculé par l'expression suivante :

$$x_g = \frac{m_{1,0}}{m_{0,0}} \quad y_g = \frac{m_{0,1}}{m_{0,0}} \quad (\text{II.15})$$

Ces moments de base sont d'utilité limitée puisqu'ils varient à chaque changement de

l'origine, échelle et orientation de l'objet. Un ensemble de moments invariants serait plus utile. Ceci peut être dérivé en calculant d'abord les moments centrés par l'équation suivante :

$$\mu_{p,q} = \sum_i \sum_j (i - x_g)^p (j - y_g)^q f(i,j) \quad (\text{II.16})$$

Les moments centrés sont utilisés pour le calcul des moments centrés normalisés : Ils sont calculés par l'expression suivante :

$$\eta_{pq} = \frac{\mu_{p,q}}{s^{\frac{p+q}{2}+1}} ; p + q \geq 2 \quad (\text{II.17})$$

Où s représente la surface de l'objet.

II.5.4 Les moments invariants de Hu

A partir des moments géométriques, Hu a proposé un ensemble de sept moments invariants aux translations, rotations et changement d'échelle. Ils sont très utilisés dans la littérature pour la description de formes en vue d'une classification ou d'une indexation ou d'une recherche, mais sont assez sensibles aux bruits. Par ailleurs cette famille de descripteurs n'est ni orthogonale, ni complète.

La théorie des invariants algébriques provient probablement du célèbre mathématicien qui a été présentée à la communauté de la reconnaissance des formes en 1962 par Hu qui a utilisé les résultats de la théorie des invariants algébriques et tirait ses sept invariants célèbres de rotation des objets. Depuis améliorations et généralisations des invariants de Hu et aussi de son utilisation dans de nombreux domaines d'application.

Les moments invariants de Hu ces moments permettent de décrire la forme à l'aide de propriétés statistiques ils sont simples à manipuler, et sont robustes aux transformations géométriques comme la translation, la rotation et le changement d'échelle plusieurs techniques ont été développées pour la caractérisation et la représentation d'objets par ces moments. Hu a défini sept moments invariants.

A partir des moments centrés normalisés, nous avons calculé un ensemble de sept paramètres invariants. Ces 7 moments invariants sont [28]:

- **Invariants de Hu du second ordre**

$$\Phi_1 = \eta_{20} + \eta_{02}$$

$$\Phi_2 = (\eta_{20} - \eta_{02})^2 + 4\eta_{11}^2$$

- **Invariants de Hu du troisième ordre**

$$\Phi_3 = (\eta_{30} - 3\eta_{12})^2 + (3\eta_{21} - \eta_{03})^2$$

$$\Phi_4 = (\eta_{30} + \eta_{12})^2 + (\eta_{21} + \eta_{03})^2$$

$$\Phi_5 = (\eta_{30} - 3\eta_{12})(\eta_{30} + \eta_{12})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - 3(\eta_{21} + \eta_{03})^2] \\ + (3\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{21} + \eta_{03})[3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2]$$

$$\Phi_6 = (\eta_{20} - \eta_{02})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2] + 4\eta_{11}(\eta_{30} + \eta_{12})(\eta_{21} + \eta_{03})$$

$$\Phi_7 = (3\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{30} + \eta_{12})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - 3(\eta_{21} + \eta_{03})^2] \\ + (3\eta_{12} - \eta_{30})(\eta_{21} + \eta_{03})[3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2]$$

II.6 Conclusion:

Nous avons présenté une vision générale sur les descripteurs de l'image, utilisés dans la description des caractéristiques de l'image. Ces descripteurs résultent d'une analyse où on prend l'image comme le seul facteur à manipuler, donc ces descripteurs sont valables pour n'importe quel type d'objets à traiter de formes.

Chapitre 3:

La transformée de

Radon

III.1 Introduction

La transformée de Radon a vu beaucoup d'application dans le domaine de traitement d'images et de signal. Cette transformée a l'importante propriété de convertir des images 2-D en une série de projections 1-D. Cela permet de faciliter et d'accélérer énormément le traitement de l'information. De plus, la transformée de Radon d'un image est invariante par rapport à la rotation et à la translation, ce qui lui confère une place privilégiée dans le traitement des problèmes liés à l'images.

Dans ce chapitre, nous présentons l'aspect mathématique de cette transformée. D'abord, nous abordons le fondement de la théorie de Radon, ses propriétés et ainsi ses relations avec les autres transformations comme la transformée de Fourier et de Hough.

La transformée de Radon est une technique mathématique développée par le mathématicien Autrichien Johann Radon en 1917 [52]. Cette transformée permet de convertir une fonction (image) de 2-D en une série de projections de 1-D pour tout angle $\theta \in [0, 2\pi]$.

une projection à un angle θ donné est obtenue comme l'intégration linéaire de la fonction sur toutes les lignes parallèles. L'une des propriétés les plus importantes de la transformée de Radon est qu'elle est inversible d'où la possibilité de la reconstruction de la fonction projetée à partir de la connaissance de ses intégrations le long d'hyperplans de son espace [53] Ainsi, la structure interne d'un objet peut être déterminée d'une manière non destructive à partir de ses projections. Pour souligner l'importance de cette transformée nous allons citer quelques domaines d'applications : La tomographie à rayons X, la tomographie à émission de positrons, la tomographie ultrasonore, l'astronomie, la microscopie électronique, l'imagerie à résonance magnétique nucléaire et en géophysique, et récemment dans le domaine de traitement d'image comme la compression et l'analyse

III.2 le principe de la transformée de radon

Le principe d'utiliser la transformée de Radon dans la reconnaissance des formes est la détection des éléments linéaires dans une image. Le principe de la transformée de Radon, cela consiste à calculer l'intégrale de la fonction intensité le long de différentes lignes de l'image et de projeter cette information sur un espace de paramètres, représentant par les coordonnées polaires (θ, ρ) de ces lignes. L'idée, est qu'un pic (ou une vallée) dans l'espace des paramètres (θ, ρ) peut éventuellement représenter une ligne claire (ou sombre) dans l'image [61].

La transformées de Radon offre plusieurs avantages qui sont l'invariance à la rotation et à la translation, en plus de sa grande insensibilité par rapport aux bruits.

La transformée de Radon 2D bidimensionnelle consiste, très brièvement, à faire des projections successives d'une fonction $f(x,y)$ suivant différentes directions tel que schématisé dans la figure III.1 [61].

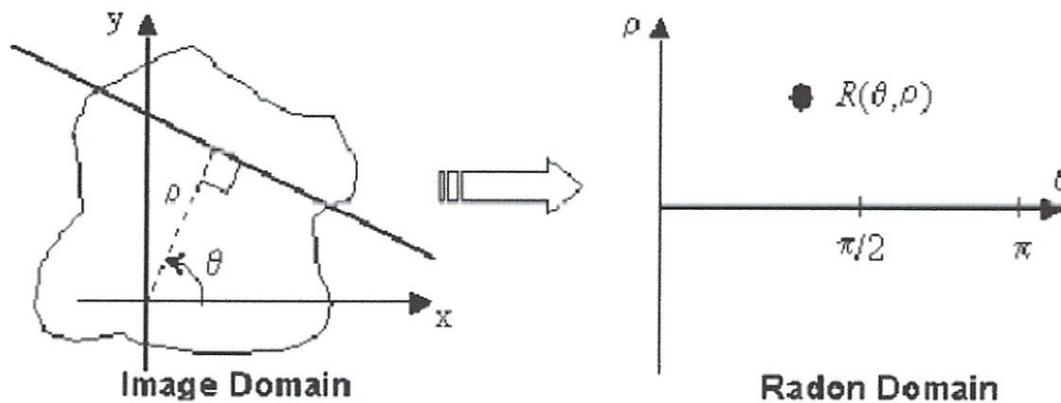


Figure III.1 : représentation du domaine spatial et du domaine de Radon

Donc pour chaque droite de direction donnée correspond une projection estimée par l'intégrale de la fonction sur la droite. Chaque rayon est indexé par sa distance par rapport à l'origine et son angle. Une définition mathématique et plus rigoureuse sera donnée dans l'approche mathématique.

Comme le voyons sur la figure III.2, dans le domaine de Radon, une ligne est représentée par un point. Des caractéristiques géométriques de l'image originale produisent

des pics ou des groupements de points dans le domaine de Radon. C'est ce qui constitue la force de cette transformée et sa large utilisation dans le traitement d'images [61].

III.3 Aspect mathématique de la transformée :

Soit $f(x, y)$ une fonction continue et à support compact dans \mathbb{R}^2 . La transformation de Radon de $f(x, y)$ est définie par les intégrales de curvilignes au long d'une droite L :

$$Rf = \int_L f(x, y) dl \quad (\text{III.1})$$

dont la droite $L \equiv L(\theta, p)$ est établie par la formule suivante :

$$p = x \cos \theta + y \sin \theta \quad \forall p \in \mathbb{R}, \theta \in [0, 2\pi] \quad (\text{III.2})$$

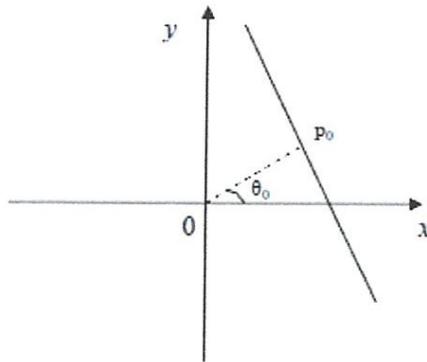
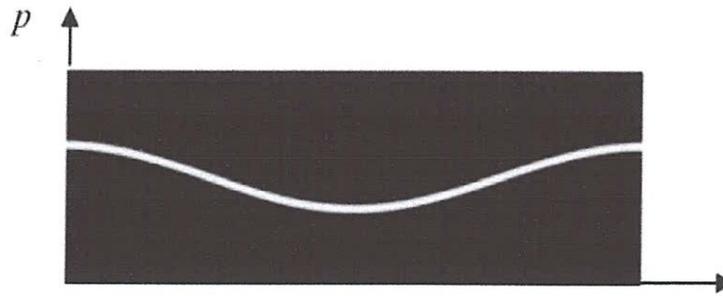
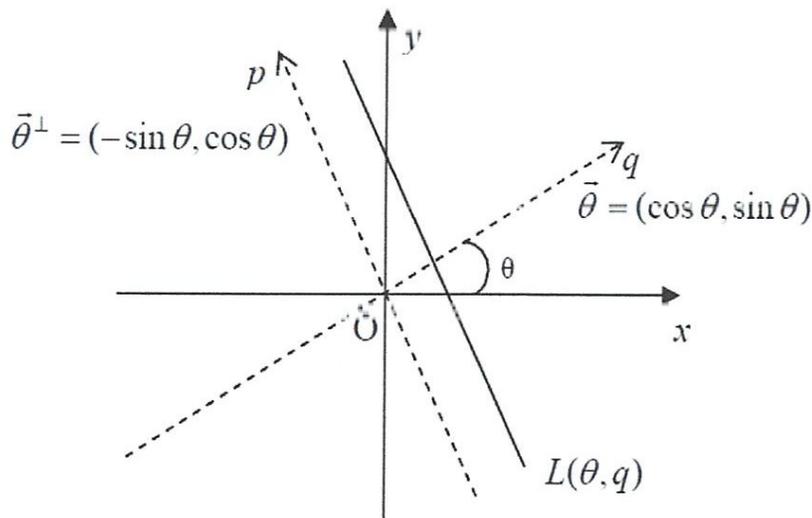


Figure III.2 : droite L est déterminée par deux paramètres p_0 et θ_0

Si on ne collecte que certaines valeurs de p et θ , on obtient seulement un échantillon de la transformée de Radon. L'ensemble des mesures de la transformée de Radon $Rf(\theta, p)$ obtenues pour une valeur fixée de θ avec $p \in (-\infty, +\infty)$ est appelé une projection de $f(x, y)$. L'ensemble des mesures de Radon $Rf(\theta, p)$ obtenues pour $p \in (-\infty, +\infty)$ et $\theta \in [0, 2\pi]$ est appelé un sinogramme. On l'appelle sinogramme car les données associées au point d'objet $f(x, y) = \delta(x - x_0) \delta(y - y_0)$ sont uniquement non nulles le long de la sinusoïde $p = x \cos(\theta) + y \sin(\theta)$ dans le domaine (p, θ) (Fig. III-3) [59].

Figure III.3 sinogramme pour un point objet dans l'espace (θ, p)

Maintenant, supposons que les axes du système de coordonnées (Oxy) tournent d'un angle de θ (voir Fig. III-4). Notons les nouveaux axes du système de coordonnées \vec{Oq} et \vec{Op} .

Figure III.4 Représentation de la droite L dans l'espace (θ, q)

La droite $L' = L'(\theta, p)$ perpendiculaire à la droite L peut être calculée par :

$$q = -x \sin \theta + y \cos \theta \quad (\text{III.4})$$

On compose cette formule avec la formule (III.2) pour former l'équation paramètre de ligne L :

$$\begin{cases} x = p \cos \theta - q \sin \theta \\ y = p \cos \theta + q \sin \theta \end{cases} \quad (\text{III.5})$$

Formules (II.4) et (II.1) entraînent :

$$Rf(\theta, p) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(p \cos \theta - q \sin \theta, p \sin \theta + q \cos \theta) dq \quad (\text{III.6})$$

Soient $\vec{\theta} = (\cos \theta, \sin \theta)$ et $\vec{\theta}^\perp = (-\sin \theta, \cos \theta)$ les vecteurs d'unité dans le système de coordonnées Opq , Formule (III.5) devient :

$$Rf(\theta, p) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(p \vec{\theta} + q \vec{\theta}^\perp) dq \quad (\text{III.7})$$

Pour la simplicité d'écriture, on utilise plus souvent la notion $\check{f}(p, \vec{\theta})$ pour insister à la caractéristique vectorielle de cette transformation où axe \overrightarrow{Oq} est présenté par vecteur $\vec{\theta}$ et axe \overrightarrow{Op} est présenté par vecteur $\vec{\theta}^\perp$. La transformation de Radon donc devient :

$$\check{f}(p, \vec{\theta}) = (Rf)(\theta, p) \quad (\text{III.8})$$

En pratique, on ne calcule que la transformée de Radon dans une région d'intérêt D (l'objet de la figure III.5 est un exemple de la région D) [59] Soient q_1 et q_2 les deux points d'intersection de ligne $L(\theta, q)$ et courbe $f(x, y)$ dans le Système de coordonnées Opq . Donc, on a

$$Rf(\theta, p) = \int_{-\infty}^{q_1} f(p \vec{\theta} + q \vec{\theta}^\perp) dq + \int_{q_2}^{q_1} f(p \vec{\theta} + q \vec{\theta}^\perp) dq + \int_{q_2}^{+\infty} f(p \vec{\theta} + q \vec{\theta}^\perp) dq$$

$$\text{Alors} \quad Rf(\theta, p) = \int_{q_2}^{q_1} f(p \vec{\theta} + q \vec{\theta}^\perp) dq \quad (\text{III.9})$$

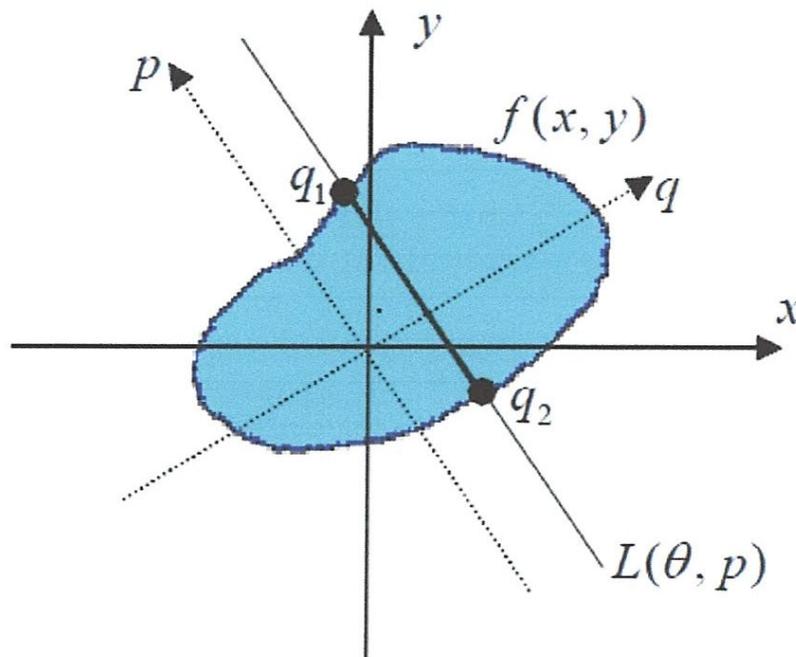


Figure III.5 Illustration de la transformation de Radon d'une région D de $f(x, y)$.

III.4 Aspect imagerie de la transformée

La transformée de Radon [35], consiste à projeter l'image sur un certain nombre d'orientations en intégrant l'image le long de la direction orthogonale à la projection, puis à réaliser la transformée de Fourier de ces projections. La reconstruction s'obtient en plaçant, pour chaque orientation de projection choisie, les coefficients de Fourier obtenus le long de cette même orientation, dans le domaine fréquentiel. La reconstruction parfaite pour cette transformée continue s'obtient pour un nombre de projections infini, parcourant l'ensemble des orientations possibles. La transformée de Hough [36], [37] est un cas particulier de la transformée de Radon pour une image à valeurs binaires, et s'utilise principalement pour la reconnaissance de formes.

Les Ridgelets (lit. «crêtelettes») [41], [42], forment une extension naturelle de la transformée de Radon pour un nombre limité de directions, en se basant sur des fonctions d'ondelettes pour contrôler la précision en orientation et garantir la reconstruction parfaite. L'idée générale pour calculer les coefficients Ridgelets est de voir cette transformée comme une analyse par ondelettes dans le domaine de Radon. En effet, en 2D, les lignes (discontinuités linéaires) se projettent sous forme de points (singularités ponctuelles) par l'intermédiaire de la

Dans le cas de l'imagerie, des caractéristiques particulières dans une Image comme des lignes seront représentées par des pics ou bien des regroupements de points dans le domaine de Radon. Cette caractéristique constitue la puissance de cette transformée et elle justifie son utilisation dans le domaine du traitement d'images.

La figure III.6-a montre une image contenant trois lignes dont deux sont très proches avec un bruit aditif. La figure III.6-b donne la transformée de Radon de l'image.

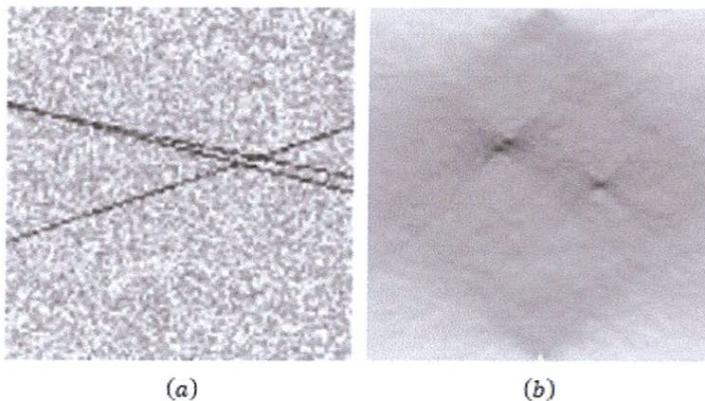


Figure III.6 Détection de lignes par la transformée de Radon de une image , (a) Image bruitée avec trois lignes (b) La transformée de Radon de l'image (a)

Comme le montre la figure III.6, la transformée de Radon peut résoudre un problème de détection difficile dans l'image originale par une simple étude des pics dans le domaine de Radon pour récupérer ensuite les paramètres des lignes par un seuillage. On remarque dans la figure III.6 (b) que Chaque pic correspond à une ligne dans l'image.

Cette propriété de détection de ligne vient du fait que la transformée de Hough est simplement un cas particulier de la transformée de Radon [55]. La représentation graphique de la transformée de Radon donne un Sinogramme [56]. La figure III.7 nous donne un exemple de sinogramme de l'image de Lena.

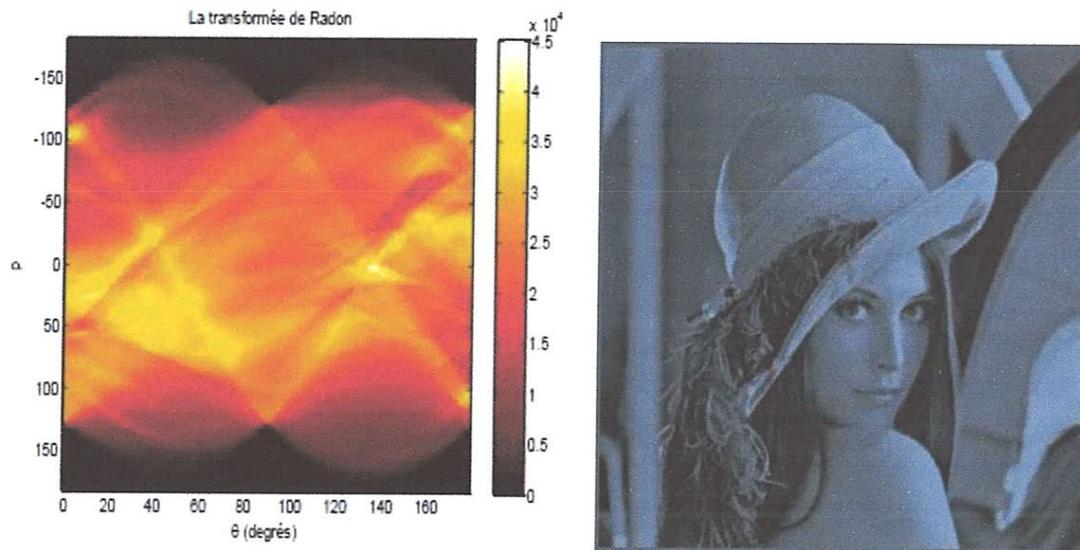


Figure III.7. sinogramme de l'image Lena.

Chaque point (x, y) de l'image contribue par une sinusoïde unique d'amplitude $\sqrt{x^2 + y^2}$ dans le sinogramme. La distance du point entre l'origine et la phase de la sinusoïde dépend de l'angle entre x et y . Un sinogramme est donc une superposition de toutes les sinusoïdes. Chaque sinusoïde correspond à l'équation $x \cos \theta + y \sin \theta$.

III.5 Les propriétés de base de la transformée de Radon

Parmi les propriétés intéressantes de la transformée de Radon, nous énumérons dans ce qui suit celles qui sont nécessaires pour la recherche d'objets et pour la représentation des formes. Utiles en le traitement d'image

1. Linéarité

Considérons qu'on a deux fonctions f et g et deux constantes c_1 et c_2 , alors :

$$R(c_1 f + c_2 g) = c_1 (Rf) + c_2 (Rg) \quad (III.13)$$

La propriété linéaire est la propriété la plus importante de la transformation de Radon.

(p, θ) sont deux de variables de la transformée

2. Translation

On suppose que fonction $f(x, y)$ est déplacée d'une distance (x_0, y_0) . La transformation de Radon de cette fonction est :

$$\begin{aligned} g(x, y) &= f(x-x_0, y-y_0) \\ \Rightarrow \check{g}(p, \theta) &= \check{f}(p-x_0 \cos \theta - y_0 \sin \theta, \theta) \end{aligned} \quad (\text{III.14})$$

On peut noter que le décalage de la transformation de Radon ne varie qu'à la coordonnée de p .

3. Rotation

Ici fonction $f(x, y)$ est présentée aux coordonnées polaires, $f(x, y) = f(p, \theta)$. On suppose que angle θ tourne d'une valeur θ_0 . La transformation de Radon est calculée facilement à partir de la transformation de Radon de $f(x, y)$.

$$\begin{aligned} g(p, \theta) &= f(p, \theta - \theta_0) \\ \check{g}(p, \theta) &= \check{f}(p, \theta - \theta_0) \end{aligned} \quad (\text{III.15})$$

Le cas particulier de cette propriété est $\theta_0 = \pi$, alors

$$\check{f}(p, \theta) = \check{f}(p, \theta - \pi) \quad \forall p \in \mathbb{R}$$

4. Symétrie/périodicité

$$\hat{f}_\theta(p) = \hat{f}_{\theta \pm \pi}(-p) = \hat{f}_{\theta \pm k\pi}((-1)^k p), \quad \forall k \in \mathbb{Z} \quad (\text{III.16})$$

Il suffit donc de collecter des projections seulement pour une période π . Ce qui nous permet de gagner énormément du temps.

Par exemple dans le problème de reconstruction tomographique, il est nécessaire d'effectuer une rotation sur 2π pour étudier des structures plus profondes [57].

5. Changement d'échelle

Changement d'échelle par α ($\alpha > 0$) : $f(\alpha p, \theta) / \alpha$. Un changement d'échelle de f implique un changement d'échelle dans les coordonnées p et l'amplitude de la transformée.

$$f(\alpha x, \alpha y) \xleftrightarrow{\text{Radon}} \frac{1}{|\alpha|} \hat{f}_{\theta}(\alpha p), \quad \alpha \neq 0 \quad (\text{III.17})$$

6. Résistibilité aux bruits

Un autre avantage de la transformée de Radon est sa robustesse vis-à-vis des bruits comme le bruit blanc [58].

7. La transformée de Radon inverse/Reconstruction

L'une des propriétés constituant la puissance de la transformée de Radon est l'inversion. Cette propriété nous permet de reconstruire l'objet projeté par une rétroprojection (back projection) comme le cas d'une tomographie. L'une des idées exploitées pour tenter à récupérer un objet à partir de $f_{\theta}(p)$ est d'épandre dans l'espace de l'objet les projections. Donc, étaler chaque valeur du sinogramme dans l'espace de l'objet le long du rayon correspondant comme le montre la figure III.8.

Puisque chaque point (x_0, y_0) objet contribue par sa propre sinusoïde dans le sinogramme, il est normal que la somme le long de la sinusoïde nous permet de récupérer la valeur $f(x_0, y_0)$ malheureusement dans sa forme simple, cette procédure ne nous permet pas de récupérer l'objet de départ $f(x, y)$, mais sa version floue $f_f(x, y)$. Cette version floue connue sous le nom de Laminogramme [56], est causée par le fait que l'épandage s'effectue dans des zones où il n'existe pas des objets à reconstruire dans l'image.

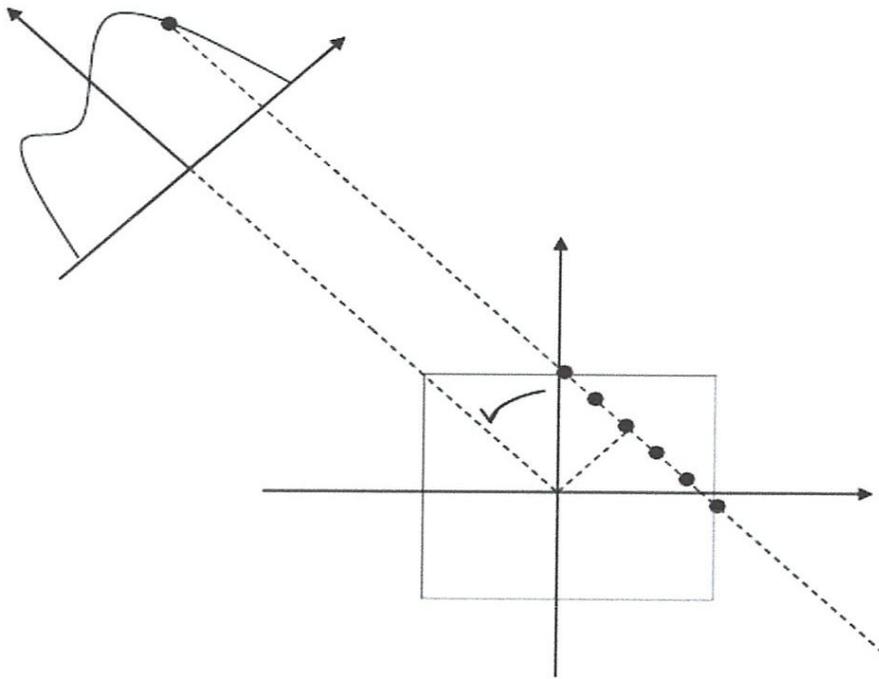


Figure III.8. Illustration de l'opération de la rétroprojection d'un point objet.

III.6 Exemple de la transformée de Radon

Nous présentons dans cette section un exemple très connu dans la théorie de Radon qui s'appelle *le fantôme tête* de Shepp et Logan. On l'a utilisé comme une norme pour simuler la précision des différents algorithmes de projection et de reconstruction. L'image dans Figure III.9 montre un fantôme tête qui se compose de dix ellipses de tailles différentes. Les paramètres de ces ellipses sont fournis dans Figure III.9.

Le majeur avantage d'utilisation du fantôme tête dans la simulation du programme de projection et de reconstruction est que ce dernier a une structure similaire à la structure de la tête humaine. Donc, on peut tester les algorithmes sur cette tête pour obtenir les résultats à proximité des résultats dans la réalité sans risque de faire du mal au patient. De plus, la tête de Shepp et Logan est un bon exemple pour l'analyse de la théorie de projection de Radon. Elle démontre très fortement la propriété linéaire de la transformée de Radon. Simplement, la projection de cette image est la somme de projection de chaque ellipse dans l'image. Pour cette raison, on ne calcule que la projection d'un disque d'unité. Puis, la transformée de Radon des ellipses peut être déduite facilement à partir de la transformée de Radon de ce

disque d'unité. On va observer ensuite un exemple du calcul de la transformée de Radon d'un disque d'unité [59].

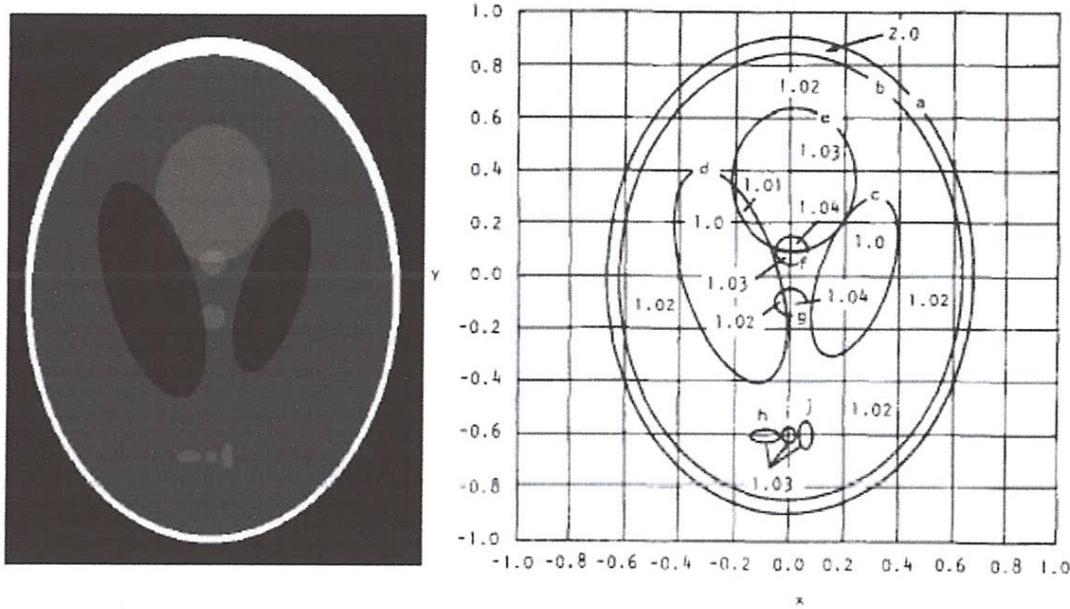


Figure III.9 Fantôme tête de Shepp-Logan et ses paramètres

Soit $f(x, y)$ la fonction d'un disque d'unité. On note la formule de ce disque sous la forme

$$S = \{(x, y) \in R^2 : x^2 + y^2 \leq 1\}$$

$$f(x, y) = \begin{cases} x^2 + y^2 & |x| \leq 1 \wedge |y| \leq 1 & \text{(A l'intérieur de disque)} \\ 0 & |x| > 1 \vee |y| > 1 & \text{(A l'extérieur de disque)} \end{cases}$$

La transformation de Radon de $f(x, y)$ avec $p \in (-\infty, +\infty)$, $\theta \in [0, 2\pi)$ est :

$$(Rf)(\theta, p) = \int_{-\infty}^{+\infty} (p^2 + q^2) dq \tag{III.18}$$

En résolvant l'équation $p^2 + q^2 = 1$ on obtient $q = \pm \sqrt{1 - p^2}$

On applique la formule (III.9) pour limiter la transformée de Radon dans un domaine D $[-\sqrt{1+p^2}, +\sqrt{1+p^2}]$, alors

$$Rf(\theta, p) = \int_{-\sqrt{1-p^2}}^{\sqrt{1-p^2}} (p^2 + q^2) dq \quad (\text{III.19})$$

$$\Rightarrow Rf(\theta, p) = \begin{cases} 2\sqrt{1-p^2} & |p| \leq 1 \\ 0 & |p| > 1 \end{cases} \quad (\text{III.20})$$

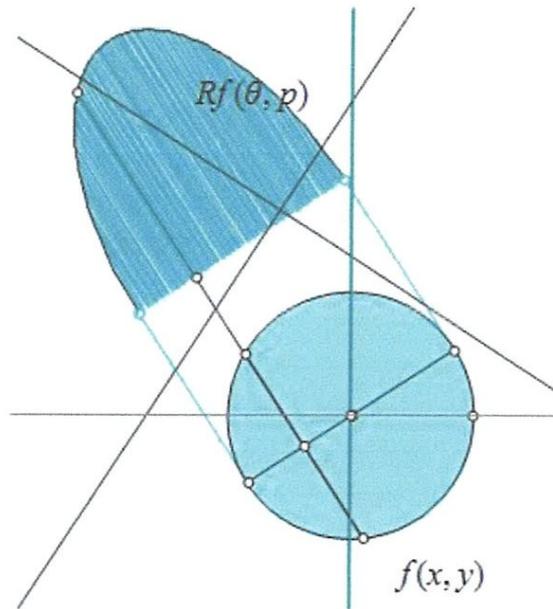


Figure III.10 La projection du disque d'unité à un angle θ fixé

Figure III.11 illustre le sinogramme correspondant de la transformation de Radon du fantôme tête de Shepp-Logan.

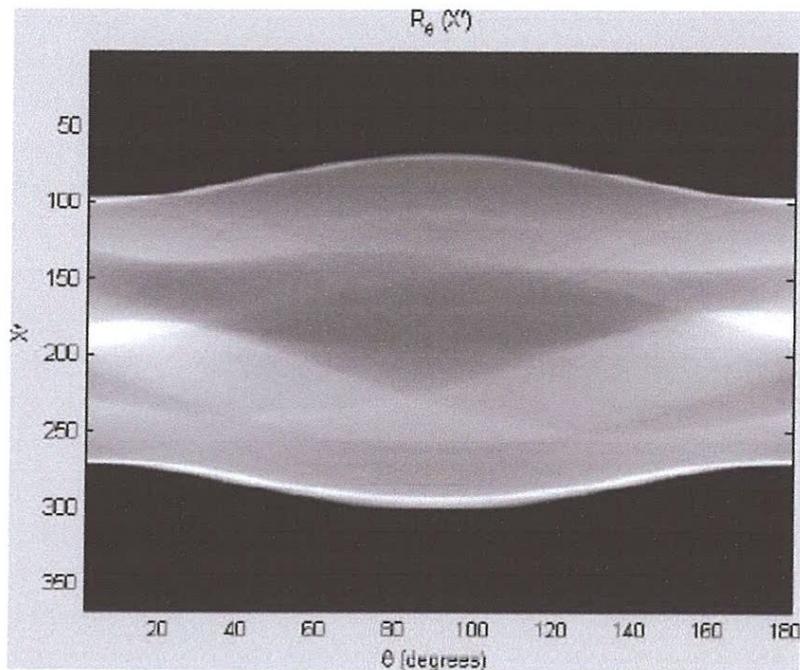


Figure III.11 la transformée de radon du fantôme tête de Shepp-Logan.

III.7 Relations avec les autres transformées

III.7.1 Radon et la transformée de Fourier

En 1917, Radon a établi un lien entre une fonction $f(x, y)$ et ses projections $g(\theta, s)$ $= (Rf)(s, \theta)$ dans son très célèbre papier. Cette relation est connue sous le nom théorème du profil central :

$$(F_1 g)(\theta, \sigma) = (F_2 f)(\sigma \vec{\theta}) \quad (\text{III.21})$$

Dans cette formule, $(F_1 g)(\theta, \sigma)$ représente la transformée de Fourier 1D de la transformée de Radon $g(\theta, s)$ par rapport à s :

$$(F_1 g)(\theta, \sigma) = \int_{-\infty}^{+\infty} e^{-2i\pi\sigma s} g(\theta, s) ds \quad (\text{III.22})$$

et $(F_2 f)(\sigma \vec{\theta})$ est la transformée de Fourier 2D (bidimensionnels) de $f(x, y)$

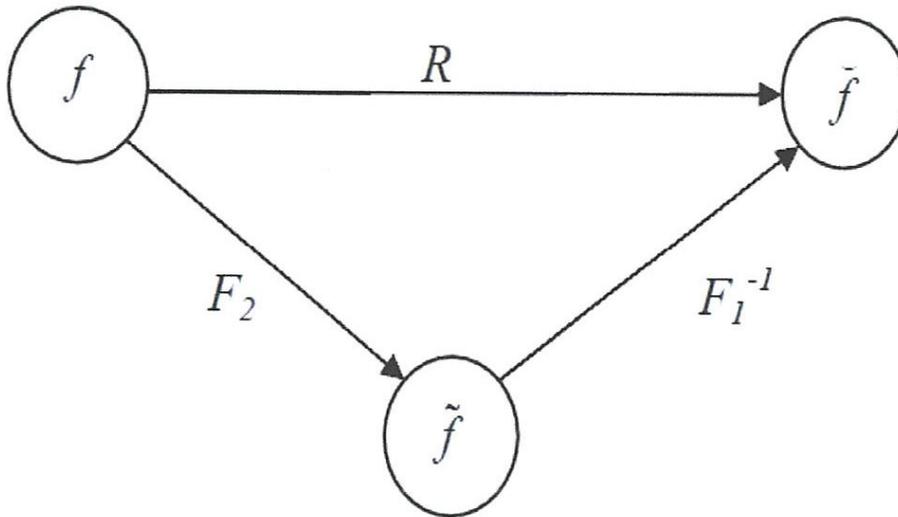


Figure III.12 Démonstration de la relation entre la transformée de Radon et la transformée de Fourier dans l'espace de deux dimensions.

On peut énoncer le théorème du profil central comme suit :

La transformée de Fourier de la projection de $f(x, y)$ à un angle θ est identique à la transformée de Fourier 2D de $f(x, y)$ le long de la ligne de direction $\vec{\theta}$ qui passe par l'origine dans le domaine fréquentiel de $f(x, y)$ [59].

III.7.2 Radon et la transformée de Hough

En 1962, Hough a développé un algorithme de la transformée pour détecter les droites dans les images numériques. Actuellement, la transformée de Hough a été utilisée Comme la plus efficace transformée dans les problèmes d'analyse d'image. Ce pendant, on a montré qu'elle est simplement un cas particulier de la transformée de Radon.

L'idée principale de la transformée de Hough ou de Radon se base directement sur la définition de la ligne dans ces transformées. On reprend la Formule (III.2) pour définir la fonction $f(x, y)$ d'une droite L au point intéressé $\delta(x - x_0) \delta(y - y_0)$ ce qui rend une courbe de sinusoïdale[59].

$$p = x_0 \cos \theta + y_0 \sin \theta$$

dans le domaine (p, θ) (voir Fig. II.13).

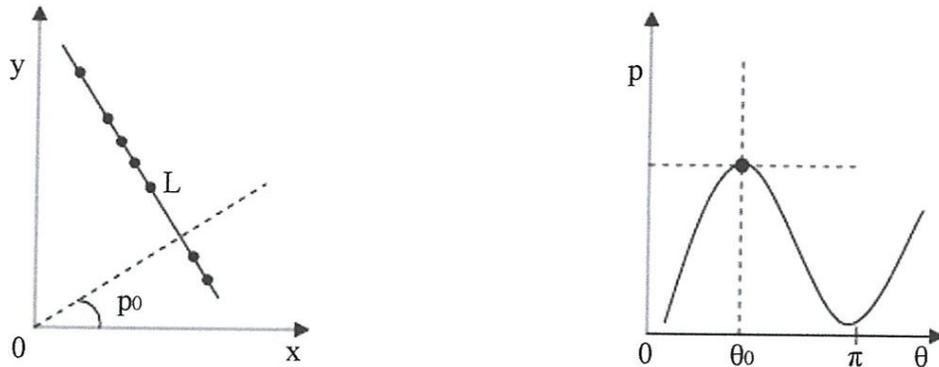


Figure III.13 La relation entre ligne et point dans la transformée de Hough. Un point objet dans plan (x, y) rend à une courbe sinusoïdale dans plan (p, θ) . Inversement, un point dans plan (p, θ) sert à identifier une ligne dans plan (x, y) .

Par contre, tous les points, qui sont arrangés linéairement au long d'une droite dans le plan (x, y) avec les valeurs p_0 et θ_0 uniques, correspondent à des courbes sinusoïdales dans le plan (p, θ) . Ces sinusoïdes se croisent au même point : $(p, \theta) = (p_0, \theta_0)$ dans l'espace $p\theta$.
Donc, si on choisit une méthode convenable pour dessiner la fonction f dans l'espace de p et θ , la transformée de Radon peut être considérée comme une transformée de ligne en point. Figures III.14 et III.15 illustrent la transformée d'une ligne dans l'espace (X, y) en un point dans l'espace des paramètres (p, θ) (ou l'espace de Radon) [59].

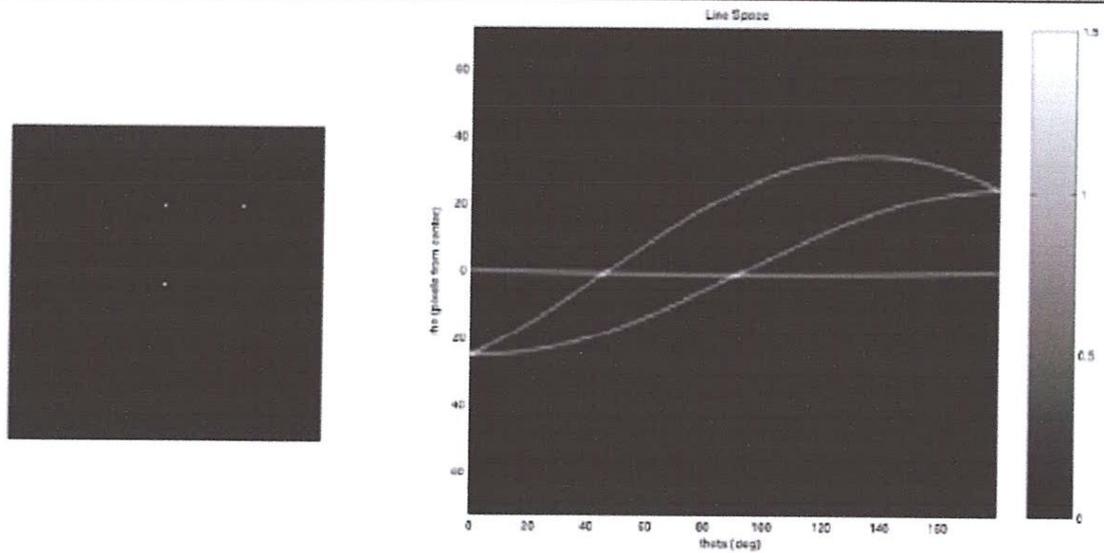


Figure III.14 la transformée de radon pour un objet de 3 points. Chaque point dans espace xy est transformé en Une sinusoïde dans espace (p, θ)

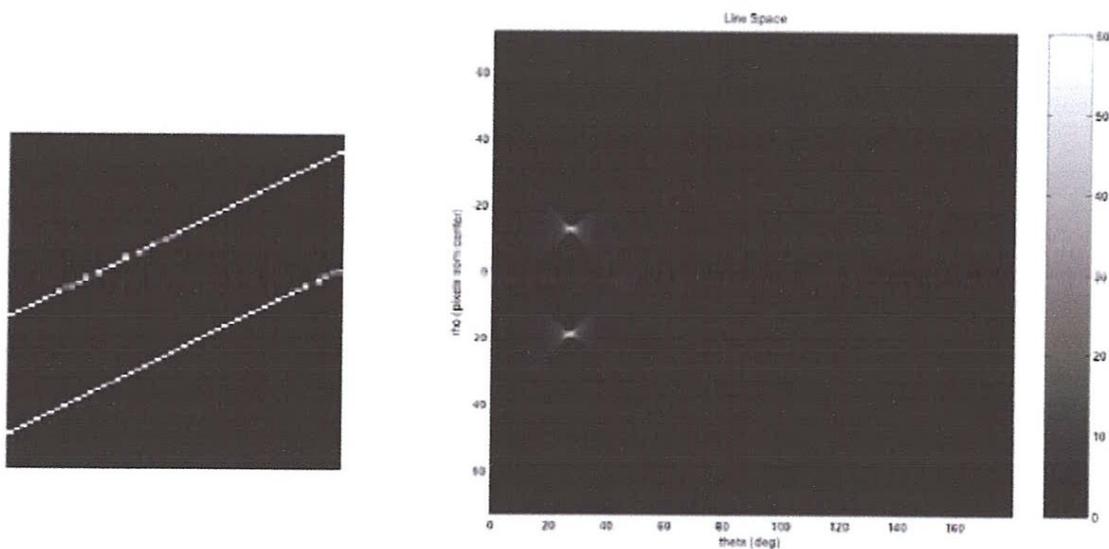


Figure III.15 La transformation d'une ligne dans plan (x, y) en un point dans plan (p,θ). Pour identifier une ligne dans plan xy il suffit de détecter un peak dans la transformée de radon de la transformation de cette ligne.

Aujourd'hui, la transformation de Radon ne se limite plus à la détection de ligne comme la transformation de Hough. L'idée de cette transformation a été élargie à la détection la

courbe en général et même de la structure d'un objet dans une image bruitée. Simultanément, l'application de la transformation de Radon est ouverte aux domaines de l'analyse de scène, la vision par ordinateur et la compression de l'image ...etc[59].

III.8 Conclusion

Ce chapitre nous a permis de faire une étude détaillée de la transformée de Radon dans son aspect mathématique et imagerie et son application sur la recherche d'image. Cette transformée permet de convertir une image en une série de projections 1-D pour tout angle $\theta \in [0, 2\pi]$. Ces projections donnent l'avantage de travailler sur un nombre de données réduites par rapport à celles de départ ce qui a donné l'importance à cette transformée et attirer les chercheurs pour développer des méthodes basées sur cette dernière. Nous avons donné également un exemple de calcul de la transformée de radon d'une image numérique 2D en présentant le sinogramme de la transformée de radon. Nous avons terminé le chapitre par voir la relation de la transformée de radon avec les transformées de Fourier et de Hough.

Chapitre 4:

Conception de système

IV.1 Introduction

Dans ce chapitre nous a vous présenté une approche de recherche des images logos dans une base de données en utilisant un descripteur de forme basé sur l'histogramme de transformée de Radon(HRT),

Notre approche est composé de deux étapes principales: Extraction des caractéristiques de l'objet logo et l'appariement des descripteurs es utilisant une mesure de similarité la première étape traite principalement l'extraction le descripteur de forme appelée HRT qui sont basée sur la transformée de Radon 2D. La deuxième étape consiste à calcule une distance métrique entre deux descripteur HRT pour apparier l'image logo requête avec celles de la base de données.

IV.2Extraction des caractéristiques :

L'extraction des caractéristiques de l'objet logo englobe certains traitement pour prépa- rer les descripteurs HRT au processus d'appariement, ces traitements sont la binarisation calcul la transformée de radon 2D, puis calcul l'histogramme de la transformée.

IV.2.1 Binarisation de l'image logo :

Une image binaire est une image pour laquelle chaque pixel ne peut avoir pour valeur que 0 ou 1. La manipulation de telles images regorge d'outils spécialisés ainsi que de théories mathématiques pour plusieurs raisons :

- Les débuts du traitement des images numériques ne permettaient pas le traitement d'images complexes (problème de temps de calcul, d'espace mémoire disponible et qualité des périphériques de sortie). De plus, les premières applications(reconnaissance de caractères, analyse de traces laissées dans les chambres à bulles par des particules) vers 1950 s'adaptaient bien à ce type d'images.[60]
- Les images binaires sont un contexte simple permettant une formalisation mathématique des problèmes par des outils tels que la topologie.

Afin de pouvoir effectuer des traitements sur des images binaires, il faut d'abord en posséder. Nous allons donc apprendre à transformer des images en binaire. La binarisation consiste à transformer un pixel sur plusieurs bits (2, 4, 8 ou plus) en une image sur 1 bit. Pour ça, nous allons faire un seuillage. Si la valeur du pixel est en dessous du seuil, nous lui associons la valeur 0. Si la valeur du pixel est égale ou supérieur au seuil nous lui donnons la valeur 1. Si l'image est en niveau de gris il n'y a pas de problème car il n'y a qu'une seule composante de couleur. C'est à dire qu'un pixel est codé avec un nombre. En ce qui concerne les images couleurs, c'est différent. En effet nous avons 3 composantes de couleur (rouge bleu vert par exemple), La première étape consiste donc à transformer une image en couleur en niveau de gris puis en image binaire. La moyenne des composantes d'un pixel revient à le transformer en niveau de gris.[60]

Nous allons donné un exemple de binarisation simple, aux slider, nous pouvons régler le seuil et donc voir les différences des résultats.



La seuil = 5

la seuil = 82

la seuil = 156

la seuil = 235

Figure IV.1 : exemple de binarisation simple, avec seuil = 5, 82, 156, 235

nom	Type	Principe	Inconvénients
Otsu 1979	Seuillage global	D'après l'histogramme, cherche à maximiser la variance intra-classe du «texte» et du «fond».	Problèmes pour les documents mal éclairés.
Bernsen 1986	Seuillage local	Estime la valeur du seuil en faisant la moyenne de la plus haute et la plus basse valeur de la fenêtre.	Le seuil est trop bas lorsque la fenêtre est centrée sur du fond.

Niblack1986	Seuillage local	Amélioration de prise en compte de la variance et de la moyenne.	Même problème que apparition de bruit sur les zones uniformes
Trier and Taxt 1995	Seuillage local	«Ternarise» l'image en fonction du gradient puis utilise une heuristique pour réduire à deux classes.	L'utilisation de seuils définis empiriquement rend la méthode peu robuste.
Wu 1998	Seuillage global	«Floute» l'image pour mieux séparer l'histogramme et utilise une méthode de seuillage global	Problèmes lorsqu'il n'y a pas deux modes distincts sur l'histogramme.
Sauvola 2000	Seuillage local	Insère des constantes dans la méthode de afin d'améliorer la méthode sur les zones uniformes.	Les constantes à ajuster empêchent la méthode de traiter parfaitement des documents non uniformes.
Kim 2002	Seuillage local	Utilise la valeur des pixels comme courbes de niveaux pour simuler une montée des eaux.	Difficultés à adapter le débit de l'eau ou le nombre d'itérations au document.
Wolf 2002	Seuillage local	Utilise les champs de Markov pour savoir où se trouvent les caractères.	L'utilisation de rend la technique victime des mêmes limitations que pour Sauvola.
Garain 2005	Seuillage local	Utilise les composantes connexes pour créer un graphe d'adjacence qui est ensuite réduit.	Marche mal si l'image à traiter contient des illustrations.
Gatos 2006	Seuillage local	Cherche à estimer le fond pour ensuite faire un seuillage sur la différence entre le fond et l'image d'origine.	Très bonnes performances...

Tableaux IV.1 présente les Différentes techniques de binarisation [60]

III.2.2 méthode de calcul La transformée de Radon discrète :

De nombreuses recherches en analyse d'images, en vision par ordinateur et en traitement du signal utilisent la transformées de Radon.

Voici un rappel de avantages et des inconvénients de la transformée de radon

Avantages

- L'équation analytique de la droite n'est pas exigée – le fait que le pic dans l'espace de Radon correspond aux paramètres d'une droite est une propriété implicite de la transformée [59].

- Stabilité numérique.
- Facile à implémenter.

Inconvénients

- Par principe, la transformée de Radon est capable de localiser seulement des objets linéaires (des droites)[59].
- Temps de calcul complexité et élevés.

Formellement Soit $f(x, y)$ une image ou fonction en 2D :

$$f(x, y) = \begin{cases} 1 & \text{si } f(x, y) \in X \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (\text{IV.1})$$

où X est le domaine de la forme binaire. La transformée de radon est défini comme:

$$Rf(\theta, p) = \iint f(x, y) \delta(x \cos \theta + y \sin \theta - p) dx dy \quad (\text{IV.2})$$

D est l'image entière du plan x - y

$F(x, y)$ est le vecteur de niveau de gris de l'image à la position (x, y) .

δ est la fonction delta de Dirac.

p est la longueur de la droite normale à partir de l'origine.

θ est l'angle entre l'axe de la droite normal et l'axe x

La fonction delta de Dirac $\delta(\cdot)$ quia été introduite par Dirac définie de la manière suivante :

$$\delta(x) = 0 \text{ pour } x \neq 0 \text{ et } \int_{-\infty}^{+\infty} \delta(x) dx = 1 \quad (\text{IV.3})$$

L'utilisation de la transformée de Radon en traitement d'images ne peut se faire qu'à Travers sa forme discrète. Pour ce la, nous avons changer l'intégrale de l'eq (III.2) par la somme dans la domaine discrète ,Alor

$$Rf(\theta, p) = \sum_x \sum_y f(x, y) \delta(x \cos \theta + y \sin \theta - p) \quad (\text{IV.4})$$

Pour calculer la transformée de Radon d'une image numérique discrète, nous suivrons les sous-étapes en bas en commençant par aligner l'image au centre (0,0) et après nous calculons p_{max} sur l'axe des p , et en fin nous calculons $Rf(\text{image de radon})$ et $Rf(\text{image de radon normalisé})$ [62].

Alignement de l'image:

La première étape est donc de d'aligner ou centrer l'image qui peut être accompli en soustrayant la moitié de la largeur de chaque coordonnée x et de même la moitié de la hauteur de chaque coordonnée y , comme illustré dans la figure IV.2 qui suite :

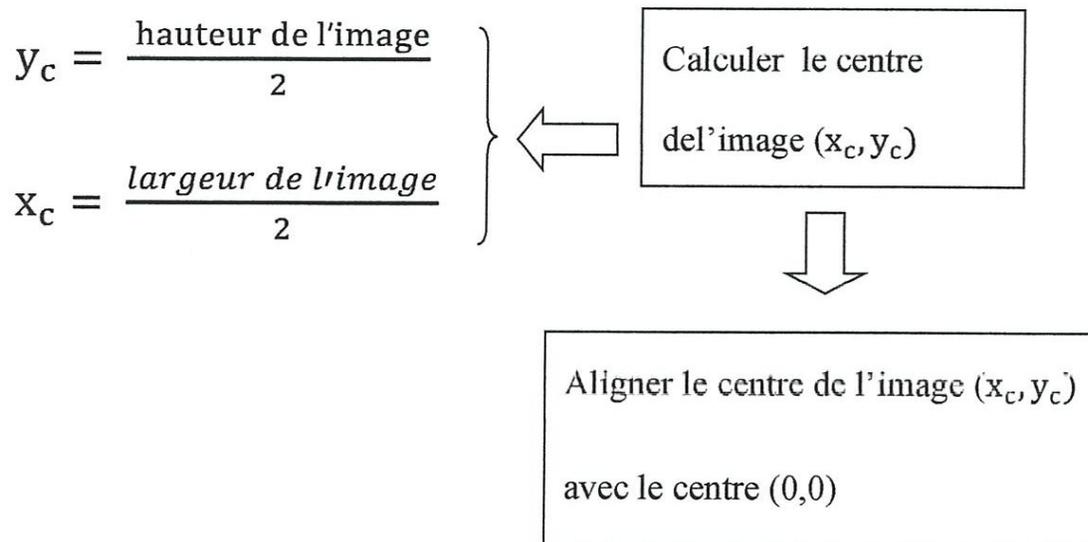


Figure IV.2 : Etapes d'alignement de l'image I en centrant l'image avec le centre de repaire (0,0)

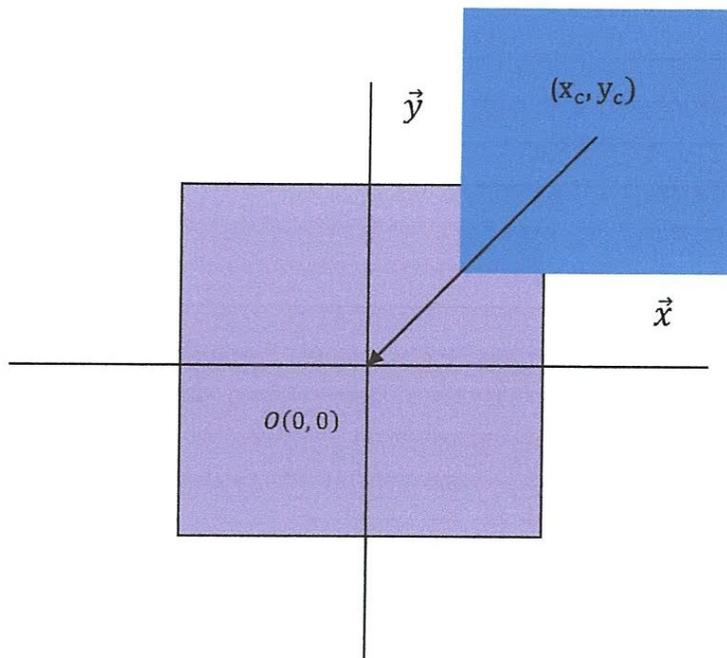


Figure IV.3 : Alignement de l'image en considérant le (x_c, y_c) comme une nouvelle origine de l'image

Division angulaire de l'espace d'image centrée :

L'espace d'image est divisé en cinq intervalles angulaires, comme est montré dans la figure IV 4

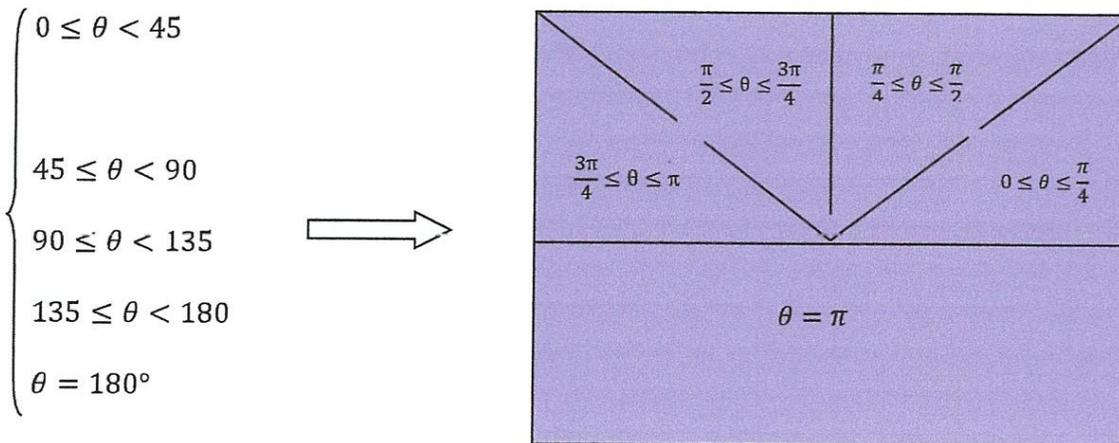


Figure IV.4 : division angulaire de l'espace image (cinq intervalles) le dernier intervalle est une valeur angulaire $\theta = 180^\circ$ (en radions)

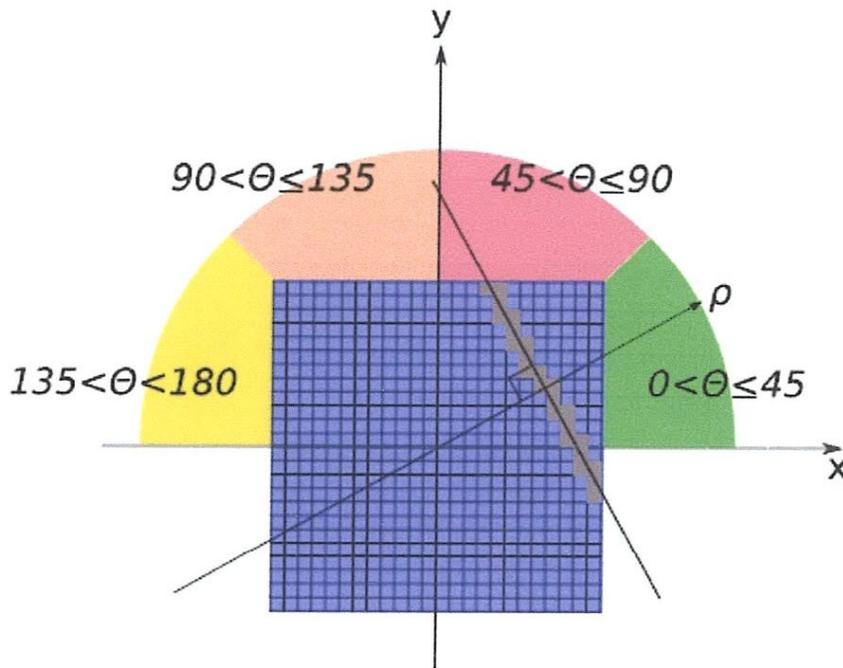


Figure IV.5 : Exemple de positionnement p des l'axe de l'espace de radon (θ, p) sur l'image centrée dans le premier intervalle $0 < \theta \leq 45$

La Figure IV.5 présente un exemple de positionnement des axe de l'espace de radon (θ, p) dans la premier intervalle $0 < \theta \leq 45$ sur l'image centrée,

Calculer dep_{max} :

p_{max} Correspond à la taille de la diagonale de l'image (voir la figure IV.6), soit $p_{max} = \sqrt{(2m)^2 + (2n)^2}$ pour m et n définit respectivement l'hauteur et la largeur courante des points d'intersection de l'image centrée avec la droite L (perpendiculaire à l'axe p)

(voir la figure III.8) comme la suit :

Si $m = \frac{\text{hauteur}}{2}$ Et $n = \frac{\text{largeur}}{2}$, alors

$$p_{max} = \sqrt{\text{hauteur}^2 + \text{largeur}^2}, \text{ ce qui implique que } \theta = 45^\circ$$

Avec hauteur et largeur sont les dimensions de l'image centrée.

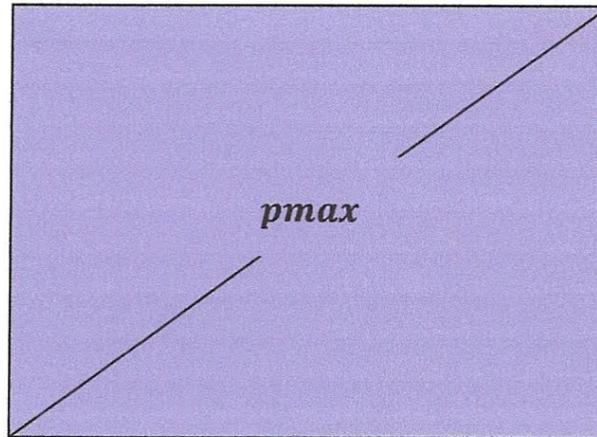


Figure IV.6 : p_{max} présenter la diagonale de l'image centrée

Algorithme de calcul de la transformée radon (Rf) :

Pour calculer mathématiquement la transformée de radon On a le paramètre

$p = x \cos \theta + y \sin \theta$ de la droite de sommation est donnée par $y = ax + b$ en utilisant la trigonométrie, sachent que a et b sont définis comme suite :

$$a = \frac{\cos \theta}{\sin \theta} \text{ est l'inclinaison de la droite normale (L)}$$

$$b = \frac{p}{\sin \theta} \text{ est la valeur de l'intersection avec l'axe } y.$$

Ces paramètres sont déterminés pour chaque combinaison de θ et p . p_{max} est mis égal à la longueur de la diagonale de l'image. La valeur de p , est centrée comme pour x et y . Après, deux autre paramètre utile sont à calculés x_{min} et y_{min} . afin de réduire le temps des calculs nécessaires de la valeur maximale et la valeur minimale sur l'axe x ou y , les valeur x ou bien y sont fixer.

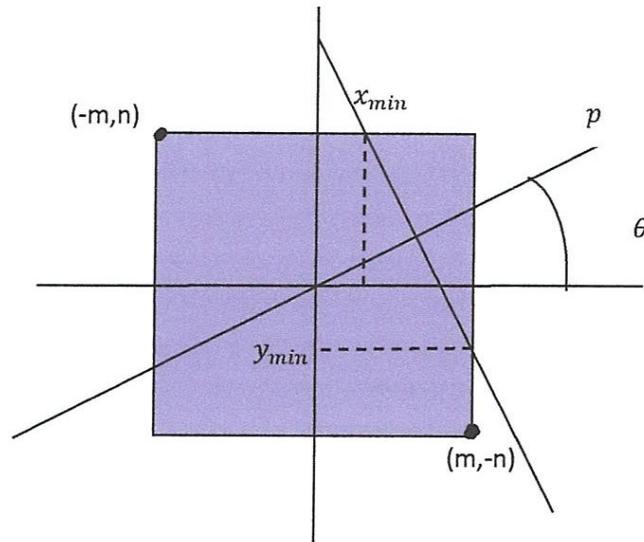


Figure IV.7 : les valeurs x_{min} et y_{min} calculées sur une image centrée de largeur m et hauteur n

pour chaque partie de l'image l'équation de droite p est définie par les formules, suivantes :

$$\begin{aligned}
 0 < \theta \leq 45 : \quad x &= \frac{y-b}{a} \\
 y_{min} &= \max(-n, am + b) \\
 y_{max} &= \min(n, -am + b)
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 45 < \theta \leq 90 : \quad y &= ax + b \\
 y_{min} &= \max(-m, \frac{n-b}{a}) \\
 y_{max} &= \min(m, \frac{-n-b}{a})
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 90 < \theta \leq 135 : \quad y &= ax + b \\
 y_{min} &= \max(-m, \frac{-n-b}{a}) \\
 y_{max} &= \min(m, \frac{n-b}{a})
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 135 < \theta < 180 : \quad x &= \frac{y-b}{a} \\
 y_{min} &= \max(-n, -am + b) \\
 y_{max} &= \min(n, am + b)
 \end{aligned}$$

$$\theta = 180 : \quad p = x + \lfloor \frac{p_{max} - 2m}{2} \rfloor$$

Alors l'image de radon Rf à la position (θ, p) est la somme des pixels qui croisent la droite p avec les résolutions de θ entre 0 et 180° et $p \in [0, p_{max}]$

Calculer de la transformée de radon normalisée R_f :

La transformée de radon Rf a besoin de normaliser ses valeurs par $|X|$ pour l'invariance à la mise en échelle. En outre [63]

$$R_f(\theta, p) = \frac{Rf(\theta, p)}{\sqrt{|X|}} \quad (\text{IV.5})$$

Sachant que $|X|$ est la surface de l'image forme, alors $|X|$ peut être calculée comme suit:

$$|X| = \int Rf(\theta, p) dp \quad (\text{IV.6})$$

Le descripteur de HRT ainsi obtenu est invariant aux transformations géométriques la rotation de la forme dans le domaine de radon devient une translation par rapport à l'angle θ [63].

IV.2.3 Descripteur de l'histogramme de la transformée de Radon

L'histogramme de transformée de Radon (HRT) est un descripteur utile pour la recherche et la reconnaissance des formes. Le descripteur HRT utilise la transformée de Radon, normalisée R_f , et fournit un histogramme 2D représentant la longueur de forme à chaque orientation. Il est robuste à la translation et à la rotation. L'histogramme de Radon est normalisé par rapport à la surface des formes pour atteindre son invariance à la mise à l'échelle. Un autre avantage de ce descripteur est qu'il est robuste aux occlusions et au bruit [63].

Formellement soit f une fonction réelle définie sur un domaine X : $f: X \rightarrow Y$. Par ailleurs, notons $\#$ le cardinal d'un ensemble et $|X|$ la taille (longueur) ou désigne la région de la forme d'un domaine X . Par conséquent, l'histogramme de point par point de f est exprimée par:

$$H(f)(y) = \frac{\#\{x \in X | y = f(x)\}}{|X|} \quad (\text{IV.7})$$

Le descripteur de HRT est défini comme une matrice de fréquences calculé sur la transformée de Radon d'une image logo. Ainsi, le descripteur de HRT représente un histogramme 2D de longueurs de la forme à chaque orientation, Plus précisément, le descripteur de HRT D de R_f Pour chaque orientation θ est défini comme suit [63]:

$$HRT(\theta, y) = H(R_f(\theta, \cdot))(y) \quad (IV.8)$$

IV.3 Mesure de similarité :

Les expressions « mesure de dissimilarité » et « mesure de similarité » souvent rencontrées dans la littérature ne seront pas distinguées dans cette partie. Dans les deux cas, la mesure traduit soit ce qui est similaire, soit ce qui est dissimilaire entre deux objets (images).

Estimer la ressemblance entre images est une tâche qui nécessite de passer par des étapes préalables et fondamentales :

- Extraction d'un ensemble de caractéristiques sous forme de fenêtres et de primitives.
- Structuration d'un espace de description dans lequel pourront venir se projeter les caractéristiques choisies [69].
- Définition d'une mesure de similarité permettant les comparaisons entre images.

Les primitives choisies pour caractériser les images sont essentielles car ce sont elles qui conditionnent en partie le choix des mesures de similarité qui seront utilisées. En ce sens, on peut faire une distinction entre différents types de primitives qui peuvent selon le cas soit s'intéresser à l'ensemble des points de l'image : on parle alors de primitives complètes, soit ne caractériser que des informations partielles, comme par exemple des contours, des régions d'intérêt ou des points

$$M = \frac{1}{1+d} \quad (IV.9)$$

Où M est normalisée dans la plage $[0..1]$. Si $M \rightarrow 1$ c-à-d ($d \rightarrow 0$) alors les deux ensemble des descripteurs de HRT sont similaires, sinon sont dissimilaires ($M \rightarrow 0$) c-à-d ($d \rightarrow \infty$).

IV.3.1-Mesure de similarité métrique :

Par défaut, les mesures de similarité ne sont pas des métriques. Pour qu'une mesure soit une métrique, quatre conditions doivent être remplies :

Soit x , y et z , trois primitives ou descripteurs d'un ensemble, et soit $d(x; y)$ la distance entre x et y « par exemple, une distance euclidienne ».

- Positivité : $d(x, y) \geq 0$, c-à-d la distance est toujours une valeur positive.
- Principe d'identité des indiscernables : $d(x, y) = 0 \Rightarrow (x \equiv y)$ « \equiv équivalent à » .
- Symétrie : $d(x, y) = d(y, x)$, c-à-d la distance entre x et y est la même distance entre y et x .
- Inégalité triangulaire : $d(x; z) \leq d(x, y) + d(y, z)$ [64].

IV.3.2fonction de distance

Beaucoup de fonctions de distance sont employés en reconnaissance des formes. La plus connue est la distance euclidienne.

IV.3.2.1 Distance euclidienne :

C'est probablement le type de distance le plus couramment utilisé. Il s'agit simplement d'une distance géométrique dans un espace à deux variables est définie comme suit :

$$distance(x, y) = \sqrt{\sum_i (x_i - y_i)^2} \quad (IV.10)$$

Notez que les distances Euclidiennes (et Euclidiennes au carré) sont calculées à partir des données brutes, et non des données centrées-réduites. C'est la méthode de calcul qui est habituellement utilisée, et elle présente certains avantages (en particulier, la distance entre deux objets quelconques n'est pas affectée par l'introduction de nouveaux objets dans l'analyse, qui peuvent être des points atypiques). Toutefois, les distances peuvent être largement affectées par les différences d'unités de mesure des dimensions pour lesquelles ces distances sont calculées. Ainsi, si l'une des dimensions représente une taille en centimètres, que vous décidez de convertir en millimètres (en multipliant les valeurs par 10), les distances

Euclidiennes ou distances Euclidiennes au carré résultantes (calculées sur de multiples dimensions) pourront s'en trouver largement affectées, et par conséquent, les résultats de la classification pourront être très différents.

La méthode la plus directe pour calculer des distances entre objets dans un espace multidimensionnel consiste à calculer les distances Euclidiennes. Si nous avons un espace à deux ou trois dimensions, cette mesure est celle des distances géométriques normales entre les objets dans l'espace (c'est-à-dire comme si elle était mesurée à l'aide d'une règle).

Plusieurs méthodes proposent de mesurer le degré de similitude entre des séries temporelles monodimensionnelles, à commencer par le point de départ, la distance euclidienne "Euclidien Distance (ED)" [67 et 68]. Pour deux vecteurs v et u de taille N , la distance ED est exprimée comme étant :

$$d_{ED}(u, v) = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=0}^N (u_i - v_i)^2} \quad (\text{IV.11})$$

Comme la mesure de similarité n'a pas de borne supérieure et que sa valeur augmente avec le nombre de descripteurs N , il est conseillé de calculer la distance ED normalisée. De plus, cette distance ignore les dépendances temporelles entre les différentes séries de données. Ces deux contraintes ne permettent donc pas de comparer la forme de l'objet [64].

IV.3.2.2 Distance de Hausdorff :

La distance de Hausdorff et ses variantes sont des mesures de similarité très utilisées pour comparer des formes en basant sur la structure du noyau. Le noyau peut s'interpréter comme une mesure de dissimilarité [66].

La mise en appariement des objets basée sur la distance de Hausdorff n'est pas appropriée, car la distance de Hausdorff n'est pas robuste au bruit. Si l'on a deux ensembles de points A et B qui sont parfaitement appariés sauf un seul point de A qui est semblable à aucun point de B , la distance de Hausdorff sera déterminée par :

$$H(A, B) = \max(h(A, B), h(B, A)) \quad (\text{IV.12})$$

Où

$$H(A, B) = \max_{a \in A} (\min_{b \in B} (b(a, b))) \quad (IV.13)$$

Ce problème est fréquemment rencontré dans l'indexation et la recherche de vidéos pour la vidéosurveillance dû aux résultats imparfaits de la détection et du suivi d'objet [65]. La distance de Hausdorff est utilisée dans beaucoup d'applications de vision par ordinateur et d'analyse d'images, principalement dans l'identification et reconnaissance des formes.

IV.4 Mesure de similarité entre deux descripteurs de HRT :

La mesure de similarité entre l'image logo requête et l'image de logo cible se traduit simplement par la distance euclidienne entre les vecteurs ou descripteurs de HRT des deux images à mettre en appariement.

Formellement, soient HRT_Q et HRT_T deux descripteurs HRT sous forme d'une matrice des fréquences respectivement associés aux deux images à apparier, alors la distance euclidienne $D(HRT_Q, HRT_T)$ basée sur la norme $\| \cdot \|_2$ est définie par la formule suivante:

$$D(HRT_Q, HRT_T) = \min_{\alpha \in [0, \pi]} \| HRT_Q(y, \theta) - HRT_T(y, \theta + \alpha) \|_2 \quad (IV.14)$$

HRT_Q le descripteur de l'image requête

HRT_T Le descripteur de l'image cible

$\alpha \in [0, \pi]$ représente le décalage de l'objet dans l'espace de radon

IV.5 Approche de recherche des logos :

Notre approche de recherche logo se traduit par l'appariement des images logos dans un base de donnée les deux images binaires appropriés en utilisant une mesure de similarité entre les descripteurs HRT des les images requête avec le descripteur HRT de l'image cible dans la base de donnée. La mesure de similarité calculée sera basée sur la distance euclidienne.

IV.5.1 Algorithme de recherche logo :

À la fin de cette section un algorithme de recherche des logos dans un base de donnée est proposé cet algorithme est composé des étapes suivantes :

1-sélectionner l'image logo requête I_Q de l'ensemble des logos $\{Q\}$.

-calculer la transformée de radon R_{I_Q}

-normaliser l'image de radon R_{I_Q} en \hat{R}_{I_Q}

-Calculer l'histogramme HRT_Q

2- Pour tout les images logo cible de la base $\{T\}$:

-calculer la transformée de radon R_{I_T} de l'image logo courante I_T

-normaliser l'image de radon R_{I_T} en \hat{R}_{I_T}

-Calculer l'histogramme HRT_T

-calculant une distance euclidienne normalisée minimale pour chaque valeur de θ fixe suivant la formule : $D(HRT_Q, HRT_T) = \min_{\alpha \in [0, \pi]} \|HRT_Q(y, \theta) - HRT_T(y, \theta + \alpha)\|_2$

Le degré de similarité est mesuré suivant la valeur de $d \in [0, \dots, 1]$, si est proche de zéro, alors les deux images logos I_Q et I_T sont similaires, si cette distance est proche de un, alors ces deux images sont dissimilaires de

IV.6 Conclusion

Dans ce chapitre nous a vous présenté la conception de système de notre travaille qui base sur deux étapes principales l'extraction des caractéristiques de l'image logo et l'apparicment des descripteurs es utilisant une mesure de similarité basé sur la distance euclidien.

Chapitre 5:

Implémentation et

Résultats expérimentaux

V.1 Introduction

Dans ce chapitre nous concentrons notre effort sur l'implémentation l'approche de recherche des images logos dans une base de données avec le descripteur calculé à la base de l'histogramme de transformée de Radon (HRT). Ce chapitre est composé de deux parties, l'implémentation du système et les résultats expérimentaux.

V.2 Implémentation du système :

L'objectif de cette partie est consacré à l'implémentation de notre approche de recherche des logos basant sur la conception effectuée dans le chapitre précédent et cela dans le but de valider notre approche avec les tests de recherche d'image logo dans une base de données. Cette implémentation qui est réalisée en C++ et Matlabe commence par décrire l'environnement matériels et l'environnement de développement Qt et aussi la présentation du langage de programmation C++.

V.2.1-Environnement :

V.2.1.1-Environnement matériels :

Nous avons utilisé un ordinateur qui possède les caractéristiques suivantes :

- ❖ Processeur : 2.4 GHz
- ❖ Disque dur : 465 Go
- ❖ RAM : 4 Go
- ❖ Carte graphique : 1696 MB

V.2.1.2 Environnement de développement

a) Présentation de C++

Il y a plusieurs langages de programmation pour le développement des systèmes de reconnaissance de forme et la recherche d'image on cite : JAVA, C#.NET, Python ...ect. notre choix du langage de programmation pour implémenter ce projet est C# qu'est un système de développement visuel rapide sous Windows (Rapid Application Développement) . Il permet de créer des applications fenêtrées directement exécutables (.exe), et redistribuables librement sous Windows, pour sa force et surtout pour les caractéristiques citées ci-dessous :

- **Très répandu** : Il fait partie des langages de programmation les plus utilisés sur la planète pour cela nous trouvons beaucoup de documentation. [44]
- **Rapide** : Très rapide même, ce qui en fait un langage de choix pour les applications critiques qui ont besoin de performances.
- **Portable** : Un même code source peut théoriquement être transformé sans problème en exécutable sous Windows, Mac OS et Linux. Vous n'aurez pas besoin de réécrire votre programme pour d'autres plates-formes.
- **Nombreuses bibliothèques** : Pour le C++. Les bibliothèques sont des extensions pour le langage, un peu comme des plug-ins. en le combinant avec de bonnes bibliothèques, on peut créer des programmes 3D, réseaux, audio, fenêtrés, etc. [44]

Nous utilisons la bibliothèque *Open CV (version 2.4.5)* pour la bibliothèque **Qt**

b) Présentation de Qt

Le développement de Qt a commencé en 1991 (cela date donc de quelques années) et il a été dès le début utilisé par KDE, un des principaux environnements de bureau sous Linux.

Qt est un framework initialement développé par la société Trolltech, qui fut par la suite rachetée par Nokia.

Qt est en fait bien plus qu'une bibliothèque : c'est un Framework, qui contient un module GUI (Graphical User Interface), un module réseau, un module SQL,... etc.

Les avantages d'utiliser une bibliothèque multiplateforme : on peut l'utiliser aussi bien sous Windows que Linux et Mac OS X. [44]

Voici quelques-unes des principales bibliothèques multiplateformes à connaître, au moins de nom :

- **.NET** (prononcez « Dot Net »): développé par Microsoft pour succéder à la vieillissante API Win32. On l'utilise souvent en langage C#. On peut néanmoins utiliser .NET dans une multitude d'autres langages dont le C++.

.NET est portable car Microsoft a expliqué son fonctionnement. Ainsi, on peut utiliser un programme écrit en .NET sous Linux avec Mono. Pour le moment néanmoins, .NET est principalement utilisé sous Windows.

- **GTK+** : une des plus importantes bibliothèques utilisées sous Linux. Elle est portable, c'est-à-dire utilisable sous Linux, Mac OS X et Windows. GTK+ est utilisable en C

mais il en existe une version C++ appelée GTKmm (on parle de **wrapper** ou encore de surcouche).

GTK+ est la bibliothèque de prédilection pour ceux qui écrivent des applications pour Gnome sous Linux, mais elle fonctionne aussi sous KDE. C'est la bibliothèque utilisée par exemple par Firefox, pour ne citer que lui.

Qt est donc constituée d'un ensemble de bibliothèques, appelées « modules ». On peut y trouver entre autres ces fonctionnalités :

- **Module GUI** : c'est toute la partie création de fenêtres. nous nous concentrerons surtout, dans ce cours, sur le module GUI.
- **Module OpenGL** : Qt peut ouvrir une fenêtre contenant de la 3D gérée par OpenGL.
- **Module de dessin** : pour tous ceux qui voudraient dessiner dans leur fenêtre (en 2D), le module de dessin est très complet !
- **Module réseau** : Qt fournit une batterie d'outils pour accéder au réseau, que ce soit pour créer un logiciel de Chat, un client FTP, un client Bittorent, un lecteur de flux RSS...
- **Module SVG** : Qt permet de créer des images et animations vectorielles, à la manière de Flash.
- **Module de script** : Qt prend en charge le Javascript (ou ECMAScript), que vous pouvez réutiliser dans vos applications pour ajouter des fonctionnalités, par exemple sous forme de plugins.
- **Module XML** : pour ceux qui connaissent le XML, c'est un moyen très pratique d'échanger des données à partir de fichiers structurés à l'aide de balises, comme le XHTML.
- **Module SQL** : permet d'accéder aux bases de données (MySQL, Oracle, PostgreSQL...).

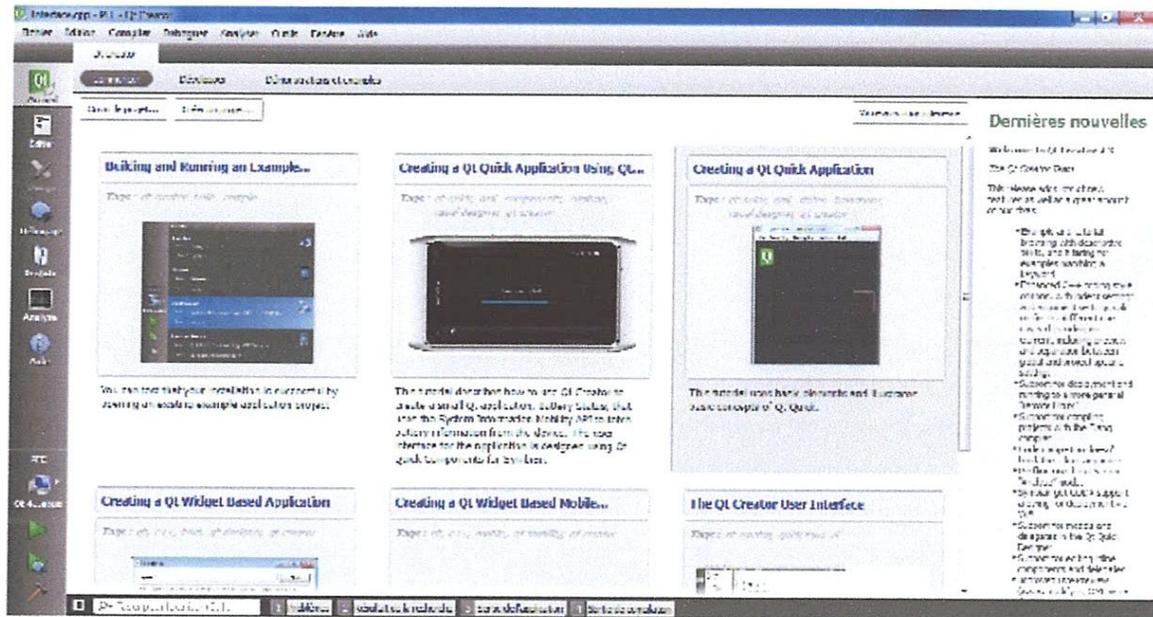


Figure V. 1: Interface de QT.

V.3 Architecteur de système de recherche des logos :

L'architecteur du système implémenté pour notre approche est illustré dans le graphe suivant :

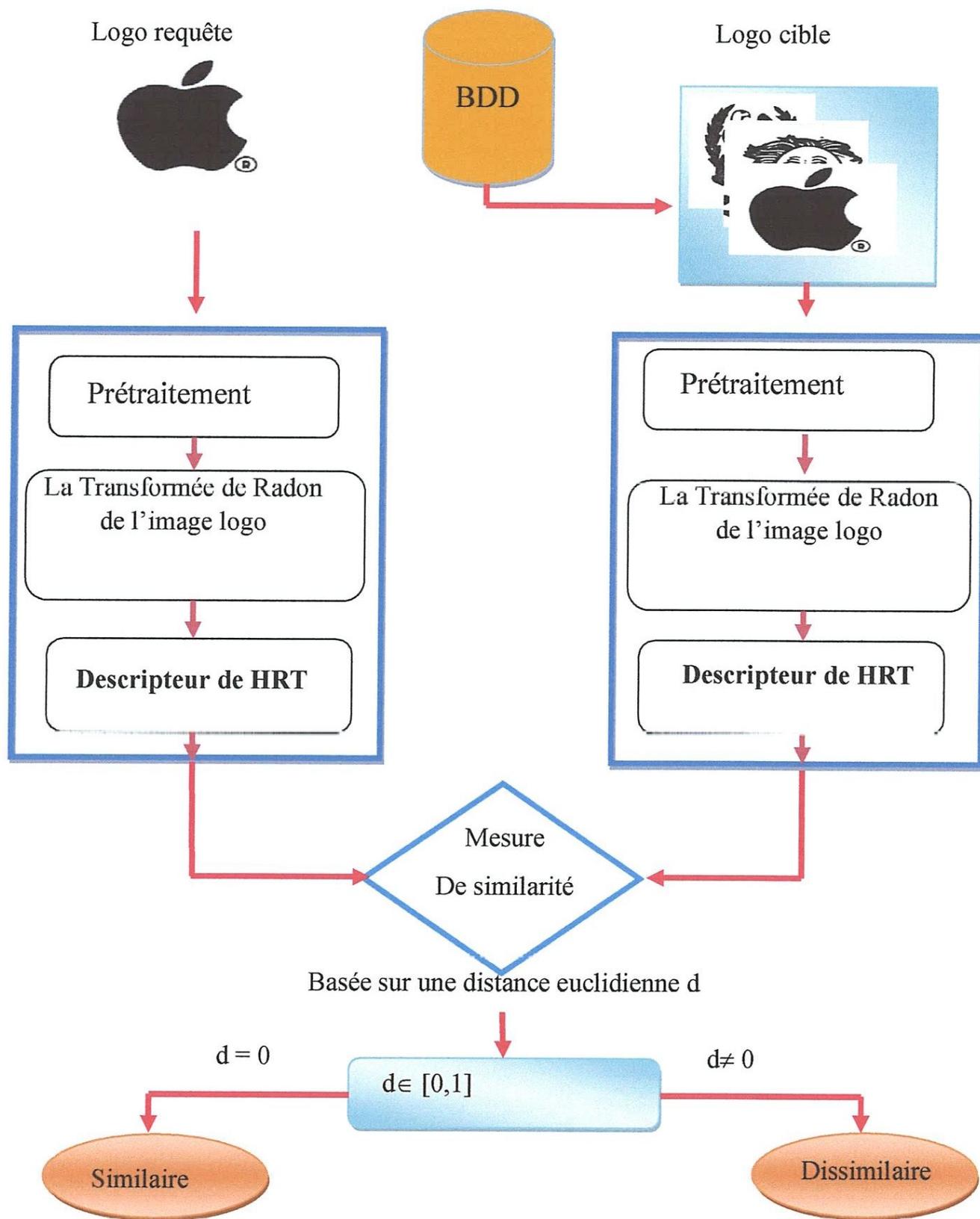


Schéma V.1 : Architecture générale du système de recherche des logos

V.3.1 Traitement et méthode C++ :

Les méthodes principales réalisées dans ce système sont les suivantes :

Radon () : cette classe est destinée à calculer la transformation de radon de l'image entrée, Elle réalise aussi une méthode de normalisation de l'image radon pour définir la visualisation de l'image de radon.

Histogramme () : cette classe calcule l'histogramme de l'image de radon. Elle contient la fonction qui assure la normalisation des histogrammes calculés.

Comparaison () : cette classe calcule la similarité entre deux histogrammes normalisés (ou descripteur HRT).

Affichage () : affiche les résultats de la recherche de logo requête dans la base (score de similarité triés en ordre décroissant).

V.3.2 Les classes C++ :**a) Fichier source .cpp :**

fonction et comparaisonHis : ces classes contiennent les méthodes réalisées le système.

Interface : son rôle consacré à la validation des objets graphiques (bouton, menu, label).

main : son rôle consacré au lancement du système.

b) Fichier en tête .h :

interface : contient la déclaration des objets graphiques (bouton, menu, label) utilisés dans l'interface graphique du système.

V.4 Résultats expérimentaux :

V.4.1 Extraction des caractéristiques :

(a) image originale.

(b) image de radon calculée sur l'espace $Radon(\vartheta, p)$ avec $R_f(p_{max}=415)$

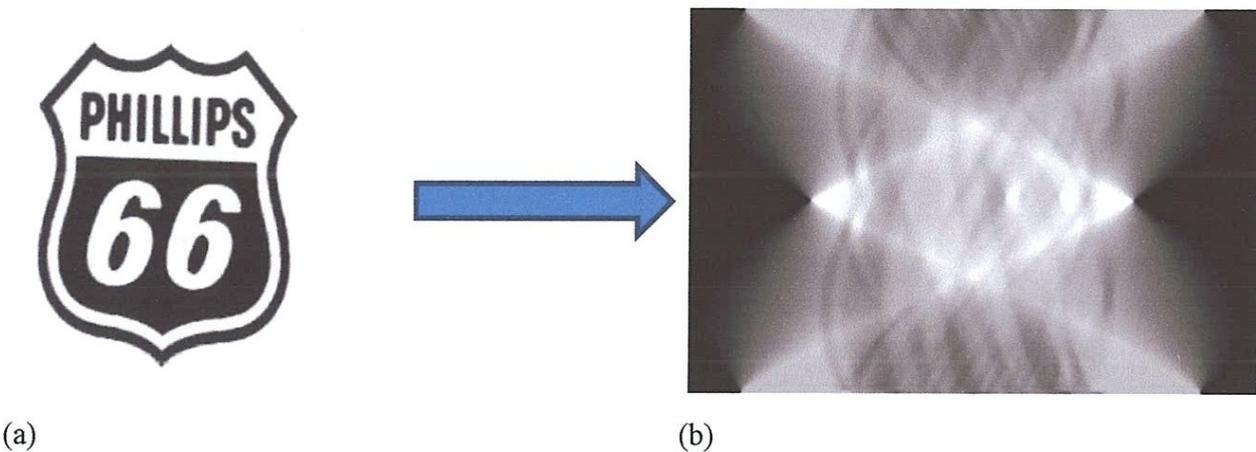


Figure V. 2 (a) image originale. (b) image de radon

V.4.2 Résultats de la recherche des logos dans base de données :

Notre approche de recherche des logos images est appliquée sur une base de données comptant 106 logos. Cette base est construite en appliquant des transformations géométriques sur la base originale¹ composée de 20 logos, sachant que chaque logo original est utilisé pour créer cinq autres logos transformés (2 rotation, 2 mise en échelle et une translation).

En appliquant une distance euclidienne pour comparer (apparié) deux logos afin de juger s'ils sont similaires ou dissimilaire la figure V.2 présente un échantillon des logos de la base originale.

¹ Base du site <http://lamprsv02.umiacs.umd.edu/projdb/project.php?id=47>

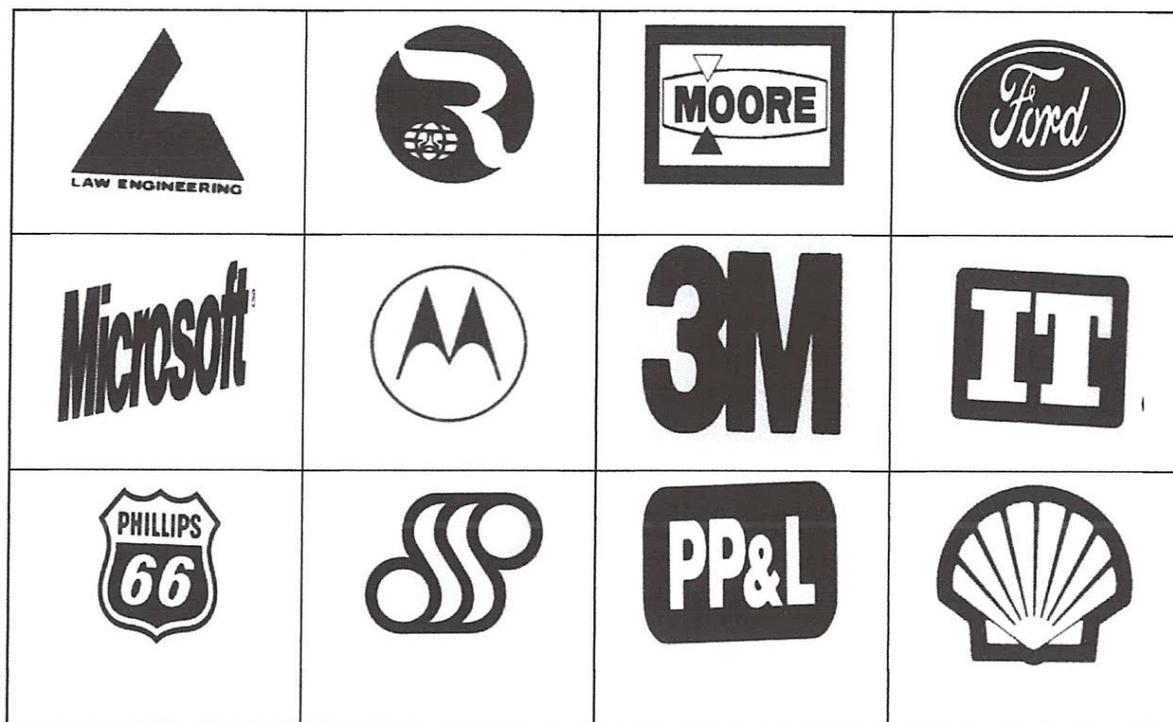


Figure V.3: échantillon des logos de la base originale.

L'appariement s'applique en prenant toutes les images logs de la base originale comme ensemble des requêtes et la nouvelle base transformée comme ensemble des logos cibles.

L'objectif de la recherche, on aura 20x120 comparaisons ou appariements.

Résultats de recherche de l'image logo requête de la figure V.3 avec la base de données transformée.



Figure V.4: Résultats de recherche de l'image logo requête dans une base de données transformée.

Le tableau ci-dessus présente la liste des scores de similarité triés en ordre décroissant en prenant uniquement les dix premiers meilleurs résultats trouvés.

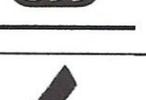
Logo requête	Les images de la base transformée	Transformation géométrique appliquée	Transformée de radon	similarité
		Rotation 90°		0.0000
		Mise en échelle 70%		0.0012
		Mise en échelle 150%		0.0017
		translation		0.0049
		translation		0.0051
		translation		0.0057
		Mise en échelle 50%		0.0065
		Rotation 90°		0.0068
		Mise en échelle 60%		0.0070
		Mise en échelle 200%		0.0074

Tableau V. 3 : Résultats les dix premiers meilleurs scores de similarité.

V.5 Conclusion :

Dans ce chapitre est consacré a l'implémentation du système de recherche des images logos dans une base de données en utilisant le descripteur de l'histogramme de transformée de radon (HRT). Dans la deuxième partie, nous avons présenté les résultats expérimentaux et tests en utilisant une base de données des logos transformées créés a partir de la base originale UMD.

La recherche d'images par le contenu est devenue un domaine de recherche actif qui se développe très rapidement. L'explosion du nombre de collections d'images personnelles et professionnelles ainsi que sur le Web a rendu le développement des outils qui organisent ces données une nécessité. L'objectif principal des systèmes de recherche d'images est de localiser les images pertinentes à l'utilisateur avec une bonne précision et avec un minimum de temps. Dans le cadre de notre travail nous nous sommes intéressés par la recherche d'images logos dans une base de données, puis que les logos sont des moyens utiles pour transporter de l'information et identifier les organismes et les personnes. En tant que représentation graphique principale d'un organisme, ou un logo est la clé de voûte d'une marque et demeure son aspect le plus visible dans le marché ciblé.

Dans ce mémoire, nous avons abordé le problème de la recherche d'images logos. Plus précisément, nous nous sommes focalisés à la recherche d'images logos basée sur l'histogramme de la transformée de Radon. Les descripteurs de forme de l'histogramme sont invariants aux transformations géométriques. Notre choix a été motivé par la quantité phénoménale d'images disponible aujourd'hui, qui nécessite de croître, sur tout les images logos.

Le but de ce système conçu n'a pas été de proposer un nouveau outil, néanmoins l'idée a été d'extraire, dans la base des logos similaires associés à une certaine information pertinente et commune de la forme. Ces informations pertinentes qui sont des descripteurs de forme permettent une recherche efficace dans la base d'images logo.

Dans notre travail, nous avons utilisé un algorithme qui traite l'extraction des caractéristiques de l'image logo dans la première étape et l'appariement des images logos basé principalement sur une distance euclidienne entre le descripteur HRT du logo requête et un ensemble de descripteurs de HRT qui représentent les logos cibles de la base. Pour atteindre cet objectif, notre mémoire débute par un état de l'art sur la recherche d'images par le contenu. Et les descripteurs d'images utilisés dans la recherche d'image sont donnés dans le chapitre deux, Ensuite, nous avons étudié la transformée de Radon, dans le chapitre trois. On a vu l'importance de cette transformée dans la modélisation des problèmes de recherche et d'appariement d'image. Puis, nous avons présenté la conception de système basée sur une extraction des caractéristiques calcule le descripteur de HRT et l'application d'une mesure de similarité pour l'appariement des logos dans le chapitre quatre. Le choix de ce descripteur est dû à son invariabilité aux différentes transformations de nature géométriques, et robuste à l'occlu-

CONCLUSION GENERALE

sion et au bruit .La mesure de similarité calculée sera basée sur la distance euclidienne, pour estimer le degré de similarité entre les logos similaires. Enfin nous nous sommes intéressés à implémenter notre système de recherche des images logos et présenté les resultats exprimenteux.

- [1] A. Schechter, Measuring the Value of Corporate and Brand Logos, *Design Management Journal*, vol. 4, no 1, p. 33.
- [2] Dryden I.L., Mardia K.V., *Statistical Shape Analysis*, New York: Wiley, 1998.
- [3] Kim H., Kim J., « Region-based shape descriptor invariant to rotation, scale and translation », *Signal Process. Image Commun.* vol. 16, 2000, p. 87-93.
- [4] Chen Y.W., Chen Y.Q., « Invariant description and retrieval of planar shapes using Radon Composite Features », *IEEE Trans. on Signal Proces.*, vol. 56, n° 10, 2008, p. 4762-4771.
- [5] Tabbone S., Wendling L., Salmon J.-P., « A new shape descriptor defined on the Radon transforms », *Computer Vision and Image Understanding*, vol. 102, n° 1, 2006, p. 42-51.
- [6] T. Kato, K. Hirata. Query by visual example in content-based image retrieval, Proc. EDB192. Lecture Notes in computer Science, 1992, p.56-71.
- [7] A. Jain, A. Vailaya. Image retrieval using color and shape. *Pattern Recognition*, vol.29, n°8, 1996.
- [8] J. Canny. A computational approach to edge detection. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Volume 8, n°6 :679 – 698, Novembre 1986.
- [9] R. Deriche. Using canny's criteria to derive an optimal edge detector recursively implemented. *International Journal Computer Vision*, Volume 1, n°2,167-187, 1987.
- [10] M. Ferecatu. Image retrieval with active relevance feedback using both visual and keyword-based descriptors. Université de Versailles Saint-Quentin-En-Yvelines. Thèse de Doctorat, 2005.
- [11] M.K. Hu. Visual Pattern Recognition by moment invariants. *IRE Transaction on Information Theory*, Volume 8, n°2 :179–187, 1962.
- [12] I. Daoudi. Recherche par similarité dans les grandes bases de données multimédia Application à la recherche par le contenu d'images. INSA Lyon. Thèse de Doctorat, 2009.
- [13] D. Zhang and G. Lu, "Shape-based image retrieval using generic Fourier descriptor," *Signal Processing: Image Communication*, vol. 17, no. 10, pp. 825-848, 2002.
- [14] Q. Chen, M. Defrise, and F. Deconinck, "Symmetric phaseonly matched filtering of Fourier-Mellin transform for image registration and recognition," *IEEE Trans. PAMI*, vol. 16, no. 12, pp.1156-1168, Dec. 1994.
- [15] S. Tabbone, L. Wendling, and J. -P. Salmon, "A new shape descriptor defined on the Radon transform," *CVIU*, 102(1), pp.42–51, Apr. 2006.

- [16] S. Tabbone, O. Ramos Terrades, and S. Barrat, "Histogram of Radon transform. A useful descriptor for shape retrieval," *ICPR*, pp.1-4, Tampa, 2008.
- [17] O. Aude, A. Torralba. Modeling the shape of the scene : a holistic representation of the spatial envelope. *International Journal of Computer Vision*, 42(3):145_175, 2001.
- [21] B. Manjunath, W.Y.Ma. Texture features for browsing an retrieval of image data. *IEEE Transaction on Pattern analysis and machine Intelligence*, vol 18 numéro 8, 1996.
- [18] G. Pass, R. Zabih, J.Miller. Comparing images using color coherence vectors. *ACM International Multimedia Conference*, pp.6573.1996.
- [19] L. Gueguen. Extraction d'information et compression conjointes des séries temporelles d'images satellitaires. *Ecole Nationale Supérieure des Télécommunications Paris. Thèse de Doctorat*, Octobre 2007.
- [20] C. Vertan, N. Boujemaa. Upgrading color distributions for image retrieval : can we do better ? *International Conference on Visual Information Systems*, 2000.
- [22] M. Swain, D. H. Ballard. Color indexing. *International Journal of computer vision*, 32(11) : 11-32.1991.
- [23] M. A. Stricker, M. Orengo. Similarity of color images. *SPIE. San Jose.* 1995.
- [24] S.Wang, A Robust CBIR Approach Using Local Color Histograms. *Département d'informatique, Université Alberta. Alberta : s.n, 2001. Rapport technique.*
- [25] G. Lu, J.Phillips, Using perceptually weighted histograms for color-based image retrieval. *Proceedings of the 4th International Conference on Signal Processing*. pp.1150–1153
- [26] G. Pass, R. Zabih, Comparing images using joint histograms. *Multimedia Systems*, Vol. 7, pp. 234–240.
- [27] M. Stricker, M. Swain, The capacity of color histogram indexing. In *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. pp. 704–708. 1994.

- [28] Université mouloud Mammeri, Tizi-Ouzou, Mémoire de magister, thème : Recherche D'images par le contenu.
- [29] Mémoire de master informatique fondamentale ,Recherche d'images par contenu visuel : Combinaison de la couleur et de la texture, Soutenu publiquement le /06/2011.
- [30] D. Donoho, "Wedgelets: Nearly-minimax estimation of edges," *Ann. Stat.*, vol. 27, pp. 353–382, 1999.
- [31] R. Shukla, P. L. Dragotti, M. Do, and M. Vetterli, "Rate distortion optimized tree structured compression algorithms for piecewise smooth images," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 14, no. 3, 2005.
- [32] E. Le Pennec and S. Mallat, "Bandelet Image Approximation and Compression," *SIAM Multiscale Modeling and Simulation*, vol. 4, no. 3, pp. 992-1039, 2005.
- [33] E. Le Pennec and S. Mallat, "Sparse geometric image representations with bandelets," *IEEE Trans. Image Processing*, vol. 14, no. 4, pp. 423–438, April 2005.
- [34] J. Radon, "Über die bestimmung von funktionen durch ihre integralwerte längs gewisser mannigfaltigkeiten," in *Berichte Saechsische Akademie der Wissenschaften, Leipzig. Math. Nat.*, vol. 69, pp. 262–277, 1917.
- [35] P. V. C. Hough, "Machine analysis of bubble chamber pictures," in *International Conference on High Energy Accelerators and Instrumentation*, 1959.
- [36] R. O. Duda and P. E. Hart, "Use of the Hough transformation to detect lines and curves in pictures," in *Communications of the ACM*, vol. 15, pp. 11–15, Jan. 1972.
- [37] A. B. Watson, "The cortex transform : rapid computation of simulated neural images," *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, vol. 39, no. 3, pp. 311–327, Sept. 1987.
- [39] D. H. Hubel and T. N. Wiesel, "Receptive fields, binocular interaction and functional architecture in the cat's visual cortex," *Journal of Physiology (London)*, vol. 160, pp. 106–154, 1962.
- [40] D. H. Hubel and T. N. Wiesel, "Sequence regularity and geometry of orientation columns in the monkey striate cortex," *Journal of Comparative Neurology*, vol. 158, pp. 267–293, 1974.

- [41] E. J. Candes, "Ridgelets : Theory and Applications," Ph.D. thesis, Department of Statistics, Stanford University, 1998.
- [42] M. N. Do and M. Vetterli, "Orthonormal finite ridgelet transform for image compression," in IEEE International Conference on Image Processing, vol. 2, pp. 367–370, 2000.
- [43] E.J. Candès, "On the representation of multilated Sobolev functions," Tech. Report, Department of Statistics, Stanford University, 1999.
- [44] E.J. Candès and D.L. Donoho, "Curvelet, multiresolution representation, and scaling laws," in SPIE Wavelet Applications in Signal and Image Processing VIII, A. Aldroubi, A.F. Laine, and M.A. Unser, Eds., 2000, vol. 4119.
- [45] D. Mercier, R. Séguier, Utilisation des STANN en audio : illustration en reconnaissance de chiffre, Journée Valgo 2001.
- [46] L. Gueguen. Extraction d'information et compression conjointes des séries temporelles d'images satellitaires. Ecole Nationale Supérieure des Télécommunications Paris. Thèse de Doctorat, Octobre 2007.
- [47] J. Zhang, T. Tan. brief review of invariant texture analysis methods. Pattern Recognition, vol 35, pp. 735-747, 2002.
- [48] K. Albeau. Analyse à grande échelle des textures des séquences protéiques via l'approche Hydrophobic Cluster Analysis (HCA). Université Versailles Saint-Quentin-En-Yvelines, Octobre 2005.
- [49] M.Sonka, V. Hlavac, R. Boyle. Image Processing, Analysis and Machine Vision. PWS Publishing, seconde édition, 1999.
- [50] M.R. Teague : Image analysis via the General Theory of moments, Applied optics, vol. 19, n° 8 (1980), pp. 1353-1356, 1980.
- [51] D. ZHANG, G. LU, Study and evaluation of different Fourier methods for image retrieval, Image Vision Computing, vol. 23, 2005.
- [52] J. Radon, « On the determination of functions from their integrals along certain manifolds », translation of Radon's 1917 paper by R. Lohner, « The Radon transform and some of its applications », Annexe A, pp.204-217, John Wiley & Sons, 1983.
- [53] R. Lohner, « The Radon transform and some of its applications », Annexe A, John Wiley & Sons, pp.204-217, 1983.
- [54] P. Courmontagne, « Transformée de Radon et filtrage Application à la détection de collages mobiles marins », GRETSI, Saint Martin d'Hères, vol. 15, no.4, pp.297-307, France, 1998.

- [55] S. R. Deans, « The Radon transform and some of its applications », John Wiley & Sons, p.300, 1983.
- [56] J. Fessler, « Analytical tomographic image reconstruction methods », Chapter 3, College of Engineering, University of Michigan, p.47, November 2009.
- [57] F. Dubois, « RECONSTRUCTION des images tomographiques par rétroprojection filtrée », Revue de l'ACOMEN, vol.4, no.2, pp.92-99, FRANCE, 1998.
- [58] L. M. Murphy, « Linear feature detection and enhancement in noisy images via the Radon transform », Pattern Recognition Letters, vol.4, Issue.4, pp.279-284, 1986.
- [59] Université mouloud Mammeri, Tizi-Ouzou, Mémoire de magister, thème :
Application de la transformation de radon discret pour la compression d'image MSG
- [60] [Traitement_Image/Etat_Art/Binarisation/Conclusion.php](#)
- [61] <http://webcache.googleusercontent.com/archive?q=cache:cnlyw6FEObQJ:https://fr.scribd.com/doc/58979933/calcul-de-la-transformee-de-radon+&cd=1&hl=fr&ct=clnk>
- [62] <https://hal.inria.fr/inria-00339116/document>
- [63] Elsa Negre-CAHIER DU LAMSADE-338-Laboratoire d'Analyses et Modélisation de Systèmes pour l'Aide à la Décision UMR 7243-avril 2013-Paris.
- [64] Etienne Baudrier, Gilles Million, Frédéric Nicolier, and Su Ruan. A new similarity measure using Hausdorff distance map. In *Proc of international conference on image processing (ICIP)*, pages 669-672, Singapour, 24-27 oct 2004. IEEE.
- [65] Ludovic Simon, Jean-Philippe Tarel, Laboratoire Cental des Ponts et Chaussées (ESE) 58 Boulevard Lefebver 75015 PARIS, Utilisation de la distance de Hausdorff dans SVM
- [66] R. Agrawal, C. Faloutsos and A. Swami, Efficient Similarity Search In Sequence Database, Research Report, IBM Alma-den Research Center, San Jose, California, 1993,
- [67] C. Wang and X. Sean Wang, Supporting Content-based Searches on Time Series via Approximation, *International Conference on Scientific and Statistical Database Management*, Vol. 69-81, 2000.
- [68] <http://liris.cnrs.fr/graphem/?p=78.3/3/2014>.

