

Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

وزارة التعليم العالي و البحث العلمي

BADJI MOKHTAR-ANNABA UNIVERSITY
UNIVERSITY BADJI MOKHTAR-ANNABA



جامعة باجي مختار - عنابة

Faculté des Sciences de l'Ingéniorat
Département d'Informatique

Année : 2014/2015

THESE

Présentée en vue de l'obtention du diplôme de

Doctorat 3^{ème} Cycle LMD

Intitulée :

Indexation et segmentation d'images basées loi de Zipf et Zipf inverse

Option
Informatique

Par
Meriem HAMOUD

Devant le Jury

Pr Mohamed Tayeb LASKRI	Professeur à l'Université d'Annaba	Président
Pr Hayet Farida MEROUANI	Professeure à l'Université d'Annaba	Directrice de Thèse
Pr Nouredine DOGHMANE	Professeur à l'Université d'Annaba	Examineur
Pr Abdelhani BOUKROUCHE	Professeur à l'Université de Guelma	Examineur
Dr Smain MAZOUZI	Maitre de conférences classe A à l'Université de Skikda	Examineur

A mes parents

A mon encadreur

A mon frère

A mes sœurs

A mon adorable neveu

A mon beau frère

A ma belle sœur

A ma famille

A mes amies

A mes collègues

Remerciements

J'adresse mes premiers remerciements à mon grand DIEU qui m'a donné la volonté, le courage ainsi que la patience afin de réaliser ma thèse de doctorat.

J'exprime toute ma gratitude à ma directrice de thèse madame Hayet Farida Merouani, professeur à l'université Badji Mokhtar d'Annaba. Merci pour sa disponibilité indéfectible, son aide ainsi que ses remarques judicieuses qui m'ont permis de faire progresser ainsi que d'enrichir mon travail.

J'exprime ma gratitude à monsieur Ahmed Moussa, professeur à l'université Abdelmalek Esadi, ENSA de Tanger au Maroc, qui m'a donné entière satisfaction par ses remarques. Merci pour son chaleureux accueil durant la période d'élaboration de mon stage au sein de son laboratoire.

J'exprime ma profonde reconnaissance et mes chaleureux remerciements aux membres de jury qui m'ont fait l'honneur de bien vouloir évaluer et juger mon travail :

- *Monsieur Laskri Mohamed Tayeb, Professeur à l'université Badji Mokhtar d'Annaba, de me faire l'honneur de présider le jury.*
- *Monsieur Doghmane Noureddine, Professeur à l'université Badji Mokhtar d'Annaba. Monsieur Boukrouche Abdelhani, Professeur à l'université 08 Mai 1945 de Guelma et Monsieur Mazouzi Smain, Maître de conférences classe A à l'université 20 Aout 1955 de Skikda.*

C'est avec un plaisir non dissimulé que j'exprime ma reconnaissance à mes chers parents. Merci d'être toujours là pour moi, pour m'encourager durant la période d'élaboration de ma thèse. Je ne pourrais pas oublier mon cher frère Mohamed Salah et mes chères sœurs Rym, Leila et Bouteina ainsi que mon beau frère Khaled et ma belle sœur Asma. Sans oublier mes adorables neveux Ahmed Nadir et Hachem Abd Allah ainsi que mes adorables nièces Layane et Lojayne.

Je souhaite faire part à toute ma famille, toutes mes chères copines ainsi que tous mes collègues.

ملخص

أبسط تطبيق للعلاقات لتحليل الصور هو العلاقات الخطية نظرا لبساطتها حسابيا لكنها محدودة جدا لأنه من الصعب نمذجة ظواهر معقدة مثل الصورة بدقة عبر استخدام نماذج خطية بسيطة.

نموذج قانون القوة لديه ميزة وجود درجة إضافية من الحرية التي تكمن في أس قانون القوة. ولذلك، فإن خيار العلاقات غير الخطية له أهمية حاسمة في تطوير أدوات قوية لتحليل الصور والرؤية عبر الكمبيوتر. في هذا المجال تكمن مشكلة البحث التي تتمثل في تطبيق قانون القوة: زيب أف و زيب أف معكوس لتحليل الصورة، في الواقع، نحن نعتبر أنماط تتألف من مجموعة متصلة من بكسل التي تتكرر تقريبا حسب حساب دوري لعد وتيرة حدوثها في كل صورة.

ثم قوانين زيب أف و زيب أف معكوس تميز التعقيد الهيكلي لبنية الصورة عبر نمذجة التوزيع الإحصائي لوتيرة ظهور الأنماط حسب توزيع على قانون القوة. في هذه الأطروحة، أجرينا دمج قانون القوة: زيب أف و زيب أف معكوس لتجزئة المنطقة المهمة للتحليل في صورة، بدافع النتائج المرضية جدا التي تحصلنا عليها في الصور الرقمية، وسعنا عملنا في مجال المساعدة في التشخيص الطبي لسرطان الثدي عن طريق مساعدة الكمبيوتر. في الواقع، اقترحنا نظاما للكشف عن الأورام استنادا إلى قوانين دمج زيب أف و زيب أف معكوس ونظام تصنيف الأورام عن طريق حساب واصفات جديدة للبنية، لعملية التوصيف.

تم تطبيق المصنف فوزي سي مينز في عملية التصنيف. بعد ذلك، اقترحنا نظام فهرسة واسترجاع تصوير الثدي بالأشعة السينية بواسطة المحتوى الذي يقوي أداء التشخيص بمساعدة الحاسوب في مرحلة تقديم التشخيص إلى طبيب الأشعة الذي يرى أنه من الأفضل بناء التشخيص للحالة التي يجري تحليلها من حالات معالجة سابقا عوض الاعتماد على نتيجة مجردة يعطيها المصنف. وقد أعطى تقييم العمل المقترح أداء جيدا متجاوزا أنهج مختلفة مقترحة سابقا.

كلمات البحث : تحليل الصور، الرؤية عبر الكمبيوتر، قانون زيب أف، قانون زيب أف معكوس، تجزئة، تصنيف، الفهرسة، البحث عن طريق المحتوى.

Résumé

Les relations les plus simples à appliquer pour l'analyse d'image sont les relations linéaires vu leur simplicité de calcul, par contre elles sont très limitées du fait qu'il est difficile de modéliser, avec précision, des phénomènes complexes comme l'image au moyen de simples modèles linéaires. Un modèle en loi puissance présente l'avantage de posséder un degré de liberté supplémentaire consistant en l'exposant de la loi puissance. De ce fait, le choix de la non-linéarité est d'un intérêt crucial dans le développement de puissants outils d'analyse d'image et de vision par ordinateur. Dans ce sens, notre problématique de recherche consiste à appliquer les lois puissance : Zipf et Zipf inverse à l'analyse des images, en effet, nous considérons des motifs composés d'un ensemble connexe de pixels qui se répètent quasi-périodiquement en calculant la fréquence d'apparition de chacun dans l'image. Ensuite, les lois de Zipf caractérisent la complexité structurelle de la texture d'image par la modélisation de la répartition statistique de la fréquence d'apparition des motifs selon une distribution en lois puissance. Dans cette thèse, nous avons réalisé une fusion des lois de Zipf et de Zipf inverse pour la segmentation d'une région saillante dans une image, motivés par les résultats très satisfaisants obtenus sur les images numériques, nous avons étendu nos travaux vers le domaine de l'aide au diagnostic médical du cancer du sein assisté par ordinateur. De ce fait, nous avons proposé un système de détection des tumeurs (CADe) basé sur la fusion des lois de Zipf et de Zipf inverse ainsi qu'un système de classification des tumeurs (CADx) qui procède par le calcul de nouveaux descripteurs de texture durant le processus de caractérisation. Le classifieur Fuzzy c-means a été appliqué pour le processus de la classification. Par la suite, nous avons proposé un système d'indexation et de recherche des mammographies par le contenu (CBMIIR) qui renforce la performance du diagnostic assisté par ordinateur au niveau de l'étape de la présentation du diagnostic aux radiologues. En effet, ces derniers sont plus confiants d'un jugement de diagnostic basé sur des cas, diagnostiqués préalablement, similaires au cas en cours d'analyse plutôt que le résultat abstraits généré par un classifieur. L'évaluation des travaux proposés a donnée des performances élevées surpassant différentes approches de l'état de l'art.

Mots clés : Analyse d'image, Vision par ordinateur, Loi de Zipf, Loi de Zipf inverse, Segmentation, Classification, Indexation, Recherche par le contenu.

Abstract

The simplest relations to apply for image analysis are the linear relations given their computational simplicity; however, they are very limited since it is difficult to model, with precision, complex phenomena like the image using simple linear models.

A power law model has the advantage of having an additional degree of freedom consisting of the exponent of the power law. Therefore, the choice of the non-linearity is of crucial interest in the development of powerful tools for image analysis and computer vision. In this sense, our research problematic is to apply the power laws: Zipf and inverse Zipf for image analysis, indeed, we consider patterns consisting of a set of connected pixels that appear in quasi-periodic spatial arrangements and we compute the frequency of appearance of each one within the image. Then, the laws of Zipf characterize the structural complexity of the image texture by modeling the statistical distribution of patterns frequency of appearance as power law distribution. In this thesis, we have performed a fusion of Zipf and inverse Zipf laws to segment a salient region within an image, motivated by the very satisfactory obtained results on digital images; we have extended our contribution to the field of computer aided detection and diagnosis of breast cancer. Indeed, we have proposed a system for detecting masses (CADE) based on the fusion of Zipf and inverse Zipf laws, furthermore, we have proposed a system of tumors classification (CADx) which proceeds by the compute of new texture features, for the characterization process. The Fuzzy c-means classifier was applied to the process of classification. Subsequently, we have proposed a content based mammogram image indexing and retrieval system (CBMIIR) that boosts the performance of a computer-aided diagnosis (CADx) at the stage of providing the diagnostic to radiologists, indeed, radiologists feel more confident in their diagnosis decision based upon case-adaptive classification where similar known cases, to the one under analysis, are retrieved and displayed from indexed databases; rather than the abstract result generated by a classifier. The evaluation of the proposed systems has given high performance outperforming several approaches of the state of the art.

Keywords: Image analysis, computer vision, Zipf law, Inverse Zipf law, Segmentation, Classification, Indexing, Retrieval by content.

Table des matières

Remerciements.....	iii
ملخص.....	iv
Résumé.....	v
Abstract.....	vi
Table des matières.....	vii
Table des illustrations.....	xiii
Liste des figures.....	xiii
Liste des tableaux.....	xviii
Introduction générale.....	1
1. Contexte et cadre de la recherche.....	1
2. Objectif et approche.....	3
3. Plan de la thèse.....	6
PARTIE I : ÉTAT DE L'ART.....	8
Chapitre I. Analyse d'image et vision par ordinateur.....	9
I.1. Introduction.....	9
I.2. Définition de l'analyse d'image et la vision par ordinateur.....	10
I.3. Analyse d'image.....	12
I.3.1. Analyse de bas niveau d'image.....	12
I.3.2. Analyse de haut niveau d'image.....	13
I.3.3. Bilan.....	14
I.4. La segmentation d'image.....	16
I.4.1. Segmentation d'image par seuillage.....	17
I.4.2. Segmentation d'image par extraction de contour.....	20
I.4.3. Segmentation d'image par croissance de régions.....	22
I.4.4. Segmentation d'image par classification de pixels.....	24
I.4.5. Segmentation d'images par extraction d'une région saillante.....	25
I.5. La texture.....	29

I.5.1. Les classes de la texture	31
I.5.2. Les descripteurs de la texture	33
I.6. La vision par ordinateur	35
I.7. Difficulté de la vision par ordinateur	36
I.8. Conclusion	38
Chapitre II. Les lois puissance	39
II.1. Introduction	39
II.2. Les principales lois puissance.....	40
II.2.1. Qu'est ce qu'une loi puissance ?	40
II.2.2. La loi de Pareto.....	41
II.2.3. La loi de Zipf	43
II.2.4. La loi de Zipf inverse.....	46
II.3. Les domaines d'application des lois de Zipf	47
II.3.1. La loi de Zipf et population des villes	47
II.3.2. La loi de Zipf et internet	51
II.3.3. La loi de Zipf dans l'étude des signaux sonores médicaux	56
II.4. Segmentation d'une région saillante dans les images par la loi de Zipf et de Zipf Inverse	57
II.4.1. Définition d'une région saillante	58
II.4.2. Les lois de Zipf et de Zipf inverse pour l'analyse des images numériques.....	60
II.4.3. Analyse des images par les lois de Zipf et de Zipf inverse	61
II.4.4. Étude des caractéristiques des courbes de Zipf et de Zipf inverse	62
II.4.5. Méthodologie de segmentation d'une région saillante par les lois de Zipf et de Zipf inverse	65
II.5. Conclusion	68
Chapitre III. Aide au diagnostic médical du cancer du sein assisté par Ordinateur.....	69
III.1. Introduction	69
III.2. Le cancer du sein.....	70
III.3. Les facteurs favorisant le cancer du sein	71
III.3.1. Facteurs démographiques	71

III.3.2. Avoir déjà subi le cancer du sein	71
III.3.3. Les antécédents familiaux	71
III.3.4. La situation géographique	71
III.4. Les stades du cancer du sein	72
III.5. Le dépistage du cancer du sein.....	74
III.5.1. La mammographie.....	74
III.5.2. Les caractéristiques mammographiques du cancer du sein.....	76
III.5.3. Les avantages de la mammographie numérique	77
III.5.4. Les recommandations actuelles pour la réalisation de la mammographie	79
III.6. Les descripteurs de la mammographie	81
III.6.1. La mammographie normale.....	81
III.6.2. Interprétation des tumeurs dans la mammographie.....	81
III.6.3. Exemples de mammographies présentant des anomalies.....	82
III.7. Les limites techniques de l'interprétation de la mammographie et le recours à une double lecture de la mammographie.....	82
III.8. Détection et classification assistées par ordinateur (CAdE/CADx) des tumeurs dans la mammographie	85
III.8.1. Détection des tumeurs assistée par ordinateur (CAdE)	85
III.8.2. Diagnostic des tumeurs assisté par ordinateur (CADx)	86
III.9. État de l'art sur la détection et la classification assistées par ordinateur (CAdE/CADx) des tumeurs dans la mammographie	87
III.10. Protocole d'application des systèmes de détection et classification des tumeurs assistées par ordinateur (CAdE/CADx) dans la mammographie	91
III.11. L'analyse de la performance et du bénéfice des systèmes de détection et classification assistées par ordinateur (CAdE/CADx) des tumeurs de la mammographie	91
III.12. Indexation et recherche des mammographies par le contenu (CBMIIR) pour l'aide au diagnostic médical du cancer du sein assisté par ordinateur	93
III.13. L'apport d'un système d'indexation et de recherche de mammographies par le contenu (CBMIIR) par rapport à un système d'aide au diagnostic assisté par ordinateur (CADx) se basant sur la sortie d'un classifieur	93
III.14. État de l'art sur les approches d'indexation et de recherche des mammographies par le contenu (CBMIIR)	94
III.15. Conclusion.....	96

PARTIE II : APPROCHES PROPOSÉES97

Chapitre IV. Segmentation d'une région saillante dans une image par la fusion des lois de Zipf et de Zipf inverse.....98

IV.1. Introduction.....	98
IV.2. Segmentation d'une région saillante dans une image basée sur la fusion de tous les descripteurs texturaux extraits à partir des courbes de Zipf et de Zipf inverse.....	99
IV.2.1. Découpage de l'image.....	99
IV.2.2. Codage de l'image	99
IV.2.3. Analyse d'image par les lois de Zipf et de Zipf inverse	101
IV.2.4. Classification des imasettes	102
IV.3. Résultats expérimentaux de la segmentation d'une région saillante dans une image par la fusion de tous les descripteurs texturaux extraits à partir des courbes de Zipf et de Zipf inverse	103
IV.4. Segmentation d'une région saillante dans une image par la fusion des lois de Zipf et de Zipf inverse ainsi qu'une classification supervisée des imasettes	105
IV.4.1. Découpage de l'image.....	106
IV.4.2. Codage de l'image	106
IV.4.3. Analyse d'image par les lois de Zipf et de Zipf inverse	107
IV.4.4. Extraction des descripteurs	107
IV.4.5. Classification supervisée des imasettes	109
IV.5. Résultats expérimentaux de la segmentation d'une région saillante dans une image par la fusion des lois de Zipf et de Zipf inverse ainsi qu'une classification supervisée des imasettes.....	109
IV.5.1. Expérimentations basées sur le classifieur : Séparateur à Vaste Marge (SVM)..	112
IV.5.2. Expérimentations basées sur le classifieur : arbre de décision (J48)	119
IV.6. Comparaison entre les approches basées sur les lois de Zipf pour la segmentation d'une région saillante dans les images.....	125
IV.6.1. Comparaison quantitative	125
IV.6.2. Comparaison qualitative	126

IV.7. Comparaison entre la fusion des modèles de lois puissance: Zipf et Zipf inverse basée sur le classifieur de l'arbre de décision (J48) et les approches de l'état de l'art	129
IV.7.1. Comparaison quantitative	129
IV.7.2. Comparaison qualitative	130
IV.8. Conclusion	134

Chapitre V. Les lois de Zipf et de Zipf inverse pour la segmentation et la classification assistées par ordinateur (CADe/CADx) des tumeurs dans les mammographies.....136

V.1. Introduction	136
V.2. La base des mammographies DDMA (Database of digital mammograms of Annaba)	137
V.3. Caractérisation de la texture dans les mammographies par les lois de Zipf et de Zipf Inverse	137
V.4. Les lois de Zipf et de Zipf inverse pour la segmentation assistée par ordinateur (CADe) des tumeurs dans les mammographies	142
V.5. Les lois de Zipf et de Zipf inverse pour la classification assistée par ordinateur (CADx) des tumeurs dans les mammographies	146
V.5.1. Caractérisation des régions d'intérêt par les lois de Zipf et de Zipf inverse	146
V.5.2. Classification des régions d'intérêt par Fuzzy c-means	148
V.6. Résultats obtenus et discussion	153
V.7. Conclusion.....	155

Chapitre VI : MammoZipf, le système d'indexation et de recherche des mammographies par le contenu.....156

VI.1. Introduction	156
VI.2. MammoZipf : le système proposé pour l'indexation et la recherche des mammographies par le contenu.....	157
VI.3. Résultats expérimentaux obtenus par le système d'indexation et de recherche des mammographies par le contenu MammoZipf	161
VI.4. Expérimentations sur la base des mammographies MIAS pour la réalisation d'une étude comparative	166

VI.4.1. La base des mammographies MIAS (Mammograms Image Analysis Society).....	167
VI.4.2. Les résultats de recherche des mammographies par le contenu en utilisant la base MIAS.....	167
VI.5. Conclusion	177
Conclusion générale.....	178
Perspectives.....	182
Annexes.....	184
Annexe A.....	184
Statistiques mondiales sur le cancer du sein ainsi que des prédictions sur l'évolution de cette maladie envahissante	184
Annexe B.....	188
Environnement de développement	188
Références.....	193
Références personnelles.....	214
Liste des abréviations.....	215

Table des illustrations

Liste des figures

Figure I.1 Les niveaux d'analyse d'images.....	11
Figure I.2 Deux représentations différentes d'une image, en (a) l'image sous sa représentation normale et en (b) une représentation sous la forme d'une courbe de Zipf de l'image.....	14
Figure II.1 Représentation d'une loi puissance dans un repère linéaire.....	40
Figure II.2 Représentation d'une loi puissance dans un repère bi-logarithmique.....	41
Figure II.3 La fréquence en fonction du rang des 298 000 mots d'Ulysse de James Joyce (courbe A) et de 43 900 mots de journaux quotidiens (courbe B), la ligne droite C illustre la loi de Zipf.....	45
Figure II.4 La relation entre le logarithme du rang et le logarithme de taille des villes pour $\beta = 1$ (loi de Zipf).....	48
Figure II.5 Distribution de la population des principales villes aux USA.....	49
Figure II.6 Distribution des grandes villes américaines.....	50
Figure II.7 Les distributions en loi puissance dans les dimensions de sites Web en terme de a) Nombres de pages qu'ils comportent, b) Nombre de visiteurs, c) Le nombre de liens qui est donné, et d) Le nombre de liens reçu d'autres sites, mesurées en 1997.....	53
Figure II.8 Distribution suivant la loi de Zipf du nombre de résultats Yahoo pour les années de 1901 à 2009.....	54
Figure II.9 Distribution suivant la loi de Zipf du nombre de résultats Yahoo pour les années de 1981 à 2006.....	55
Figure II.10 Visualisation des directions superposées du regard humain. Sur la gauche deux exemples d'images, sur la droite, une visualisation du suivi du regard. Les zones noires correspondent aux lois puissance, les zones grises foncées et claires correspondent aux exponentiels et gaussiennes, respectivement. Tandis que les petits carrés blancs représentent la fixation humaine des points.....	59
Figure II.11 Segmentation de la région saillante (b) de l'image (a) par la fusion des lois de Zipf et de Zipf inverse ainsi qu'une classification basée sur l'arbre de décision (J48) où la saillance élevée est indiquée par des valeurs rouges.....	64

Figure II.12 Les courbes de Zipf des imasettes appartenant à la région saillante de l'image de la figure II.11 : sur la main gauche, celle de l'imasette (1) et sur la main droite celle de l'imasette (2).....	64
Figure II.13 Les courbes de Zipf inverse des imasettes appartenant à la région saillante de l'image de la figure II.11 : sur la main gauche, celle de l'imasette (1) et sur la main droite celle de l'imasette (2).....	64
Figure II.14 Les courbes de Zipf des imasettes appartenant au fond de l'image de la figure II.11: sur la main gauche, celle de l'imasette (3) et sur la main droite celle de l'imasette (4)	65
Figure II.15 Les courbes de Zipf inverse des imasettes appartenant au fond de l'image de la figure II.11: sur la main gauche, celle de l'imasette (3) et sur la main droite celle de l'imasette (4).....	65
Figure III.1 Stadification anatomique du cancer du sein.....	73
Figure III.2 Appareil de génération des mammographies.....	75
Figure III.3 Le positionnement correct de la patiente pour la vue oblique médio-latérale	76
Figure III.4 Beaucoup de femmes ignorent les recommandations pour effectuer la mammographie.....	79
Figure III.5 Mammographie normale.....	81
Figure III.6 Mammographie ayant une tumeur bénigne circonscrite.....	82
Figure III.7 Mammographie ayant une tumeur maligne spiculée	82
Figure III.8 Le premier prototype pour la détection assistée par ordinateur (CADE) des tumeurs dans la mammographie, développé à l'Université de Chicago: (a) le système et (b) exemple de l'impression de la sortie du CADe.....	98
Figure IV.1 Motif original (a) et le motif codé avec la méthode des neuf classes (b).....	100
Figure IV.2 Motif original (a) et le motif codé avec la méthode des rangs généraux (b).....	101
Figure IV.3 Flux du processus global de la fusion des lois de Zipf et de Zipf inverse proposée pour la segmentation d'une région saillante.....	111
Figure IV.4 Observations linéairement séparables.....	113
Figure IV.5 Observations non linéairement séparables.....	114
Figure IV.6 Illustration de la notion de vecteur support dans le cas d'un problème linéairement séparable. Les vecteurs supports des deux classes sont en carrés et cercles noirs	116

Figure IV.7 Les régions saillantes segmentées par le classifieur SVM : à gauche l'image originale et à droite la région saillante segmentée où les valeurs élevées de saillance sont indiquées par les valeurs rouges	118
Figure IV.8 L'arbre de décision généré	122
Figure IV.9 Les régions saillantes segmentées par le classifieur J48 : à gauche l'image originale et à droite la région saillante segmentée où les valeurs élevées de saillance sont indiquées par les valeurs rouges	124
Figure IV.10 Evaluation des performances des approches de segmentation d'une région saillante par la courbe ROC	126
Figure IV.11 Comparaison qualitative des cartes de saillance générées par la loi de Zipf, la loi de Zipf inverse et la fusion des lois de Zipf et de Zipf inverse basée sur le classifieur de l'arbre de décision (J48) (partie1)	127
Figure IV.12 Comparaison qualitative des cartes de saillance générées par la loi de Zipf, la loi de Zipf inverse et la fusion des lois de Zipf et de Zipf inverse basée sur le classifieur de l'arbre de décision (J48) (partie2)	128
Figure IV.13. Comparaison qualitative des régions saillantes segmentées sur des images présentant un fond uniforme. La méthode proposée réussit à mettre en évidence les moindres détails des régions saillantes, tandis que les cinq autres méthodes ne parviennent pas à l'atteindre	132
Figure IV.14. Comparaison qualitative des régions saillantes segmentées sur des images présentant un fond complexe. La méthode proposée réussit à mettre en évidence les moindres détails des régions saillantes, même en présence du fond complexe tandis que les cinq autres méthodes ne parviennent pas à l'atteindre	133
Figure V.1 Flux du processus global de la fusion des lois de Zipf et de Zipf inverse pour la segmentation d'une région d'intérêt dans les mammographies (CADe)	143
Figure V.2 Détection des tumeurs dans trois mammographies par les lois de Zipf: (a) mammographie originale, (b) la ROI extraite par l'application de la loi de Zipf avec le codage des 9 classes, (c) la ROI extraite par l'application de la loi de Zipf inverse avec le codage 9 classes, (d) la ROI extraite par l'application de la fusion de la loi de Zipf avec le codage des 9 classes et la loi de Zipf inverse avec le codage des rangs généraux	145
Figure V.3 Les courbes de Zipf (en haut) et de Zipf inverse (en bas) de trois régions d'intérêt obtenus en appliquant le codage des rangs généraux : (a) région d'intérêt sans lésion, (b) région d'intérêt portant une tumeur bénigne et (c) région d'intérêt portant une tumeur maligne	147

Figure V.4 Processus de classification assistée par ordinateur (CADx) des régions d'intérêt segmentées dans les mammographies	152
Figure VI.1 Les courbes de Zipf (en haut) et de Zipf inverse (en bas) de trois mammographies obtenues en appliquant la fusion du codage de l'écart type et des rangs généraux : (a) mammographie sans lésion, (b) mammographie portant une tumeur bénigne et (c) mammographie portant une tumeur maligne	159
Figure VI.2 Architecture du système MammoZipf d'indexation et de recherche des mammographies par le contenu (CBMIIR).....	161
Figure VI.3 Recherche par le contenu pour des mammographies requêtes portant une tumeur maligne: (a) les mammographies requêtes portant des tumeurs malignes et (b) résultat de recherche des mammographies les plus similaires aux mammographies requêtes portant des tumeurs malignes également	163
Figure VI.4 Recherche par le contenu pour des mammographies requêtes portant une tumeur bénigne: (a) les mammographies requêtes portant des tumeurs bénignes et (b) résultat de recherche des mammographies les plus similaires aux mammographies requêtes portant des tumeurs bénignes également	164
Figure VI.5 Recherche par le contenu pour des mammographies requêtes ne portant pas de lésions: (a) les mammographies requêtes sans la présence de lésions et (b) résultat de recherche des mammographies les plus similaires aux mammographies requêtes	165
Figure VI.6 Recherche par le contenu pour une mammographie requête portant un cancer in situ : la mammographie en main gauche est la requête du cancer non invasif (in situ) et la mammographie en main droite est la mammographie la plus similaire renvoyée par le système et appartenant à la classe des tumeurs bénignes.....	166
Figure VI.7 Processus de décision médicale issue de l'utilisation de la sortie de MammoZipf par la considération de $k=3$: en (a) l'interface de MammoZipf, en (b) les voisins récupérés et en (c) la classification de la région d'intérêt requête ainsi que l'affichage des voisins appartenant à la même classe pathologique de la mammographie requête afin de communiquer les multiples mammographies obtenues par le processus de recherche au radiologue.....	170
Figure VI.8 Courbe de rappel et précision du système MommoZipf pour $k=3$	171
Figure VI.9 Processus de décision médicale issue de l'utilisation de la sortie de MammoZipf par la considération de $k=4$: en (a) l'interface de MammoZipf, en (b) les voisins récupérés et en (c) la classification de la région d'intérêt requête comme bénigne ainsi que l'affichage des voisins appartenant à la même classe pathologique de la mammographie requête afin de	

communiquer les multiples mammographies obtenues par le processus de recherche au radiologue.....	173
Figure VI.10 Processus de décision médicale issue de l'utilisation de la sortie de MammoZipf par la considération de $k=5$: en (a) l'interface de MammoZipf, en (b) les voisins récupérés et en (c) la classification de la région d'intérêt requête comme maligne ainsi que l'affichage des voisins appartenant à la même classe pathologique de la mammographie requête afin de communiquer les multiples mammographies obtenues par le processus de recherche au radiologue.....	174

Liste des tableaux

Tableau II.1 Résultat de l'analyse d'Ulysse de James Joyce par Zipf44

Tableau IV.1 Classification des niveaux de gris en 9 classes 100

Tableau IV.2 Performance des approches basées sur les lois de Zipf en termes de taux de détection sur l'ensemble de 450 images obtenues de la base MSRA 104

Tableau IV.3 Évaluation des performances des SVM sur l'ensemble d'apprentissage..... 117

Tableau IV.4. Évaluation des performances de l'arbre de décision J48 sur l'ensemble d'apprentissage..... 122

Tableau IV.5. Performance des approches basées sur les lois de Zipf en termes de taux de détection sur le sous-ensemble de 450 images de la base d'images MSRA 125

Tableau IV.6 Comparaison des performances de la fusion des modèles de lois puissance: Zipf et Zipf inverse basée sur le classifieur de l'arbre de décision (J48), pour la segmentation d'une région saillante, avec cinq approches de l'état de l'art en termes de taux de détection sur le sous-ensemble de 450 images de la base d'images MSRA 130

Tableau V.1 La matrice de confusion de l'approche d'aide au diagnostic médical du cancer du sein (CADx) 154

Tableau VI.1 Variation de la précision de classification du système MammoZipf pour divers valeurs des k plus proche voisins 169

Tableau VI.2 L'approche proposée vis-à-vis des approches de l'état de l'art 175

Introduction générale

1. Contexte et cadre de la recherche

Ces dernières années, il a soufflé comme un vent de révolution en traitement d'image et vision par ordinateur. Cette émergence technologique vise le développement des machines qui reconstruisent et interprètent un environnement tridimensionnel (Besagn et al. 1991), ainsi l'automatisation des processus correspondants est effectuée à travers les systèmes de vision biologique. Cet objectif est loin d'être atteint et même la plupart des problèmes fondamentaux demeurent en grande partie non résolu à cause de l'immaturation de ce domaine ; par comparaison avec la discipline scientifique standard, la méthodologie actuelle étant un hybride de ceux de l'intelligence artificielle, le traitement du signal, la théorie du modèle, et diverses branches des mathématiques, notamment la géométrie et les statistiques. Pourtant, des progrès importants ont été réalisés qui commencent à affecter substantiellement des domaines tels que l'automatisation industrielle, sciences de la terre, le diagnostic médical et l'astronomie numérique.

Les systèmes de vision biologique, en particulier l'œil humain et le cerveau, analysent les scènes sans effectuer beaucoup d'effort. Cette capacité semble miraculeuse vis à vis des travailleurs de la vision par ordinateur et est attribuée à plusieurs facteurs telle que la grande proportion du cerveau humain consacré à la vision. Pourtant, jusqu'à présent, nous savons très peu d'informations sur les principes de la vision biologique, cela malgré les données recueillies par des études physiologiques, psychophysiques et neurophysiologiques.

Le principe de la vision humaine fait que notre système visuel est capable d'intégrer des signaux provenant de plusieurs sources comme les mouvements et les couleurs et que nous exploitons a priori, la connaissance des lieux spécifiques ainsi que les indices contextuels pour réduire les ambiguïtés et correctement percevoir le monde physique. Il apparaît également que l'analyse de bas niveau de l'information de la rétine et la cognition de haut niveau sont effectuées de manière interactive, parfois appelé à l'intégration des traitements de "bottom-up" et de "top-down".

Les systèmes de vision par ordinateur sont généralement très inférieurs aux systèmes biologiques. Cela peut être dû en partie au manque de puissance du traitement brut ou d'un calcul parallèle convenable. À l'heure actuelle, les systèmes visuels automatisés font rarement des décisions basées sur le savoir, due probablement à un manque de représentations suffisamment invariantes. Il semble inefficace, voire inutile, de tenter de représenter un objet

donné dans toutes ses représentations possibles. Au lieu de cela, les représentations des objets et les algorithmes de reconnaissance doivent posséder certaines invariances par rapport à l'échelle, la rotation et l'emplacement. Malgré ces lacunes, des succès importants ont été obtenus dans divers applications réelles. De nos jours, suite à l'avancée de la technologie, l'énorme quantité de données nous pousse à utiliser l'analyse automatique. En fait, certaines des réussites les plus anciennes et les plus médiatisées de la vision par ordinateur survenus au cours des années 1960 et 1970 lorsque les images reçues des satellites en orbite et les sondes spatiales ont été considérablement améliorées grâce à des techniques de traitement du signal linéaires tels que le filtre de Wiener. Plus récemment, des progrès significatifs ont été accomplis dans la classification des données satellitaires pour la météo, la cartographie géologique et l'évaluation de la pollution ainsi qu'un domaine très important dans lequel les systèmes automatisés ont réussi est celui de l'interprétation des images médicales obtenues par tomodensitométrie, les rayons X, la résonance magnétique nucléaire et les ultrasons. D'autres applications incluent celles de l'astronomie optique, la microscopie électronique, l'inspection des galettes de silicium, la reconnaissance optique de caractères, la navigation des robots et les robots de manipulation de pièces de machines et de matériel toxique.

Durant les années 1960, les algorithmes utilisés dans les systèmes de vision étaient spécifiquement dédiés à des applications simples et avaient tendance à être instable. Évidemment, il y avait un besoin pour des algorithmes plus robustes, basés sur des fondements théoriques solides. En effet, les problèmes sont très difficiles, allant, en termes mathématiques, de mal conditionnés ou instables à mal posés, ce dernier en raison de la grande perte d'informations durant le passage du monde physique continue au monde bidimensionnel. En revanche, le traitement d'image, l'analyse et la vision par ordinateur est devenu une partie passionnante, dynamique et très importante de la cognitive et l'informatique suite à l'explosion d'intérêt au cours des années 1970 et les années 1980 (Sonka et al. 2008), en effet, les quatre dernières décennies ont été caractérisées par une maturation du champ ainsi qu'une croissance significative des applications actives ; la télédétection, les diagnostics techniques, l'imagerie biomédicale (2D, 3D et 4D) et la surveillance automatique ; représentant les domaines les plus caractérisés par un développement rapide ; tout en considérant les enjeux attenants en termes de complexité en calcul et en espace, de prétraitement nécessaire des données ainsi que de présentation des résultats aboutis aux utilisateurs.

Ce progrès a été concrétisé par l'avènement d'un nombre croissant de logiciels et produits sur le marché citant l'exemple de l'omniprésence de l'appareil photo numérique dont la

consommation est frappante. Reflétant cette évolution continue, le nombre des images numérique à traiter et des cours de vision par ordinateur offert dans les universités dans le monde est en rapide augmentation.

2. Objectif et approche

Notre problématique de recherche consiste à proposer une technique d'analyse d'image pour l'appliquer à la vision par ordinateur, basée sur les lois puissance : Zipf et Zipf inverse. Des distributions statistiques en loi puissance du type de la loi de Zipf et la loi de Zipf inverse ont été observé dans divers domaines tant au niveau des phénomènes naturels que ceux des sciences humaines, citons la linguistique, l'économie, la démographie, la biologie, la musique, l'Internet ou l'étude des signaux sonores médicaux. En revanche, le traitement d'image demeure un domaine où jusqu'à présent les lois de Zipf et Zipf inverse n'avaient pas fait l'objet de grandes applications, spécialement, dans le domaine de l'imagerie médicale où ces lois pourraient être un outil efficace pour l'aide au diagnostic médical.

En général, si nous cherchons à mettre en évidence les différents éléments du contenu de l'image, les relations qui semblent les plus simples à appliquer sont les relations linéaires vu leur simplicité de calcul, nous pouvons citer : un polynôme, une fraction rationnelle ou les transformées intégrales linéaires...etc. Par contre elles sont très limitées, en effet, il est difficile de modéliser, avec précision, des phénomènes complexes au moyen de simples modèles linéaires et il semblerait qu'aucune relation de ce type n'apparaît de manière évidente au sein d'une image, sauf lors de la détection des lignes. Les modèles les plus complexes sont rarement exploités, nous pouvons citer : les lois gaussiennes, les lois exponentielles et les lois puissance. Cependant, la nature semble être essentiellement non linéaire. A cet effet, nous nous trouvons face à un paradoxe : malgré la simplicité du calcul des modèles linéaires mais ils montrent vite leur limites à modéliser avec précision une structure complexe comme celle de l'image, en revanche, les modèles les plus complexes sont rarement exploités à cause de leur complexité de calcul. Selon nous, le recours aux modèles non linéaires s'impose pour l'analyse judicieuse du contenu d'une image.

Par rapport à un modèle linéaire, un modèle en loi puissance présente l'avantage d'avoir un degré de liberté supplémentaire qui est l'exposant de la loi puissance. A cet effet, ce point fort d'une loi puissance justifie son efficacité dans la modélisation de phénomènes assez complexes qui ne pourraient être approximés avec une précision suffisante à travers de simples modèles linéaires.

Nous nous intéressons aux modèles de loi puissance de type: Zipf et Zipf inverse. La complexité du contenu structurel de l'image n'est pas la seule raison de la contribution des lois de puissance de type lois de Zipf et Zipf inverse à l'analyse d'image, en effet, Reed (Reed. 2001) a affirmé que des répartitions rang-fréquence de la loi de Zipf s'observent dans des phénomènes évoluant selon un mouvement brownien géométrique dans le domaine temporel. D'une autre part, Mandelbrot (Mandelbrot. 1983) atteste qu'une image naturelle est caractérisée par une structure fractale, et que cette dernière est décrite par un mouvement brownien géométrique dans le domaine spatial. Donc nous distinguons une liaison entre la dimension fractale d'une image et une distribution selon une loi de Zipf des motifs constituant une image.

En outre, dans (Morfu et al. 2008), les auteurs évoquent l'efficacité des systèmes non linéaires pour le traitement du signal d'image et la reconnaissance de formes. En effet, ils attestent que la non-linéarité offre une dimension supplémentaire se situant dans l'amplitude du signal, ce qui donne lieu à de nouvelles propriétés qui ne se partagent pas par les systèmes linéaires, tout en présentant des exemples dans lesquels les propriétés de systèmes non linéaires ont permis de surmonter les limites des approches linéaires classiques tel que l'amélioration du contraste dans les images, cryptage d'images ou la détection d'une région saillante dans une image.

Compte tenu de la discussion précédente, nous pouvons affirmer que le choix de la non-linéarité est d'un intérêt crucial dans le développement de puissants outils d'analyse d'image et de vision par ordinateur.

Notre approche basée sur les lois de Zipf et de Zipf inverse permet d'analyser la texture au sein des images, en effet, nous considérons des primitives consistant en des motifs composés d'un ensemble connexe de pixels qui se répètent quasi-périodiquement en calculant la fréquence d'apparition de chacune dans l'image. Ensuite, les lois de Zipf modélisent la complexité structurelle de l'image par la répartition statistique de la fréquence d'apparition des primitives de l'image selon une distribution en lois puissance. De ce fait, pour la caractérisation de la texture dans l'image, nous considérons le voisinage d'un pixel comme la primitive de la texture, l'agencement des niveaux de gris du voisinage comme la propriété et la texture est caractérisée par la distribution conjointe des niveaux de gris dans le voisinage. Les modèles de loi puissance: Zipf et Zipf inverse sont une approche non linéaire d'analyse d'image. Par conséquent, elle est intrinsèquement appropriée pour la capture des règles de génération qui régissent l'agencement des structures de base de la texture consistant en les primitives de la texture.

Notre objectif à travers l'approche proposée est de proposer une fusion des lois de Zipf et de Zipf inverse pour la segmentation d'une région saillante dans les images ; tout en contribuant une nouvelle famille de descripteurs texturaux obtenus suite à l'analyse des images par les lois de Zipf et de Zipf inverse. Par la suite, nous avons réalisé une extension de l'approche proposée vers le domaine de l'aide au diagnostic médical du cancer du sein assisté par ordinateur pour la détection et la classification des tumeurs dans les mammographies.

En effet, l'étude de la texture au sein des mammographies permet de générer des descripteurs texturaux qui sont importants pour le diagnostic, mais ne sont pas facilement extraits visuellement par les radiologues. Par exemple, les descripteurs morphologiques sont directement inspirés par les caractéristiques pour lesquelles un radiologue fixe son regard. En revanche, les descripteurs de la texture ont été conçus pour tenir compte des différences importantes entre les tumeurs malignes et bénignes qui peuvent ne pas être évidentes à l'œil humain. Ainsi, les descripteurs de texture sont susceptibles de capter des caractéristiques qui sont importantes pour le diagnostic, mais ne sont pas facilement extraites visuellement (Sampat et al. 2005). Nous visons à améliorer les performances de détection et de diagnostic des tumeurs de la mammographie des approches actuelles assistées par ordinateur (CADE/CADx) du cancer du sein, par le développement de systèmes puissants d'aide au diagnostic médical du cancer du sein se basant sur les lois puissance : Zipf et Zipf inverse.

Nous tirons profit des objectifs visés pour l'élaboration de cette thèse afin de proposer les étapes suivies pour élaborer ce travail :

- La proposition d'une fusion des lois de Zipf et de Zipf inverse pour la détection précise d'une région saillante dans les images, tout en améliorant les résultats donnés par l'application des lois de Zipf et de Zipf inverse individuellement.
- Etendre l'application des lois de Zipf et de Zipf inverse à l'analyse de l'imagerie médicale, précisément, la mammographie pour un éventuel aide au diagnostic médical du cancer du sein, en donnant un deuxième avis aux radiologues dans leurs diagnostics.
- La réalisation d'une approche de segmentation et classification automatisées des tumeurs du sein assisté par ordinateur où la segmentation s'effectue par la fusion des lois de Zipf et de Zipf inverse et la classification des régions d'intérêt par le classifieur du Fuzzy c-means.

- Les radiologues, à qui les systèmes d'aide au diagnostic médical du cancer du sein sont destinés, semblent insatisfaits du résultat du diagnostic fourni sous forme de symboles numériques par les systèmes d'aide au diagnostic médical du cancer du sein se basant sur la sortie d'un classifieur, en outre, selon (El Naqa et al. 2014), les systèmes actuels d'aide au diagnostic médical du cancer du sein basés sur la sortie d'un classifieur ont été associés à une précision réduite d'interprétation de la mammographie du dépistage. A cet effet, nous devons faire face à ces constats négatifs des systèmes d'aide au diagnostic médical du cancer du sein basé sur la sortie abstraite d'un classifieur.
- Le développement de techniques plus perfectionnées pour l'analyse des mammographies. Nous visons à renforcer la performance du diagnostic assisté par ordinateur basé sur la sortie d'un classifieur (CADx) par l'alternative des systèmes d'indexation et de recherche des mammographies par le contenu (CBMIIR), en effet, les radiologues se sentent plus confiant dans leur décision de diagnostic lorsque des cas déjà diagnostiqués et similaires, à celui en cours d'analyse, sont récupérés et affichés à partir de bases de données indexées de cas déjà analysés ainsi que le résultat de la classe à qui appartient le cas en cours d'analyse.

3. Plan de la thèse

Notre thèse est composée de deux grandes parties : Partie I (ÉTAT DE L'ART) et partie II (APPROCHES PROPOSÉES).

La première partie (I) contient quatre chapitres :

Nous évoquons dans le premier chapitre les notions et concepts de base de l'analyse d'image et de la vision par ordinateur, en présentant l'un des problèmes les plus complexes de la vision par ordinateur, celui de la segmentation d'image. En outre, nous évoquons l'un des descripteurs les plus pertinents en vision par ordinateur consistant en la texture. En effet, nous nous focalisons sur l'application des lois puissance : Zipf et Zipf inverse en analyse d'image qui permet l'étude de la texture des images. A cet effet, le deuxième chapitre concernera la définition des lois puissances ainsi que les domaines caractérisés par ces lois, notamment, celui d'analyse d'image. Vu que nous incorporons dans notre champ de recherche l'aide au diagnostic médical assisté par ordinateur du cancer du sein, nous avons constaté que la mammographie est l'examen d'imagerie de première intention pour le dépistage de cette maladie dangereuse et envahissante. Nous étudions dans le troisième chapitre, les techniques

assistées par ordinateur d'aide au diagnostic médical du cancer du sein dans le but de donner un deuxième avis aux radiologues durant l'élaboration de leur diagnostic.

La deuxième partie (II) englobe trois chapitres présentant nos contributions de recherche :

Le quatrième chapitre de cette deuxième partie évoque la segmentation d'une région saillante dans une image par la fusion des lois de Zipf et de Zipf inverse où nous obtenons des résultats très satisfaisants et conformes à la segmentation manuelle d'un être humain. En effet, notre approche résout un ancien problème qui n'est pas évident dans la vision par ordinateur, celui de la segmentation d'une région saillante dans une image. Motivés par ces résultats satisfaisants, nous présentons dans le cinquième chapitre l'application de notre approche de fusion des lois de Zipf et de Zipf inverse à la segmentation assistée par ordinateur des tumeurs dans les mammographies. En outre, nous contribuons une nouvelle famille de descripteurs de la texture obtenus suite à l'analyse des mammographies par les lois de Zipf et de Zipf inverse à la classification des tumeurs dans les mammographies pour un éventuel aide au diagnostic médical du cancer du sein. Dans le sixième chapitre nous présentons le système MammoZipf d'indexation et de recherche des mammographies par le contenu (CBMIIR) qui renforce le diagnostic assisté par ordinateur du cancer du sein se basant sur la sortie numérique d'un classifieur (CADx), en effet, le radiologue élabore son diagnostic à partir d'autres mammographies, diagnostiquées et stockées dans des base de données, ayant la même modalité ou la région anatomique de la mammographie en cour d'analyse.

Dans la conclusion générale, nous dressons le bilan de nos travaux tout en ouvrant d'autres perspectives de recherche.

PARTIE I : ÉTAT DE L'ART

Contenu

Chapitre I : *Analyse d'image et vision par ordinateur*

Chapitre II : *Les lois puissance*

Chapitre III : *Aide au diagnostic médical du cancer du sein assisté par ordinateur*

Chapitre I. *Analyse d'image et vision par ordinateur*

I.1. Introduction

L'analyse et l'interprétation de l'image constituent l'outil principal de la vision par ordinateur, en abordant des problèmes dont les humains résolvent à leur insu. L'objectif de la vision par ordinateur est de développer des machines qui reconstruisent et interprètent un environnement tridimensionnel basé sur des mesures d'énergie radiante (Besag et al. 1991).

Les tâches de la vision par ordinateur sont généralement divisées en problèmes de "bas niveau" et de "haut niveau". La vision de bas niveau inclut des problèmes tels que le codage et la compression de données pour le stockage et la transmission ; synthèse des modèles naturels et artificiels ; restauration d'images dégradées par le flou et le bruit, la numérisation et autres effets de capteurs ; reconstruire des images à partir de données éparses ou des mesures indirectes comme la tomodesitométrie par exemple ; calcul de flux optique à partir de séquences de mouvement et la reconstruction de trois surfaces tridimensionnelles à partir de l'ombrage, le mouvement ou de multiples longueurs d'onde citant l'exemple des données satellitaires multi-canaux. En revanche, la vision de haut niveau a tendance à être motivée par des objectifs plus spécifiques et implique la reconnaissance d'objets et l'interprétation des scènes. Evidemment, celles-ci sont perçues comme les plus difficiles du processus naturel à répliquer. En effet, la reconnaissance d'objets invariants est l'un des problèmes scientifiques modernes les plus complexes dont la résolution peut exiger de nouveaux principes conceptuels, des procédures de calcul et d'architectures matérielles....etc.

I.2. Définition de l'analyse d'image et la vision par ordinateur

L'interprétation d'une image par une machine consiste en une tentative de trouver une relation entre l'image d'entrée et les modèles précédemment établis du monde observé. La transition depuis l'image d'entrée jusqu'au modèle réduit les informations contenues dans l'image à des informations pertinentes pour le domaine d'application (Sonka et al. 2008). Ce processus est généralement divisé en plusieurs étapes, et éventuellement plusieurs niveaux représentant l'image sont utilisés ; qui sont : le niveau inférieur contenant les données brutes et les niveaux élevés permettant l'interprétation des données. La vision par ordinateur conçoit ces représentations intermédiaires et les algorithmes servent à établir et maintenir les relations entre les entités au sein et entre les couches. Un système global d'interprétation d'image est présenté sur la figure I.1. La représentation des images peut être divisée selon l'organisation des données en quatre niveaux comme indiqué sur la figure I.1 où l'analyse de l'image est effectuée à partir des signaux jusqu'à la description abstraite nécessaire pour la compréhension de l'image.

Le but de la perception visuelle par ordinateur est de trouver une relation entre une image d'entrée et les modèles du monde réel. Au cours de la transition entre l'image brute d'entrée jusqu'au modèle, les informations d'image deviennent plus dense et les connaissances sémantiques sur l'interprétation des données d'image sont de plus en plus utilisées. Plusieurs niveaux de représentation de l'information visuelle sont définis sur le parcours entre l'image d'entrée et le modèle; de ce fait, la vision par ordinateur comprend une conception de :

- Représentations intermédiaires (structures de données).
- Les algorithmes utilisés pour la création de représentations et l'introduction de relations entre eux.

Les représentations peuvent être réunies en quatre niveaux, cependant, il n'y a pas de frontières strictes entre eux et une classification plus détaillée des niveaux de représentation est utilisée dans certaines applications. Ces quatre niveaux de représentation sont commandés à partir des signaux à un faible niveau d'abstraction jusqu'à la description qu'un humain peut percevoir. Le flux d'informations entre les niveaux peut être bi-directionnel. Le premier niveau est le plus bas niveau de représentation iconique des images ; il est constitué d'images contenant des données d'origine: matrices entières correspondant à l'intensité lumineuse des pixels de l'image. Ces données d'image sont habituellement la sortie directe du dispositif de capture d'image, par exemple un scanner.

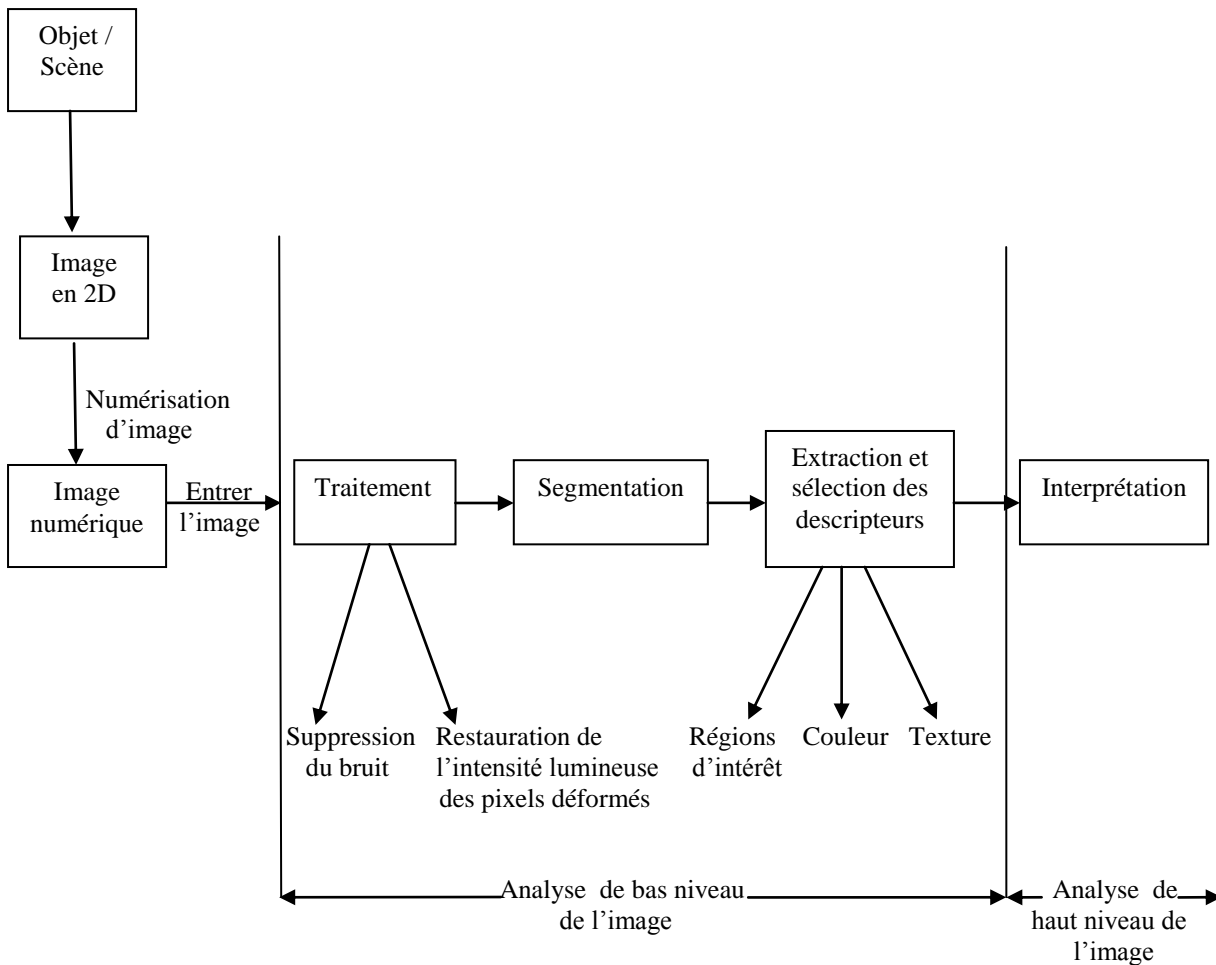


Figure I.1 Les niveaux d'analyse d'images. Source [(Merouani. 1999)]

L'information de l'image dans la matrice est accessible par les coordonnées d'un pixel qui correspondent aux indices de ligne et de colonne. La matrice est une représentation complète de l'image, indépendamment du contenu des données de l'image, elle contient implicitement les relations spatiales entre les parties sémantiquement importantes de l'image. L'espace est à deux dimensions dans le cas d'une image. Une relation spatiale très naturelle au sein d'une matrice est le rapport du voisinage. La plupart des langages de programmation utilisent une structure de données sous forme d'un tableau pour représenter une matrice, et la plupart des machines modernes offrent une mémoire physique suffisante pour accueillir la structure des données d'image. S'ils ne le font pas, ils sont généralement fournis avec la mémoire virtuelle pour réaliser un stockage transparent. Historiquement, les limitations de la mémoire sont un obstacle important pour les applications des images.

Il existe autant de données d'image dans la matrice, de sorte que le traitement prend beaucoup de temps. Les algorithmes peuvent être accélérés si l'information globale est dérivée de la

matrice de l'image originale, de ce fait, l'information est plus concise et occupe moins de mémoire.

Le deuxième niveau de représentation est les images segmentées. Les parties de l'image sont réunies en groupes qui appartiennent probablement aux mêmes objets. Il est utile d'avoir des connaissances sur le domaine d'application durant la segmentation d'image pour faciliter l'identification des conséquences du bruit.

Le troisième niveau de représentation consiste en les représentations géométriques détenant des connaissances sur les formes (2D) et (3D). La quantification de la forme est très difficile, mais aussi très importante. Les représentations géométriques sont utiles pendant qu'on fasse grandes et complexes simulations de l'influence de l'éclairage et du mouvement dans les objets réels.

Le quatrième niveau de représentation des données d'image consiste en les modèles relationnels. Ils nous donnent la capacité de traiter les données plus efficacement et à un niveau d'abstraction plus élevé. Toutes les techniques sont souvent explorées; l'information obtenue à partir de l'image peut être représentée par des cadres sémantiques.

I.3. Analyse d'image

Une image numérique est constituée d'une grille rectangulaire d'échantillonnage dont les constituants sont des pixels portant des informations sur l'intensité lumineuse des différents lieux au sein de l'image. De ce fait, Une image numérique est représentée par une matrice bidimensionnelle, dont les éléments sont des nombres naturels correspondant à des niveaux de quantification dans l'échelle de l'intensité lumineuse.

I.3.1. Analyse de bas niveau d'image

Les techniques de bas niveau de la vision par ordinateur représentent la base du traitement numérique de l'image (Sonka et al. 2008), ils utilisent très peu de connaissances sur le contenu des images. Tout d'abord une image d'entrée est capturée par une caméra de télévision en (2D) et numérisée, étant décrite par une fonction d'image $f(x, y)$ dont la valeur est en général l'intensité lumineuse en fonction de deux paramètres x, y , représentant les coordonnées de l'emplacement dans l'image. Puis l'étape du traitement qui consiste en les opérations effectuées sur les images au plus bas niveau d'abstraction comme l'élimination du

bruit au sein de l'image, voir plus, l'amélioration de certains descripteurs des objets jugés pertinents pour interpréter l'image. L'entrée et la sortie sont des images d'intensité. Ces images iconiques sont généralement de la même nature que les données originales capturées par le capteur, le traitement ne fait pas augmenter les informations du contenu de l'image, bien au contraire, il diminue généralement les informations contenues au sein de l'image. Du point de vue de la théorie de l'information, le meilleur traitement est de ne pas faire un traitement.

La meilleure façon d'éviter l'élaboration d'un traitement est de se focaliser sur une acquisition d'images de haute qualité. Toutefois, le traitement est très utile dans une variété de situations, car il permet de supprimer les informations qui ne sont pas pertinentes pour l'analyse de l'image. Par conséquent, le but du traitement est l'amélioration des données d'image en supprimant les indésirables distorsions et en améliorant certaines caractéristiques importantes de l'image pour l'analyse ultérieure de l'image, bien que les transformations géométriques d'images comme la rotation et le redimensionnement sont également classés comme des méthodes de traitement. Sachant que les pixels voisins correspondant à un objet donné dans des images réelles ont essentiellement la même valeur d'intensité lumineuse, de sorte que si un pixel déformé peut être capté à partir de l'image, il peut généralement être restauré comme une valeur moyenne des pixels voisins, ceci est un exemple d'un traitement que nous pourrions effectuer sur une image. La segmentation d'image est la prochaine étape du processus d'analyse d'image, dans laquelle l'ordinateur tente de séparer les objets de l'arrière-plan de l'image. Nous distinguons une segmentation totale et une segmentation partielle: la segmentation totale n'est possible que pour des tâches très simples, un exemple étant la reconnaissance d'objets non jointifs sombres du fond clair. Dans des cas de problèmes plus compliqués, les techniques d'analyse d'image de bas niveau gèrent les tâches de segmentation partielle, dans laquelle seuls les indices qui aideront l'analyse ultérieure de haut niveau sont extraits. La description d'objet dans une image totalement segmentée est également comprise dans le cadre d'analyse de bas niveau d'image.

I.3.2. Analyse de haut niveau d'image

L'analyse de haut niveau (Sonka et al. 2008) s'appuie sur des connaissances relatives au contenu de l'image, par exemple, taille de l'objet, sa forme et les relations mutuelles entre les objets dans l'image ; ces données de haut niveau sont généralement exprimées sous une forme symbolique. Les méthodes d'intelligence artificielle sont largement applicables aussi, en effet, la vision par ordinateur de haut niveau tente d'imiter la cognition humaine et la capacité à

prendre des décisions en fonction de l'information contenue dans l'image. La vision de haut niveau commence par une certaine forme du modèle formel du monde, puis la réalité perçue sous la forme d'images numériques est comparée au modèle; l'ordinateur passe en analyse d'image à bas niveau pour trouver des informations nécessaires afin de mettre à jour le modèle. Ce processus est répété de manière itérative, et l'interprétation d'une image devient ainsi une coopération entre les processus top-down et bottom-up. Une boucle de retour d'information (feedback) est introduite dans laquelle des résultats partiels de haut niveau créent des tâches pour l'analyse de bas niveau, et le processus itératif d'interprétation d'image devrait finalement converger vers l'objectif général.

I.3.3. Bilan

L'analyse d'image de bas niveau et la vision par ordinateur de haut niveau diffèrent dans les données utilisées. En effet, les données de bas niveau sont constituées d'images d'origine représentées par des matrices composées de valeurs d'intensité lumineuse, tandis que les données de haut niveau sont originaires des images aussi, en revanche, seulement les données qui sont pertinentes et qui se rapportent à des objectifs de haut niveau sont extraites, ce qui réduit considérablement la quantité de données.

La vision par ordinateur est soumise à résoudre des tâches très complexes, l'objectif étant d'obtenir des résultats similaires à ceux fournis par les systèmes biologiques. Pour illustrer la complexité de ces tâches, nous considérons la figure I.2 où une représentation particulière d'image est présentée.

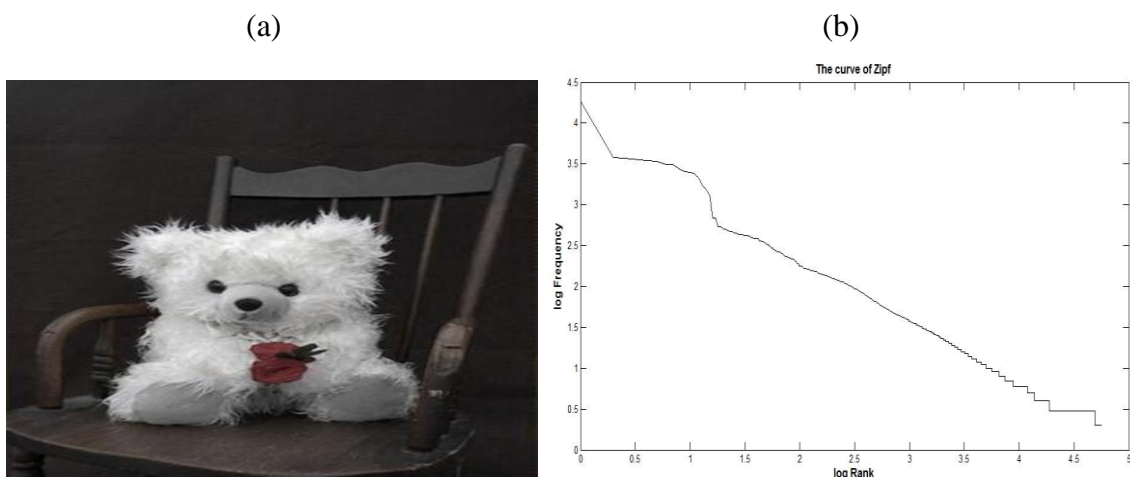


Figure I.2 Deux représentations différentes d'une image, en (a) l'image sous sa représentation normale et en (b) une représentation sous la forme d'une courbe de Zipf de l'image.

Les deux représentations contiennent exactement les mêmes informations, mais pour un observateur humain il est très difficile de trouver une correspondance entre eux.

L'homme utilise ses connaissances pour interpréter les images, la machine commence uniquement par une matrice de nombres et tente de faire des identifications et des interprétations à partir de données comme la courbe de Zipf de l'image sur la figure I.2. De nos jours, les ensembles de données fournies par les équipements de saisies sont très volumineux et ne peuvent pas être analysés à la simple interprétation par les humains. En effet, la représentation interne d'images n'est pas directement compréhensible, alors que l'ordinateur est capable de traiter des parties locales de l'image car il lui est difficile de localiser les connaissances globales.

Des connaissances générales, des connaissances du domaine, et des informations extraites de l'image seront essentielles pour tenter d'interpréter ces matrices de nombres.

La plupart des méthodes actuelles d'analyse d'image de bas niveau ont été proposées dans les années 1970 (Sonka et al. 2008). Des recherches récentes essayent de trouver des algorithmes plus efficaces et plus généraux et leur mise en œuvre sur un équipement de technologie plus sophistiqué en particulier, les machines parallèles sont utilisées pour diminuer l'énorme charge de calcul des opérations effectuées sur les ensembles de données d'image. L'exigence d'algorithmes meilleurs et plus rapides est générée par la technologie offrant des images de plus en plus grandes et volumineuses.

Un problème complexe, jusqu'ici, non résolu est comment commander les étapes de bas niveau pour résoudre une tâche spécifique, le but d'automatiser ce problème n'a pas encore été atteint, en effet, c'est un opérateur humain qui trouve une séquence d'opérations pertinentes.

La vision de haut niveau tente d'extraire et de commander les étapes d'analyse d'image à l'aide de toutes les connaissances, l'interprétation de l'image est le cœur de la méthode, dans laquelle le retour d'information (feedback) du haut niveau au bas niveau est utilisé. Evidemment cette tâche est très compliquée et génère un calcul énorme.

Les développements dans les années 1990 persistent sur la bonne compréhension du système visuel humain pour ensuite réaliser sa modélisation tandis que la seule explication connue à ce problème de vision est le cerveau humain (Sonka et al. 2008).

Beaucoup de chercheurs dans différents domaines travaillent sur des problèmes connexes. Il y a une croyance que les recherches dans les «systèmes cognitifs» pourraient être la clé éclaircissant le monde complexe de la perception, qui comprend également la vision par ordinateur.

I.4. La segmentation d'image

La segmentation d'images (Besag et al. 1991) (Merouani. 1999) (Sonka et al. 2008) est l'une des étapes les plus importantes menant à l'analyse des données d'images traitées, c'est le processus de regroupement des données d'image dans des régions disjointes (classes de pixels) sur la base de propriétés locales telles que la couleur, la profondeur, la texture ; ou sur la base de critères plus globaux (ou même sémantiques), par exemple concernant les dichotomies telles que l'objet/fond ou bénigne/maligne.

L'objectif principal de la segmentation est de diviser une image en plusieurs parties ayant une forte corrélation avec des objets ou des zones du monde réel contenu dans l'image.

Nous distinguons une segmentation complète, dont le résultat est un ensemble de régions disjointes correspondant de manière unique aux objets dans l'image d'entrée, ainsi qu'une segmentation partielle, dont les régions ne correspondent pas directement aux objets de l'image. Pour l'obtention d'une segmentation complète, la coopération avec des niveaux de traitement plus élevés qui utilisent des connaissances spécifiques du domaine du problème est nécessaire. Cependant, il y a toute une classe de problèmes de segmentation qui peut être résolue avec succès en utilisant une analyse de niveau inférieur seulement. Dans ce cas, l'image se compose généralement d'objets contrastés situés sur des fonds uniformes. Ici, une approche globale simple peut être utilisée et une segmentation complète d'une image en arrière-plan et objets peut être réalisée.

L'approche la plus couramment utilisée pour la segmentation d'image implique la classification des points des images (pixels) en segments. Les segments obtenus de cette manière sont les sous-ensembles de pixels appartenant à chaque classe. La classification peut être faite sur la base de l'intensité seule (seuil), de la couleur ou de la signature spectrale, ou de propriétés locales provenant de la région du pixel donné.

Si l'objectif est la réalisation d'une segmentation partielle, une image est divisée en régions distinctes et homogènes par rapport à une propriété choisie tels que l'intensité lumineuse, la couleur, la texture...etc. Si une image d'une scène complexe est traitée, par exemple, une photographie aérienne d'une scène urbaine, un ensemble de régions homogènes éventuellement se chevauchent ; l'image partiellement segmentée doit ensuite être soumise à un traitement ultérieur, et la segmentation d'image peut être achevée à l'aide d'information de plus haut niveau.

Généralement, nous ne pouvons pas aboutir à une segmentation totalement correcte et complète des scènes complexes. Un objectif raisonnable est d'utiliser la segmentation partielle comme une entrée à une analyse de niveau supérieur.

Les modèles de l'image jouent un rôle important dans la segmentation d'images. Quand une segmentation d'une image est effectuée, le résultat est la décomposition de l'image en régions, qui doivent être uniformes et homogènes à l'égard de certaines caractéristiques telles que les niveaux de gris ou la texture. Lorsque la segmentation d'une image est réalisée par la classification de pixels, il est toujours supposé que les sous-populations sont homogènes, c'est à dire des valeurs de descripteurs de l'intensité essentiellement constantes.

Les régions adjacentes issues de la segmentation doivent avoir des valeurs très différentes en ce qui concerne les caractéristiques dont elles diffèrent.

Les limites de chaque segment doivent être simples ainsi que précises spatialement. La réalisation de toutes ces propriétés souhaitées est difficile parce que les régions strictement uniformes et homogènes sont généralement pleines de petits trous.

I.4.1. Segmentation d'image par seuillage

Le seuillage des niveaux de gris est le processus de segmentation le plus simple (Sonka et al. 2008). Beaucoup d'objets ou régions d'images sont caractérisés par une réflectivité constante ou par l'absorption de la lumière de leurs surfaces; une intensité lumineuse constante ou un seuil peuvent être utilisés pour la segmentation des objets et le fond de l'image.

Le seuillage nécessite un calcul peu coûteux et rapide, c'est la plus ancienne méthode de segmentation qui est largement utilisée dans les applications simples.

Une segmentation complète peut résulter d'un seuillage dans des scènes simples. Le seuillage est la transformation d'une image d'entrée f à une image de sortie binaire g (segmentée) comme suit (Merouani. 1999) :

$$g(i, j) = 1 \text{ (or "ON")} \text{ for } f(i, j) \geq T.$$

$$g(i, j) = 0 \text{ (or "OFF")} \text{ for } f(i, j) < T.$$

Où T est le seuil, $g(i, j) = 1$ pour des éléments d'image appartenant aux objets, et $g(i, j) = 0$ pour des éléments d'image de l'arrière plan (ou vice versa).

L'algorithme de la segmentation par seuillage consiste en :

Rechercher tous les pixels $f(i, j)$ de l'image f . Un élément d'image $g(i, j)$ de l'image segmentée est un pixel appartenant à l'objet si $f(i, j) \geq T$; sinon c'est un pixel appartenant à l'arrière plan.

- **Seuillage global d'image**

Un seuil global (Merouani. 1999) est déterminé à partir de l'image entière f :

$$T = T(f)$$

Une approche évidente pour la conversion d'une image en niveaux de gris, en une image binaire consiste à former une relation d'entrée / sortie de la forme :

$$f_0(x) = \{A \text{ if } f_i(x) \leq T ; B \text{ if } f_i(x) > T\}$$

Où f_i et f_0 sont respectivement les entrées et sorties des fonctions d'image.

Les valeurs du seuil T et les deux niveaux d'intensité d'image de sortie, de valeurs A et B , sont choisies a priori. Un algorithme classique est basé sur la formation d'un histogramme global des valeurs d'intensité de l'image et par conséquent la sélection du seuil qui donne une fraction souhaitée (typiquement 10 à 50%) de pixels de sortie ON.

Une autre approche est possible, définissant simplement T à être une fraction de l'intensité maximale de l'image (notée R). Un choix raisonnable est $T = R / 2$.

- **Seuillage local d'image**

Un seuil local est défini localement et dépend d'une position dans l'image (Merouani. 1999) :

$$T = T(f, f_c)$$

Où f_c est la partie d'image dans laquelle le seuil est déterminé.

Le niveau du seuil varie en fonction de la variation des niveaux de gris d'un voisinage ou d'une partie locale de l'image d'entrée.

Nous distinguons plusieurs techniques pour la mise en œuvre d'un seuil local comprenant:

- 1- La détection d'un contour et de son intensité correspondante et leur utilisation pour déterminer la valeur du seuil local.
- 2- Le seuil est déterminé en fonction d'un calcul de la moyenne des niveaux de gris de l'image d'entrée dans une région locale (généralement 3x3 ou 5x5 pixels dans l'étendue spatiale) ; chaque imagerie est ensuite traitée par rapport à son seuil local.

Les intensités de pixels qui diffèrent de manière significative de cette moyenne sont supposées contenir des informations de contraste local et sont ainsi distinguées dans l'image de sortie.

Le bon choix du seuil est crucial pour la réussite de la segmentation basée seuillage, ce choix peut être déterminé de manière interactive ou peut être le résultat d'une méthode de détection du seuil. Ce n'est que dans de très peu de circonstances que le seuillage peut réussir en utilisant un seuil unique pour toute l'image (seuillage global) car même dans des images très simples, nous pouvons avoir des variations de niveau de gris dans les objets et le fond; cette variation peut être due au facteur de l'éclairage non uniforme par exemple.

Beaucoup de travaux dans la littérature utilisent le seuillage pour la segmentation d'image (Lim et al. 1990) (Bhattacharyya et al. 2011) (Dirami et al. 2013) (Bakhshali et al. 2014) ; dans (Abdullah et al. 2012) les auteurs évoquent une technique traditionnelle pour la segmentation d'images basée seuillage (Otsu, 1979) en indiquant que cette méthode a été incapables de produire des zones segmentées de bonne qualité en raison de la complexité de l'arrière-plan ainsi que la non uniformité de l'éclairage des images capturées dans un environnement naturel. Par conséquent, les auteurs proposent une amélioration de la segmentation basée seuillage global en intégrant une technique inverse modifiant la valeur du seuil global et connue sous le nom (TsTN). En effet, suite aux résultats obtenus, les auteurs affirment que cette technique proposée produit des images segmentées de très bonne qualité tout en étant plus performante que la méthode traditionnelle de segmentation d'image par seuillage. Dans (Lu et al. 2013), les auteurs proposent un algorithme de seuillage qui distingue de façon fiable les vaisseaux sanguins du tissu environnant à l'intérieur de l'image capillaire. Différents algorithmes de seuillage ont été proposés, les auteurs indiquent suite aux résultats obtenus, que sans pré-traitement, les approches existantes ne parviennent pas à obtenir des résultats satisfaisants pour les images capillaires qui comprennent des zones de contamination. De ce fait, les auteurs ont proposé un nouvel algorithme utilisant un seuillage local, appelé rapport histogramme directionnel à sondes aléatoires (DHR- RP) : Un faible DHR (< 2) indique une région fortement contaminée et le choix d'un seuil élevé pour la binarisation de l'image est réalisé ; contrairement, un rapport élevé (> 2) suggère l'utilisation d'un seuil inférieur pour la binarisation. Cette méthode considère explicitement les caractéristiques géométriques des objets en forme de tube dans la conduite de la binarisation d'image, et a une performance fiable de distinguer les petits vaisseaux du fond sain ou contaminé. Les auteurs affirment que suite aux études expérimentales et celles de simulation, l'algorithme DHR- RP est plus pertinent par rapport aux méthodes de seuillage existantes.

Le seuillage a été largement utilisé pour la segmentation des tumeurs au sein des mammographies ; dans (Cao et al. 2008) les auteurs étudient l'algorithme de classification RIC intégrant l'information spatiale pour la détection de tumeur mammaires, cet algorithme est employé pour l'extraction d'une région d'intérêt selon deux étapes de seuillage adaptatif, il identifie les pixels sur les marges floues d'une tumeur et par la suite les appartenances des pixels identifiés sont recalculées par l'intégration de l'information de la distance spatiale selon un voisinage de 3x3 pixels, la pointe ainsi que la vallée de l'histogramme représentant l'intensité de l'image sont extraites et les pixels correspondant à la vallée dans l'histogramme sont regroupés au sein de l'image pour localiser les régions suspectes de tumeur dans les images mammaires. Dans (Dominguez et al. 2008) les auteurs suggèrent une amélioration du contraste de l'image en calculant des mesures statistiques locales des images mammaires dans un premier temps puis en effectuant une segmentation de plusieurs régions suivant un seuil à de multiples niveaux pour calculer un ensemble de descripteurs de chacune des régions segmentées, les régions d'intérêts appartenant aux tumeurs sont sélectionnées selon un système de classification des régions qui se base sur les descripteurs extraits représentant chaque région segmentée pour déterminer la région d'intérêt.

Les méthodologies de segmentation des tumeurs par seuillage global ne sont pas très performantes, en effet, le tissu mammaire dense peut être d'intensité lumineuse plus élevée que celle des tumeurs, en outre, généralement, les tumeurs sont superposées sur le tissu mammaire avec des niveaux identiques d'intensité lumineuse, donc, la technique du seuillage global génère un nombre élevé de faux négatif (FNs) et faux positif (FPs). Les méthodologies de segmentation des tumeurs par la technique du seuillage local ne sont pas très performantes aussi, en effet, c'est une opération se basant sur les pixels et qui ne permet pas généralement de distinguer les pixels dans leurs classes appropriées.

I.4.2. Segmentation d'image par extraction de contour

La segmentation d'image basée contour (Sonka et al. 2008) est l'une des premières méthodes de segmentation et jusqu'à présent cette méthode est d'importante utilisation. Elle se base sur les contours présents dans une image, ces contours représentent des emplacements de discontinuités de niveau de gris, couleur, texture...etc. Les détecteurs de contours sont une collection de très importantes méthodes locales de traitement d'image utilisées pour localiser des changements dans la fonction d'intensité; les contours sont des pixels où cette fonction (intensité lumineuse) change brusquement.

Les recherches neurologiques et psychophysiques suggèrent que les emplacements dans l'image où la valeur de la fonction change brusquement sont importants pour la perception de l'image. Les contours sont à un certain degré invariant aux changements d'éclairage. Si seulement les contours d'éléments avec une forte amplitude sont considérés, cette information est souvent suffisante pour l'interprétation de l'image. L'effet positif d'un tel processus est qu'il conduit à une réduction significative des données d'image. En effet, La détection des contours offre une généralisation appropriée des données d'image ; néanmoins, une telle réduction de données n'affecte pas l'interprétation du contenu de l'image dans de nombreux cas.

Il est important de rappeler que l'image résultante de la détection de contours ne peut pas être utilisée en tant que résultat de la segmentation. Des étapes supplémentaires de traitement doivent suivre pour associer les contours détectés aux chaînes des contours qui correspondent mieux aux frontières de l'image. L'objectif final est d'aboutir à une segmentation partielle où les contours détectés correspondent aux objets existants dans l'image.

Beaucoup de travaux dans la littérature utilisent la détection de contours pour la segmentation d'image (Su et al. 2011) (Fang et al. 2013). Dans (Wu et al. 2013), les auteurs proposent un nouveau modèle de contour actif employant une nouvelle force externe (ADF) avec les stratégies de diffusion adaptative selon les caractéristiques d'une région de l'image dans le modèle paramétrique du contour actif pour la segmentation d'images. En effet, les auteurs ont démontré la performance du modèle du contour actif proposé (ADF) par rapport à plusieurs autres modèles existants de contours actifs avec l'utilisation d'images synthétiques et réelles. Les auteurs affirment que le modèle du contour actif ADF est beaucoup plus robuste pour la détection et la localisation des contours faible présentant du bruit. Dans (Yu et al. 2013), les auteurs proposent un nouveau modèle de contour actif (R-DRLSE) qui consiste en une approche d'un ensemble de niveaux variationnels utilisant les informations de la région pour détecter les contours de l'image en réduisant l'énergie fonctionnelle présentée. Les résultats expérimentaux obtenus sur des images de synthèse ainsi que des images réelles affirment que le modèle R-DRLSE est performant pour la détection des contours au sein des images.

La détection de contour a été aussi utilisée pour la segmentation des tumeurs au sein des mammographies. Dans (Wang et al. 2009) les auteurs présentent une approche de segmentation des tumeurs basée sur une amélioration d'un contour actif géométrique, ils initialisent automatiquement l'emplacement du contour par une couches concentrique (MCL) morphologique, par la suite, ils extraient les contraintes de forme adaptative de plusieurs régions de la tumeur. En outre, les auteurs améliorent la bordure des tumeurs tout en

préservant l'information de gradient à l'intérieur par l'utilisation d'une contrainte de la forme et la désignation des fonctions d'arrêt. Dans (Rahmati et al. 2012) les auteurs visent la segmentation des lésions suspectes dans les mammographies par la suggestion d'un nouveau contour actif maximale (MLACMLS), cet algorithme mesure et sélectionne la segmentation optimale du contour qui isole la tumeur du tissu environnant à l'aide de la distribution Gamma afin de modéliser l'intensité de la région de la tumeur ainsi que la zone du tissu environnant.

Les problèmes les plus couramment rencontrés dans la segmentation d'image par détection de contours, sont causés par le bruit présent au sein de l'image ou l'information inappropriée dans une image, ces deux facteurs causent la présence de contour dans des endroits où il n'y a pas de bordure d'une part, et aucune présence de contour où les bordures existent de l'autre part. Evidemment cela influence négativement sur les résultats de la segmentation.

Les méthodologies de la segmentation des tumeurs par la détection de leur contours ne sont pas efficaces dans le cas des mammographies à faible contraste, en outre, la plupart des tumeurs présentent des contours très flous qui rend la détection de leur contour très difficile, de plus, les performances des méthodes de segmentation des masses basées sur la technique de détection de contours dépend de l'étape d'initialisation sur la base.

I.4.3. Segmentation d'image par croissance de régions

L'homogénéité est une propriété importante des régions, elle est utilisée comme un critère principal de la segmentation par croissance de région (Merouani. 1999) (Sonka et al. 2008), dont l'idée de base est de diviser une image à des zones d'homogénéité maximale.

Les pixels X_i et X_j sont considérés comme connectés dans la région R si :

- 1- Il existe une séquence $\{x_i, \dots, x_j\}$ de telle sorte que les pixels adjacents dans la séquence sont connectés.
- 2- Tout les points dans cette séquence sont dans la région R .

La région R est considérée comme connectée si chaque paire de points dans R est connectée.

L'objectif d'un algorithme de croissance, fractionnement, fusion de région est de partitionner l'ensemble de tous les pixels dans l'image d'entrée, notée X , en sous-ensemble $\{R_1, R_2, \dots, R_n\}$ de telle sorte que:

- 1 - Les ensembles sont disjoints, l'intersection des ensembles R_i et R_j est l'ensemble vide.
- 2 - L'union de R_i est X .

Afin de regrouper les pixels en régions, une mesure de similarité (ou dissimilarité) est nécessaire. Cette mesure est basée sur des caractéristiques telles que les niveaux de gris, la

couleur, la texture, la forme, le modèle (à l'aide d'informations sémantiques)...etc. Les propriétés choisies pour décrire les régions influencent sur la forme, la complexité et la quantité d'information préalable dans le processus de segmentation par croissance de régions.

Les régions doivent satisfaire les conditions suivantes:

$$H(R_i) = \text{TRUE}, i = 1, 2, \dots, S. \quad (a)$$

Donc tout les pixels de la région R_i appartiennent à R_i .

$$H(R_i \cup R_j) = \text{FALSE}, i \neq j, R_i \text{ adjacente à } R_j. \quad (b)$$

Où S est le nombre total de régions dans une image et $H(R_i)$ est une évaluation d'homogénéité de la région R_i . Les régions résultantes de l'image segmentée doivent être à la fois homogènes et maximales, par maximales, nous entendons que le critère d'homogénéité ne serait pas vrai après la fusion d'une région avec l'une des régions adjacentes.

Divers travaux dans la littérature utilisent la croissance de régions pour la segmentation d'image (Guanmingi et al. 2000) (Shih et al. 2005), Dans (Lu et al. 2008), les auteurs évoquent l'algorithme d'impulsion de croissance de région couplé par réseau de neurone (PCNN) pour la segmentation d'image, en indiquant la difficulté du choix de paramètres appropriés pour ce modèle. Les auteurs proposent dans leur travail une nouvelle approche qui améliore le modèle PCNN de croissance de région en modifiant la fonction de canal de liaison tout en diminuant la complexité du réglage des paramètres. Le modèle PCNN de croissance de région n'est pas efficace lors du traitement des pixels de contour entre les différentes régions parce que les pixels de contour sont des pixels centraux traités injustement. Afin de remédier à cet inconvénient, la méthode proposée traite les pixels de contour en se basant sur le fait que les pixels de contour et les pixels centraux reçoivent une même entrée de liaison s'ils sont dans un état similaire. Les auteurs affirment que les résultats de simulations sur ordinateur prouvent que les pixels de contour ont été traités efficacement avec l'obtention de limites claires entre les différentes régions. La segmentation par croissance de région a été largement utilisée pour la segmentation des tumeurs au sein des mammographies ; dans (Rabottino et al. 2011), les auteurs décrivent une variante de l'algorithme classique de croissance de régions à travers une implémentation optimisée afin de satisfaire les contraintes de temps, cela en réalisant une décimation de la mammographie, en effet, les auteurs divisent la région d'intérêt à des régions non-chevauchante de 3x3 pixels pour évaluer la valeur moyenne de chaque carré de la région d'intérêt, par la suite, cette valeur est affectée au pixel correspondant dans la mammographie décimée. L'algorithme de croissance de région est appliqué sur ce point de la mammographie décimée pour obtenir un contour approximatif. Au cours de l'étape finale, les auteurs redéfinissent le contour de la mammographie originale et

itérent l'algorithme une seule itération pour l'affinement du contour. Dans (Melouah. 2013), l'auteur propose un nouvel algorithme de croissance de régions pour l'extraction des masses dans les mammographies, la première étape commence manuellement par le placement d'une graine une fois le contraste de mammographie est ajusté, le bruit est enlevé ; une base d'apprentissage constituée des caractéristiques des tumeurs et des valeurs de seuil pour permettre leurs extractions est réalisée. L'auteur détermine le seuil automatiquement en fonction des caractéristiques de la région dans l'apprentissage et affirme que cet algorithme adaptatif de croissance de région est efficace pour l'extraction des masses avec des densités variantes du sein. Les méthodologies de segmentation basées sur la technique de croissance de région peuvent exiger un très grand temps de calcul, en particulier dans le cas de la mammographie, ayant généralement une haute résolution, en outre, les résultats de segmentation sont basés sur le choix de la graine initiale.

I.4.4. Segmentation d'image par classification de pixels

La segmentation d'image basée classification des pixels de l'image consiste à regrouper ceux ayant des caractéristiques similaires dans des classes, évidemment, chaque pixel lui sera affecté une valeur représentant sa classe.

Divers travaux dans la littérature utilisent les algorithmes de classification pour la segmentation d'image (Bong et al. 2011) (Zhao et al. 2011) (Tan et al. 2013). Dans (Benaichouche et al. 2013), les auteurs proposent une méthode améliorant la segmentation d'images basée sur l'algorithme de classification Fuzzy c-means (FCM) en surmontant ses inconvénients. Cet algorithme a été largement utilisé dans le domaine de la segmentation d'images en donnant de bons résultats. Les auteurs agissent sur trois niveaux pour l'amélioration du Fuzzy c-means ; le premier est lié à l'amélioration de l'étape d'initialisation du Fuzzy c-means en utilisant une optimisation méta-heuristique afin de surmonter le piègeage de la solution dans un minimum local. Le deuxième niveau concerne l'intégration de l'information spatiale des niveaux de gris de l'image dans le processus de segmentation ainsi que l'utilisation de la distance de Mahalanobis pour réduire l'influence de la forme géométrique des différentes classes, de plus, la segmentation sera plus robuste contre le bruit. Le dernier niveau consiste à affiner les résultats de la segmentation en corrigeant les erreurs de classification. La méthode d'amélioration de l'algorithme Fuzzy c-means pour la segmentation d'image a été évaluée sur plusieurs images, y compris des images de synthèse ainsi que des images IRM du cerveau obtenues de l'McConnell Brain Imaging Center

(BrainWeb) database. Une comparaison de la méthode proposée avec les algorithmes basés sur FCM les plus utilisés dans la littérature a été réalisée et l'efficacité de la méthode proposée a été prouvée. La segmentation par classification des pixels a été largement utilisée pour la segmentation des tumeurs au sein des mammographies ; dans (Suliga et al. 2008) les auteurs proposent une approche de classification des pixels pour la détection et la classification des tumeurs dans les mammographies, ils utilisent un champ de Markov (MRF), qui représente un modèle de classification statistique réalisant l'étiquetage des pixels de la mammographie par leur information statistique et contextuelle. Le modèle développé représente une extension des méthodes basées sur l'algorithme de classification K-means, il élargit l'analyse par la description de la dépendance spatiale entre les pixels et leurs étiquettes. En outre, les auteurs effectuent une description probabiliste très simple du modèle conduisant à une implémentation légère, notamment, une amélioration des résultats obtenus par la méthode de K-means. Dans (Sampaio et al. 2011), les auteurs utilisent des réseaux de neurones cellulaires (CNN) afin de développer une méthodologie de calcul segmentant les masses dans les mammographies.

Les méthodologies de segmentation basées sur la classification des pixels de l'image présentent l'inconvénient de la définition manuelle du nombre de classes.

I.4.5. Segmentation d'images par extraction d'une région saillante

Dans le traitement d'images et la vision par ordinateur, la segmentation de régions d'intérêt dans les images statiques, autrement notée détection de saillance visuelle, consiste à segmenter des régions de l'image jugées "intéressantes" pour le processus de l'analyse, ayant des descripteurs visuellement et structurellement distinctifs du "fond", désignant le reste de l'image. Ce problème diffère légèrement de la segmentation traditionnelle d'images. En effet, les approches de détection de régions saillantes ne segmentent que la région saillante dans une image et la séparent du fond en se basant sur des descripteurs de bas niveau tels que la couleur, le contraste ou l'analyse de la distribution de motifs de texture. Notre approche qui sera évoquée dans les chapitres ultérieurs, se base sur ce dernier descripteur pour segmenter une région saillante dans les images. Cependant, les approches de segmentation classique divisent une image en régions ayant des propriétés cohérentes. La détection d'une région saillante dans les images est l'un des problèmes les plus difficiles en vision par ordinateur, en effet, il consiste en la réalisation d'un système artificiel de l'attention visuelle qui simule la manière dont le système visuel humain opère pour localiser les régions saillantes dans les

images. Un être humain utilise ses connaissances pour identifier la région saillante et ce n'est pas toujours évident, même pour lui, par contre pour une machine, c'est extrêmement plus difficile vu qu'elle ne possède pas des connaissances ainsi que des références culturelles pour identifier les régions apparaissant différentes du fond ; de ce fait le problème est particulièrement difficile en vision par ordinateur. Une fois la région saillante est extraite dans l'image, des applications considérables d'ingénierie pourraient être réalisées, telles que la détection des objets, la reconnaissance d'objets, la collection d'images de navigation, l'indexation d'images et la compression d'images et de vidéos. Une riche littérature existe évoquant la détection de régions saillantes dans les images; certaines méthodes sont basées sur la modélisation de la vision humaine de bas niveau qui sont inspirées par la manière dont le système visuel humain fonctionne, en effet, l'attention visuelle est généralement inconsciemment motivée par de faibles niveau de stimulation de la scène tels que le contraste, l'intensité et la texture.

Dans (Itti et al. 1998), les auteurs proposent un système d'attention visuelle inspiré par l'architecture des neurones du système visuel primaire. En effet, des mécanismes d'extraction des caractéristiques (feed-forward) sont appliqués afin d'extraire 41 descripteurs depuis des cartes au sein de l'image basés sur la couleur, la texture, la pente et l'orientation. Ces descripteurs sont ensuite combinés en une seule carte de saillance, cette approche est bio-inspirée et efficace. Cependant, sa précision dépend de la méthode de fusion utilisée pour le calcul de la carte de saillance globale à partir des diverses descripteurs de cartes. Dans (Chul Ko et al. 2006), les auteurs proposent un nouvel algorithme de segmentation d'un objet d'intérêt basé sur l'attention visuelle humaine et la classification de régions sémantiques, le principe de l'algorithme consiste à segmenter l'image en régions, ces dernières sont ensuite fusionnées en un objet sémantique. Une machine à vecteurs de support associée à une fenêtre d'attention basée sur la carte de saillance ainsi que les points saillants extraits d'une image est utilisée pour extraire les régions saillantes.

Eanes et al. (Eanes et al. 2006) effectuent une combinaison du mécanisme bottom-up pondéré de l'attention visuelle proposé par Itti et Koch (Itti et al. 2001) avec un algorithme génétique. Le rôle de l'algorithme génétique est d'optimiser les poids qui ont été appliqués dans un système de cartes de saillances, qui indique les points les plus intéressants en fonction d'un ensemble de trois descripteurs de bas niveau. Le problème d'optimisation consiste à minimiser le nombre des points les plus saillants utilisés pour localiser un ensemble de régions intéressantes d'image. Zhang et al. (Zhang et al. 2008) définissent la saillance par la prise en compte de ce que le système visuel essaie d'optimiser en dirigeant son attention. Ils utilisent

de l'auto-information d'image pour l'estimation de la probabilité de la cible à chaque position d'un pixel et génèrent un modèle bayésien, ce dernier est par la suite fusionné avec les caractéristiques top-down obtenus à partir d'une analyse en composantes indépendantes, afin de construire la carte de saillance. Dans (Zhang et al. 2009) les auteurs proposent une nouvelle approche pour la segmentation d'images basée sur le mécanisme de l'attention visuelle; cette approche simule le mécanisme bottom-up de l'attention visuelle humaine à travers l'extraction des caractéristiques de vision de l'image afin de construire la carte de saillance, en outre, de nombreux descripteurs tels que l'intensité, la couleur et l'orientation dans de multiples échelles sont construits dans le domaine spatial et combinés à une carte de saillance intégrée. Les auteurs détectent les régions saillantes dans les images en fonction de la carte de saillance. Seo et Milanfar (Seo et al. 2009) présentent une méthode bottom-up non paramétrique de saillance visuelle, comme descripteurs, ils utilisent des noyaux de direction locale ainsi que des noyaux de direction locale espace-temps pour calculer une saillance au niveau de chaque pixel, qui consiste à contraster la covariance du gradient d'une région voisine permettant un calcul locale d'une carte "d'auto-ressemblance". Cette méthode est très coûteuse en calcul vu qu'un ensemble de descripteurs est calculé pour chaque pixel dans l'image. Wang et al. (Wang et al. 2011) se sont inspirés du modèle de l'attention visuelle pour la réalisation d'une méthode automatique de détection d'aéroport ciblés dans des images de télédétection, ils utilisent la transformée de Hough pour juger l'existence d'un aéroport, par la suite, un graphe basé sur le modèle d'attention visuelle est utilisé pour extraire les régions de candidats ainsi que l'application d'une transformée invariante sur ces régions pour obtenir un ensemble de descripteurs. Pour reconnaître les zones aéroportuaires, les auteurs utilisent une classification basée arbre hiérarchique de régression HDR. Dans (Frejlichowski et al. 2013) les auteurs présentent une approche pour l'extraction automatique des régions saillantes basée sur le modèle Ullman et Koch d'attention visuelle bottom-up (Koch et al. 1985), en effet, ces auteurs ont suggéré le concept de carte de saillance et ont obtenu des résultats qui prédisent uniquement la localisation de la région saillante. Afin d'améliorer leurs premiers résultats obtenus, les auteurs dans (Frejlichowski et al. 2013) adoptent une méthode de segmentation basée sur l'algorithme k-means avec quelques limitations heuristiques afin d'éviter la création de segments inadéquats. Les auteurs réussissent à atteindre des résultats précis dans les deux tâches de localisation et d'extraction. D'autres méthodes de saillance sont basées sur le calcul des caractéristiques structurelles de l'image comme dans (Zhang et al. 2007), où les auteurs démontrent une nouvelle méthode pour détecter une région saillante dans des images de faible profondeur de champ, en ce basant sur une segmentation floue, ils divisent l'image à des

régions caractérisées par les descripteurs de la couleur ainsi que des modules d'ondelettes, puis, décrivent ces régions comme des ensembles flous par la fuzzification ; les auteurs utilisent par la suite la défuzzification pour détecter la région saillante sur les ensembles flous. Dans (Harel et al. 2007), un nouvel graphe basé saillance visuelle, importé de la théorie des graphes, a été présenté ; tout d'abord, ce graphe implémente une représentation markovienne de descripteurs des cartes afin de les normaliser et de permettre leur combinaison avec d'autres cartes. En outre, une mesure de contraste psycho-visuel est proposée pour calculer la dissimilarité entre les descripteurs. Achanta et al. (Achanta et al. 2009) présentent une approche de détection de régions saillantes dans les images basée sur le calcul des descripteurs de bas niveau tel que la couleur et la luminance. En outre, une détection du contour d'objets a été réalisée. Cui et al. (Cui et al. 2009) utilisent le principe du spectral résiduel pour la détection de saillance dans les images en séparant automatiquement des objets en mouvement du fond, cette méthode est différente des méthodes classiques de modélisation du fond utilisant des modèles mathématiques complexes dans le fait qu'elle est basée sur l'analyse du spectre de Fourier seulement; un seuil de sélection est par la suite adopté pour rejeter le bruit et la région de saillance est extraite suite à un vote. Rosin (Rosin. 2009) suggère une approche basée sur une transformée de distance, il applique le détecteur de contour Sobel aux niveaux de gris d'images afin de calculer une carte de contours, suivi de décomposition de seuil, une transformée de distance et d'un seuillage. Ensuite, une fusion des cartes calculées pour chaque seuil de niveau de gris est effectuée pour obtenir la carte de saillance. L'auteur affirme que la méthode est efficace pour la détection des régions saillantes, mais que sa performance dépend du contraste global de l'image. Achanta et Susstrunk (Achanta et al. 2010) présentent un nouvel algorithme de détection des régions saillantes basé sur la bordure symétrique maximale, ils exploitent les descripteurs de bas niveau de couleur et de luminance et obtiennent une carte de saillance précise sans l'intégration du fond. Zhu et al. (Zhu et al. 2011) proposent une stratégie à deux niveaux pour segmenter le centre d'intérêt ou la région saillante d'une image qui consiste en une phase rugueuse de segmentation pour distinguer le centre d'intérêt du fond en combinant une classification de bloc basée sur les descripteurs de couleur et de texture, et une étape de segmentation fine, où un nouveau modèle de contour actif est appliqué basé sur des informations de forme et la méthode de vecteur pour extraire le contour vrai de la cible. Dans (Vikram et al. 2012), les auteurs proposent une nouvelle approche simple et efficace qui opère par l'obtention d'une carte de saillance de l'image basée sur le calcul des valeurs de saillance locales sur des régions rectangulaires et aléatoires d'intérêt. L'originalité de cette méthode est qu'elle capture des

contrastes locaux, contrairement aux méthodes globales de calcul de cartes de saillance. Les lecteurs intéressés sont référés à une étude des systèmes de calcul d'attention visuelle dans (Frintrop et al. 2010) ainsi qu'un riche état de l'art concernant la modélisation de l'attention visuelle dans (Borji et al. 2012).

I.5. La texture

La texture (Sheni et al. 1996) (Aptoulai et al. 2011) est une caractéristique qui réfère à des propriétés représentant la surface ou la structure d'un objet, elle est utilisée implicitement dans la perception visuelle humaine. En effet, toute personne qui crée ou utilise des algorithmes ou des dispositifs de traitement d'image numérique devrait prendre en compte les principes de la perception humaine de l'image. Si on considère qu'une image va être analysée par un humain, donc l'information doit être exprimée en utilisant des variables faciles à percevoir, appelés des paramètres psycho-physiques tels que le contraste, les contours, la forme, la couleur et bien évidemment la texture.

Pendant les dernières décennies, quantifier significativement la texture, a été un défi pour de nombreux chercheurs en traitement d'images et vision artificielle ainsi qu'en psychophysique de la perception de la texture qui est un domaine très important vu que la performance des différents algorithmes de texture est évaluée par rapport à la performance du système visuel humain faisant la même tâche. Bien qu'il n'existe aucune définition mathématique formelle pour le concept de texture, elle est largement utilisée en traitement d'images et vision artificielle, mais n'a pas de définition précise en raison de sa grande variabilité. Malheureusement, à notre jour, les chercheurs tentent toujours de s'entendre sur une définition universelle du terme texture.

Le dictionnaire d'anglais d'Oxford définit la texture comme : la qualité d'une surface ou une substance lorsqu'on la regarde, on observe un agencement de fils en tissu textile.

Le dictionnaire Webster définit la texture comme : quelque chose composée d'éléments étroitement imbriqués, la structure formée par les fils d'un tissu, la disposition ou la manière de l'union des particules d'un corps ou d'une substance, les caractéristiques visuelles des surfaces ainsi que l'apparence de quelque chose.

Robert M. Haralick¹ (Haralick. 1979) décrit la texture comme quelque chose constituée d'éléments mutuellement liés, un groupe de pixels est considéré (des primitives de texture ou

¹ Robert M. Haralick est né en 1943 à Brooklyn, État de New York, États-Unis. Il est devenu un professeur en sciences informatiques à Graduate Center of the City University of New York (CUNY). Haralick est l'un des leaders des travaux dans la vision par ordinateur, la

des éléments de texture, parfois appelés texels) en deux couches, des primitives tonales et l'organisation spatiale de ces primitives. L'organisation spatiale peut être aléatoire, il peut avoir une dépendance entre les primitives, et la dépendance peut être structurelle, probabiliste ou fonctionnelle.

Moses et King (Mose et al. 1989) définissent la texture en deux aspects, littérale et visuel: littéralement, la texture se réfère à l'agencement des composants de base d'un matériau qui est représenté par la relation spatiale entre ses composants et / ou agencement spatial des pixels de l'image dans le cas de l'image numérique. Visuellement, ces relations spatiales entre les pixels de l'image ou leur disposition sont considérées comme des changements d'intensité ou de niveaux de gris.

Drbohlav et Leonardis (Drbohlav et al. 1989) définissent la texture comme des structures de base spatialement adjacentes dont leur placement et orientation sont gouvernés par certaines règles de génération.

Cette collection de définitions démontre que la définition de la texture est formulée par différentes personnes en fonction de l'application à réaliser. En effet, la notion de texture dépend de trois aspects : le premier est qu'un motif de l'image se composant d'un certain nombre de pixels représentés par leur niveaux de gris, se répètent quasi périodiquement dans une région de taille supérieure à celle du motif, le deuxième est que nous observons un agencement non aléatoire des motifs de l'image et le troisième est que les motifs considérés sont des entités uniformes ayant les mêmes dimensions dans la région texturée.

Trois caractéristiques fondamentales liées aux objets (Aptoulai et al. 2011) existent : la couleur, la forme ainsi que la texture qui constitue l'une des trois propriétés fondamentales des objets dans notre monde à trois dimensions (3D). Par conséquent, elle est extrêmement répandue, en effet, elle est omniprésente dans divers objets citant les pierres, les feuilles, le sol, les murs, le bois, le métal, bref, dans tous les environnements naturels, urbains ainsi que virtuels.

Compte tenu de son importance, la texture a été un objet d'étude pour la communauté d'analyse d'image. Par conséquent, ses potentielles applications couvrent divers domaines, y compris, mais sans se limiter à la recherche d'images par le contenu (CBIR), la segmentation de scènes, la médecine et précisément l'aide au diagnostic médical et les sciences naturelles (citant, la cytologie, l'histologie, l'imagerie par résonance magnétique), la géologie, la pétrographie, les sciences du matériel (citons, la métallographie, les matériaux poreux, la

reconnaissance des formes, et l'analyse d'image. En effet, il est un membre de the Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE) ainsi qu'un ancien président de the International Association of Pattern Recognition.

fractographie, les fibres de verre), la géographie (citant, la télédétection, les modèles altimétriques numériques, la météorologie), l'océanographie (citant, l'inspection du fond de la mer, l'identification du plancton), l'inspection industrielle (citant, le contrôle de la qualité, la détection des défauts), et les données biométriques (citant, la reconnaissance faciale, les empreintes digitales).

I.5.1. Les classes de la texture

Quand la texture est décomposable, elle a deux dimensions fondamentales sur lesquelles elle peut être décrite (Haralick. 1982). La première dimension consiste à décrire les primitives à partir desquelles la texture de l'image est composée, et la seconde dimension est pour la description de la dépendance spatiale ou l'interaction entre les primitives d'une texture d'image. La première dimension est concernée par les primitives tonales ou les propriétés locales, et la deuxième dimension est concernée par l'organisation spatiale des primitives tonales.

La région texturale est un maximum d'un ensemble de pixels connectés ayant une propriété de tonalité donnée. Une texture de l'image est décrite par le nombre et les types de ses primitives et l'organisation spatiale ou la disposition de ses primitives.

Pour caractériser la texture, nous devons caractériser les propriétés des primitives tonales ainsi que de caractériser les inter-relations spatiales entre eux. Ceci implique que le ton de la texture est vraiment une structure à deux couches, la première couche ayant à spécifier les propriétés locales qui se manifestent dans les primitives tonales et la deuxième couche ayant à spécifier l'organisation entre les primitives tonales. Par conséquent, nous nous attendons à ce que les méthodes visant à caractériser la texture aient deux parties consacrées à l'analyse de chacun de ces aspects de la texture. Tandis qu'en examinant le travail accompli à ce jour, nous découvrons que chacune des méthodes existantes a tendance à mettre l'accent sur l'un ou l'autre des deux aspects et non pas à traiter les deux aspects simultanément.

Les modèles de texture peuvent être classés en quatre principales classes (Tuceryan et al. 1998):

- **Les méthodes statistiques**

Les modèles statistiques décrivent habituellement la texture par des règles statistiques régissant la distribution des niveaux de gris en étudiant les relations entre ces niveaux de gris et leur voisinage. Ces modèles sont efficaces pour de nombreuses textures naturelles qui ont

des primitives discernables ainsi que pour la caractérisation des structures fines. Plus l'ordre de la statistique est élevé et plus le nombre de pixels mis en jeu est important.

Nous distinguons huit approches statistiques pour la mesure et la caractérisation de la texture de l'image: les fonctions d'auto-corrélation, les transformations optiques, les transformations numériques, calcul de la texture à partir des contours, les éléments structurels, probabilités de cooccurrences spatiales des niveaux de gris, longueurs des niveaux de gris et les modèles autorégressifs (Haralick. 1979).

- **Les méthodes structurelles**

Les modèles purs structurels de texture (Haralick. 1982) présument que les textures sont constituées de primitives formant des motifs répétitifs dans les directions de l'espace de manière quasi-régulière et tentent de décrire les règles qui régissent leur organisation spatiale. La description de ces primitives et leurs règles de placement peuvent être utilisées pour décrire les textures. L'identification et la localisation d'une primitive particulière dans l'image peuvent être liées de manière probabiliste à l'identification et à la distribution de primitives dans leur voisinage. Ces modèles sont les meilleurs pour décrire les textures où il y a une grande résolution de l'image.

Nous distinguons trois approches structurelles pour la mesure de la caractérisation de la texture de l'image : les méthodes structurelles classiques, les méthodes syntaxiques et les méthodes ensemblistes (Amroun. 2013).

- **Les méthodes basées sur des modèles**

Les méthodes d'analyse de la texture à base de modèles se basent sur la construction d'un modèle d'image permettant de décrire une texture ainsi que d'en générer.

Les Champs de Markov et les fractales sont les deux méthodes les plus utilisées dans cette catégorie. La dimension fractale est utilisée pour mesurer la rugosité d'une texture et la répétitivité (spatiale ou à différentes résolutions) d'un motif (Journet et al. 2007).

- **Les méthodes de traitement du signal**

Les recherches psychophysiques ont démontré que le cerveau humain effectue une analyse de fréquence de l'image (Tuceryan et al. 1998). En effet, les méthodes utilisant des primitives issues du traitement du signal sont idéales pour caractériser les textures du fait que ces outils permettent de détecter des caractéristiques de fréquences et d'orientations tout en fonctionnant

dans le domaine fréquentiel. Les transformées de Fourier, Gabor ou Ondelettes sont largement utilisées dans ce sens (Journet et al. 2007).

I.5.2. Les descripteurs de la texture

L'objectif principal de l'analyse et la caractérisation de la texture est la reconnaissance de texture. En effet, les propriétés texturales des régions ont été appelées à de nombreuses reprises dans les applications de la segmentation et la classification d'images. Si nous demandons à un observateur humain de décrire la texture, nous distinguons généralement les descriptions qualitatives suivantes : fine, grossière, foncée, grainée, lisse, avec un changement d'intensité dans certaines directions... etc. Ce qui implique la quantification de ces propriétés en déterminant des signatures texturales qui consistent en des caractéristiques numériques mathématique servant à identifier la texture précisément de manière à rendre la reconnaissance par machine possible. Ces caractéristiques peuvent être extraites à partir du ton et de la structure d'une texture (Haralick. 1979) (Haralick. 1982). Le ton se base sur les propriétés d'intensité des pixels au sein de la primitive, tandis que la structure consiste en la relation spatiale entre les primitives.

Les pixels se caractérisent par leurs emplacements ainsi que leurs propriétés tonales. De ce fait, les primitives de textures consistent en un ensemble contigu de pixels ayant des propriétés tonales ou régionales, elles sont décrites par leur intensité moyenne, intensité maximale ou minimale, ou bien par leur taille, forme... etc.

La relation spatiale des primitives peut être aléatoire ou dépendante et la description de la texture de l'image se réalise à travers le nombre et les types de primitives ainsi que leur relation spatiale.

Diverses contributions à la définition des propriétés visuelles de la texture ont été faites dans le passé, en effet, les chercheurs en vision par ordinateur se sont basés sur des descripteurs de la texture tels que la régularité, le désordre et l'orientation globale. Nous citons les travaux pionniers de Bajscy (Bajscy. 1973) qui a décrit des scènes comme homogènes ou directionnelles et a essayé de les combiner avec des descripteurs dans le domaine de Fourier, et celui de Tamura et al (Tamura et al. 1978) où toutes les descriptions ont été tirées de leurs point de vue subjectif et ne correspondaient pas aux descripteurs de Fourier, puis les auteurs ont généralisés leur description en utilisant des motifs de texture plus représentatifs et en considérant les caractéristiques de la grossièreté, le contraste, la directivité, la régularité et la rugosité comme importantes dans la caractérisation de la texture. Suivi des travaux réalisés

par Laws (Laws. 1980) qui a considéré un ensemble de descripteurs jouant un rôle important dans la description de la texture consistants en : l'uniformité, la densité, la grossièreté, la rugosité, la régularité, la linéarité, la directivité, la direction et la fréquence et celui de Moses et King (Mose et al. 1989).

Rao et Lohse (Rao et al. 1993) ont mené une expérience psychophysique similaire à celles de Tamura et al. (Tamura et al. 1978) et Moses et King (Mose et al. 1989) qui leur a conduit à la considération de la régularité, la directivité et la complexité comme étant les plus importantes caractéristiques perceptives de textures par rapport à un observateur humain. Contrairement à Tamura et al et Moses et King qui ont utilisé le maximum de vraisemblance et la distance euclidienne pour la mesure de la similarité entre les textures.

Lister la totalité des outils caractérisant les textures est impossible, en effet, il existe divers techniques d'extraction de descripteurs texturaux. La transformée de Fourier a été parmi les premières techniques utilisées pour l'analyse de la texture (Lendaris et al. 1970) (Bajcsy et al. 1976) (Eklunch. 1979).

Haralick a proposé la matrice de co-occurrence des niveaux de gris de l'image qui indique, dans une image I le nombre d'apparitions de couples de pixels ayant des niveaux de gris (i, j) selon une direction et un déplacement donné $(d = (dx, dy))$. Des descripteurs calculés sur la matrice de co-occurrence permettent de caractériser la régularité, la répétitivité et le contraste des textures.

Les Champs de Markov bidimensionnels ont été proposés par Hassner et Sklansky (Hassner et al. 1978), Kaneko et Yodogawa (Kaneko et al. 1982), Kashyap et al. (Kashyap et al. 1982), Dunn et al. (Dunn et al. 1988), Merouani (Merouani. 1999) pour l'analyse et la caractérisation de la texture. La morphologie mathématique (Aptoulai et al. 2011) s'appuie sur l'analyse spatiale des images à travers un motif appelé élément structurant (SE) et consiste en un ensemble d'opérateurs non linéaires qui sont appliqués sur les images selon ce SE. Ainsi, la morphologie mathématique peut être considérée comme une alternative pertinente à d'autres techniques d'analyse d'image comme les approches purement statistiques ou les approches linéaires.

Nous pouvons citer également la matrice des longueurs de plages dont sa construction se fait en recherchant des successions ou plages de pixels par rapport à un niveau de gris et un angle précis (Rosenberg et al. 1999) ; et la fonction d'auto-corrélation permettant l'obtention d'informations sur les caractéristiques d'une texture donnée, en effet, si la texture est grossière c'est-à-dire ayant des motifs larges alors la fonction baisse lentement par

l'augmentation de la distance d'analyse. Autrement, si la texture est fine c'est-à-dire ayant des petits motifs peu espacés alors la fonction décroît rapidement (Uttama et al. 2005).

Dans (Haralick. 1982) (Tuceryan et al. 1998) (Baharati et al. 2004), les auteurs évoquent deux états de l'art très intéressants sur les différents outils permettant de caractériser la texture.

I.6. La vision par ordinateur

La vision permet aux humains de percevoir et de comprendre le monde qui les entoure, la vision par ordinateur vise à reproduire l'effet de la vision humaine en percevant électroniquement une image (Sonka et al. 2008). Nous désignons par reproduire l'effet de la vision humaine, simuler ou imiter les systèmes humains.

En contre partie, donner à l'ordinateur la possibilité de voir n'est pas une tâche facile, en effet, nous vivons dans un monde à trois dimensions (3D), et quand les ordinateurs tentent d'analyser des objets dans l'espace 3D, les capteurs visuels disponibles comme les caméras de télévision, donnent généralement des images bidimensionnelles (2D), et cette projection en un nombre inférieur de dimensions encourt une énorme perte d'informations. Nous pouvons trouver des équipements fournissant des images (3D), cependant, l'analyse de ces données est nettement plus compliquée que les données (2D), de plus, parfois la tridimensionnalité est moins intuitive. La majorité des techniques de vision par ordinateur se basent sur les résultats issus des méthodes de mathématiques, reconnaissance de formes, intelligence artificielle, psycho-physiologie, informatique, électronique, et d'autres disciplines scientifiques.

La création ou l'utilisation des algorithmes ainsi que des dispositifs d'analyse d'image numérique, est conditionnée par la prise en compte des principes de la perception humaine de l'image. Lorsqu'un humain analyse une image, il exprime l'information contenu au sein de cette dernière en utilisant des descripteurs faciles à percevoir, c'est des descripteurs psycho-physiques tels que la couleur, le contraste, les contours, la forme, la texture...etc.

L'analyse de la texture est un domaine important pour la vision par ordinateur. En effet, la majorité des surfaces naturelles présentent une texture et un système performant de vision doit être capable de distinguer la texture de l'environnement pour lequel il a été conçu.

La question suivante est en ordre : quels sont les processus visuels qui permettent de séparer une région saillante du fond à l'aide d'un repère de la texture ? Cette question est la motivation de base des psychologues pour étudier la perception de la texture ainsi que les chercheurs en analyse d'image et vision par ordinateur de caractériser cette texture à travers

des descripteurs numériques pertinents permettant la discrimination des objets et régions saillantes du fond représentant le reste de l'image. Une autre raison pour laquelle il est important d'étudier la psychophysique de la perception de la texture, est que les performances des différentes techniques de caractérisation de la texture sont évaluées par rapport à la performance du système visuel humain faisant la même tâche.

Motivées par le grand intérêt qui a été attribué à l'analyse de la texture en psychophysique ainsi qu'en analyse d'images et vision par ordinateur, nous nous sommes basées sur la caractérisation de la texture par les lois puissance : Zipf et Zipf inverse pour l'analyse des images. En effet les lois puissance utilisées permettent la simulation du système visuel humain pour la segmentation d'une région saillante au sein d'une image.

I.7. Difficulté de la vision par ordinateur

Beaucoup de raisons font que la vision par ordinateur soit assez complexe, nous citons (Sonka et al. 2008) :

1. La perte d'informations suite au passage du 3D à 2D, en effet, c'est un phénomène qui se produit durant la capture d'image par un appareil photo. Les propriétés géométriques de l'œil humain et de l'appareil photo ont été approchées par un modèle sténopé depuis des siècles consistant en une boîte avec un petit trou. Nous distinguons un problème dans le modèle sténopé, celui du fait que la transformation projective voit un petit objet à proximité de l'appareil similairement à un grand objet à distance de la caméra. Dans ce cas, un être humain utilise un étalon pour deviner la taille réelle de l'objet, en revanche, l'ordinateur ne le possède pas.

2. L'interprétation de l'image constitue l'outil principal de la vision par ordinateur en abordant des problèmes dont les humains résolvent à leur insu. Durant l'interprétation d'une image par un être humain, ce dernier utilise des connaissances et des expériences précédentes pour les porter à l'observation courante. En effet, l'être humain a une capacité permettant la représentation des connaissances à long terme ainsi que leur utilisation pour résoudre de nouveaux problèmes. L'intelligence artificielle s'est investi plusieurs dizaines d'années dans des tentatives de doter les ordinateurs avec une capacité de comprendre des observations, et malgré que les progrès étaient énorme, cependant la capacité pratique d'une machine à comprendre les observations reste très limitée.

De la logique mathématique et du point de vue de la linguistique, l'interprétation des images peut être considérée comme une interprétation de cartographie :

Données d'image → modèle.

Le modèle (logique) signifie un monde spécifique dans lequel les objets observés font sens. Un exemple pourrait être, de noyaux de cellules dans un échantillon biologique, rivières dans une image satellite, ou des parties dans tous les processus industriels en cours de vérification de la qualité. Il peut avoir plusieurs interprétations d'une même image. L'intégration de l'interprétation à la vision par ordinateur nous permet d'utiliser les concepts de la logique mathématique, linguistique comme syntaxe et sémantique.

3. Le bruit est présent de façon inhérente dans chaque mesure au sein du monde réel. Son existence appelle aux outils mathématiques pouvant l'éliminer. En contre partie, des outils plus complexes rendent l'analyse d'image beaucoup plus compliquée par rapport aux méthodes standards.

4. Les quantités des images et des séquences vidéo sont énormes. Par exemple une feuille de papier A4 numérisée monochromatique à 300 points par pouce (ppp) à 8 bits par pixel correspond à 8,5 MB. Citons un autre exemple d'une vidéo RGB de 24 bits couleur 512x768 pixels, 25 images par seconde, rend un flux de données de 225 MB par seconde. Cela nécessite la conception d'un traitement simple et pertinent, dans le cas contraire, il serait difficile d'obtenir des performances en temps réel, c'est à dire, pour traiter 25 ou 30 images par secondes.

5. La mesure d'intensité lumineuse ou du rayonnement dépend de l'éclairage énergétique c'est-à-dire le type de la source de lumière, la position de l'observateur...etc. Un lien direct entre l'apparence des objets dans les scènes et leur interprétation est distingué.

6. L'utilisation d'une fenêtre locale par l'ordinateur qui voit l'image à travers un trou de serrure, rend difficile la compréhension du contexte plus global, or que nous avons besoin d'une vision globale pour l'interprétation d'une image, en effet, les algorithmes d'analyse d'images analysent un bac de stockage particulier dans une mémoire opérationnelle et son voisinage local; il est souvent très difficile d'interpréter une image si elle est perçue uniquement localement ou si seulement quelques trous de serrure locaux sont disponibles.

I.8. Conclusion

L'analyse d'image et la vision par ordinateur présentent un champ de recherche actif s'évoluant de plus en plus, par conséquent, une pléthore de techniques a été proposée dans la littérature. L'interprétation de l'image constitue l'outil principal de la vision par ordinateur en abordant des problèmes dont les humains résolvent à leur insu, nous nous focaliserons sur cet enjeu durant l'élaboration de cette thèse.

En général, si nous cherchons à mettre en valeur les différents éléments du contenu de l'image, les relations qui semblent les plus simples à appliquer sont les relations linéaires vu leur simplicité de calcul, par contre elles sont très limitées, en effet, il est difficile de modéliser, avec précision, des phénomènes complexes au moyen de simples modèles linéaires et il semblerait qu'aucune relation de ce type n'apparaît de manière évidente dans une image, sauf lors de la détection des lignes. Les modèles les plus complexes sont rarement exploités. Toutefois, la nature semble être essentiellement non linéaire et les lois gaussiennes ont montré tout leur intérêt d'un point de vue théorique, ainsi que dans les applications.

Par rapport à un modèle linéaire, un modèle en loi puissance présente l'avantage de posséder un degré de liberté supplémentaire consistant en l'exposant de la loi puissance. Ainsi, ce point fort d'une loi puissance justifie son efficacité dans la modélisation de phénomènes complexes qui ne pourraient être approximés avec une précision suffisante au moyen de modèles linéaires.

Nous nous intéressons aux modèles de loi puissance de type: Zipf et Zipf inverse. Ces lois sont intrinsèquement appropriées pour la capture des règles de génération qui régissent l'agencement des structures de base de la texture consistant en les primitives de la texture.

Ainsi, nous évoquons dans le chapitre suivant, en premier lieux, comment dans divers phénomènes naturels, des distributions en lois puissance s'observent. Evidemment, nous mentionnerons par la suite leur application au domaine de l'imagerie.

Chapitre II. *Les lois puissance*

II.1. Introduction

Nous allons montrer, à travers ce chapitre, comment dans divers domaines, les lois puissance de type Zipf et Zipf inverse s'appliquent pour la modélisation de phénomènes extrêmement différents. La loi de Zipf établie une relation entre les fréquences d'apparition des attributs d'un phénomène et le rang de ces attributs dans une suite ordonnée, tandis que la loi de Zipf inverse établie une relation entre les fréquences d'apparitions des attributs et le nombre d'attributs ayant la même fréquence d'apparition.

Une fois une définition des lois puissance est présentée, nous détaillerons les lois puissance dont nous nous intéressons tout au long de cette thèse, à savoir, la loi de Zipf et de Zipf inverse.

Evidemment, nous mentionnerons ensuite les différentes applications de ces modèles de lois puissance dans divers domaines, notamment celui de l'imagerie.

II.2. Les principales lois puissance

II.2.1. Qu'est ce qu'une loi puissance ?

Les lois puissance comme la loi de Pareto ou les lois de Zipf ont été largement rapporté dans la modélisation de phénomènes réels distincts, en effet, nous observons des distributions en lois puissance dans beaucoup de domaines scientifiques (physique, biologie, psychologie, sociologie, économie, linguistique). Elles permettent en effet de décrire tous les phénomènes qui présentent une invariance d'échelle.

La loi puissance est une relation mathématique entre deux quantités. Si une quantité est la fréquence d'un événement et l'autre est la taille d'un événement, alors la relation est une distribution en loi puissance si les fréquences diminuent très lentement lorsque la taille de l'événement augmente.

En science, une loi puissance est une relation entre deux quantités x et y qui peut se représenter par la formule suivante :

$$y = a x^{-b} \quad (\text{II.1})$$

Où a est une constante dite constante de proportionnalité et b est une autre constante, dite exposant, puissance ou encore degré de la loi. Sa représentation graphique dans un repère (x,y) est mentionnée dans la figure II.1 suivante :

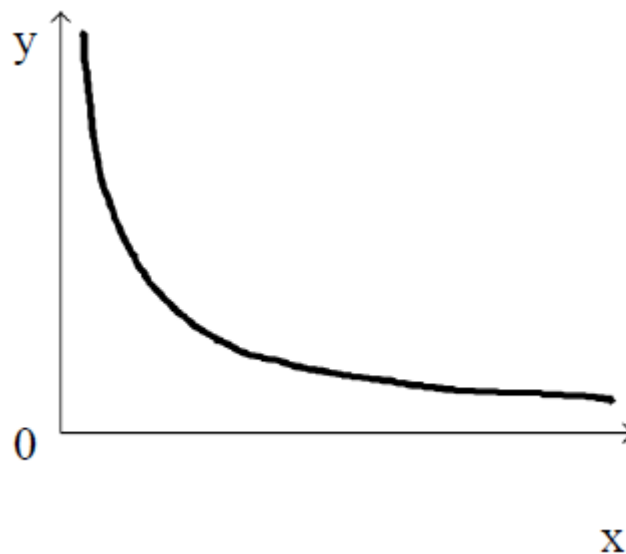


Figure II.1 Représentation d'une loi puissance dans un repère linéaire.

Une loi puissance n'est évidemment pas linéaire mais une de ses propriétés intéressantes réside dans le fait que l'on peut facilement se ramener à une relation linéaire par un changement de variables. Ainsi les propriétés connues dans le monde du linéaire pourront être utilisées pour simplifier les calculs.

Généralement, on représente les lois puissance dans un repère bi-logarithmique, c'est-à-dire un repère dont aussi bien l'abscisse que l'ordonnée portent des échelles logarithmiques (Caron. 2004). Dans ce dernier, la représentation graphique d'une distribution en loi puissance est une droite, comme on peut le constater sur la figure II.2. Nous avons alors $\ln y = \ln a - b \ln x$. Évidemment, l'exposant $-b$ de la loi puissance est lié à la pente de la représentation linéaire dans le repère bi-logarithmique (Caron. 2004).

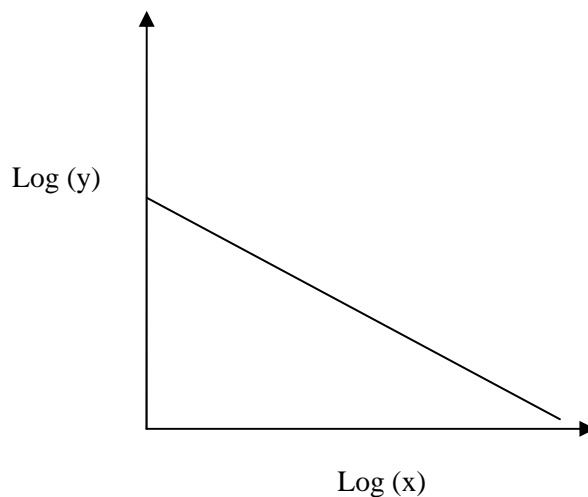


Figure II.2 Représentation d'une loi puissance dans un repère bi-logarithmique.

II.2.2. La loi de Pareto

L'économiste italien Vilfredo Fr d rico Damaso surnomm  par ses  tudiants Marquis de Pareto² est le premier   mettre en  vidence l'application d'une loi puissance   un ph nom ne  conomique.

La premi re mise en  vidence d'une loi puissance a  t  faite en 1897 par Pareto (Pareto. 1897). En 1906 il  tudie la r partition des revenus des habitants de divers pays industrialis s

² Vilfredo Pareto est n  le 15 juillet 1848   Paris, il suit les cours de physique math matique. Vilfredo obtient en 1864 le dipl me d'Ecole sup rieure, avant d' tre admis   l'Universit  de Turin o  il s'inscrit en sciences math matiques et physiques. Il est devenu par la suite un sociologue et  conomiste italien. Il a apport  de nombreuses contributions importantes dans ces deux mati res, particuli rement dans l' tude de la distribution du revenu et dans l'analyse des choix individuels. Il succ da   L on Walras   la Chaire d' conomie politique de l'Universit  de Lausanne. Vilfredo Pareto est mort le 19 ao t 1923   C ligny (Suisse).

et constate que 80% des richesses appartiennent à 20% de la population et ceci, quel que soit le pays observé.

La loi de Pareto, aussi appelée loi des 80/20, est une loi empirique inspirée par les observations de Pareto: environ 80 % des effets est le produit de 20 % des causes. Cette « loi », bien qu'empirique, a été formalisée en mathématiques par la distribution de Pareto.

En étudiant la répartition des revenus personnels des individus dans les principaux pays industrialisés, Pareto a constaté que cette répartition suivait une loi puissance.

Si nous évoquons la probabilité qu'un individu choisis au hasard dans la population ait un revenu X supérieur à une somme x , cette probabilité est donnée par la formule suivante selon Pareto (Caron. 2004) :

$$P(X > x) = (x/x_{\min})^{-k} \quad (\text{II.2})$$

Où x_{\min} représente le revenu minimum et k est une constante positive.

Donc, l'espérance mathématique du revenu est donnée par la formule suivante :

$$\bar{x} = x_{\min} \frac{k}{k-1} \quad (\text{II.3})$$

Où la valeur de k caractérise la pente de la distribution et permet de mesurer l'inégalité des revenus. Cette loi est valable pour tous les pays à économie de marché (Caron. 2004).

Pareto a remarqué que les revenus, dans la société, étaient mal répartis. En effet, 80% des richesses de ce monde étaient détenus par seulement 20% de la population. Plus tard, d'autres chercheurs ont pu constater que ce principe était valable dans d'autres domaines. La loi suivante a été établie : 80% des effets sont générés par seulement 20% des causes ou, d'une autre manière, 20% des causes génèrent 80% des effets.

Dans la pratique, nous pouvons attester que : 80% des réclamations proviennent de 20% des clients, 80% du travail effectué dans une entreprise est effectué par 20% de ses salariés, 80% du chiffre d'affaire d'une firme est réalisé par 20% de ses ventes, 20% des habitants de la terre ont accès à 80% de l'eau potable, 20% des entraînements physiques apportent 80% des résultats sportifs ou encore que seul 20% des informations que nous traitons (journaux, tv, radio, internet) constituent le 80% de notre savoir.

Nielsen montre après observation que dans le cas des intervenants sur le web, cette répartition ne prend pas la forme 80/20 mais plutôt une forme du type 90/9/1 (loi de Zipf), avec :

- 90% des gens qui "observent en silence" ('Lurkers').

- 9% qui interviennent peu, et
- 1% qui donnent 90% des contributions.

II.2.3. La loi de Zipf

La loi de Zipf (Zipf. 1949) a été mise en évidence par le linguiste américain George K. Zipf³. L'idée d'étudier le langage de la même façon qu'un physiologiste étudie le rythme cardiaque lui était venue quelque dix ans plus tôt. En lui amenant à introduire dans l'étude du langage et de la science humaine, les méthodes de la statistique. En effet, l'intitulé de son sujet de doctorat était : « La fréquence d'emploi considérée en tant que facteur déterminant des changements phonétiques, dans l'évolution du langage », de plus, son étude parue en 1932 : « Selected Studies of the Principle of Relative Frequency in Language » l'entraînaient dans cet axe.

En 1935, sa méthode d'approche s'est précisée et il n'avait qu'un pas à franchir pour aboutir aux ambitieuses synthèses qu'il a publié en 1949 dans « Human Behavior and the Principle of Least Effort », désignant son œuvre maitresse.

Suite à des analyses statistiques effectuées sur des fragments de textes, Zipf a conclu que la longueur d'un mot est étroitement liée à sa fréquence d'apparition. En effet, autant que la fréquence est grande, plus bref est le mot.

De plus, Zipf a constaté que le mot le plus fréquemment utilisé revenait dans le texte étudié en moyenne tous les dix mots, le second mot le plus fréquemment utilisé dans l'ordre des fréquences, revenait tous les vingt mots et le troisième mot tous les trente mots et ainsi de suite. Il est à noter que nous n'observons pas cette distribution des mots d'un texte que si nous les classons par ordre décroissant de leur fréquence d'apparition.

Selon la loi de Zipf, les fréquences d'apparition des mots classés par ordre décroissant de leur fréquence d'apparition s'organisent suivant une loi puissance (Caron. 2004). En effet, si nous désignons par F la fréquence d'apparition du mot de rang r dans la suite, la relation est donnée par la formule suivante :

$$F = a r^{-\alpha} \quad (\text{II.4})$$

³ George Kingsley Zipf est né à Freeport dans l'Illinois le 7 janvier 1902. Il poursuit ses études au collège Harvard, qu'il quitte en 1924 pour aller à Bonn et à Berlin où il a terminé ses études. En 1930, il passe un doctorat de philologie comparée puis enseigne l'allemand jusqu'à sa mort, le 25 septembre 1950. Zipf est presque entièrement inconnu du public français, en effet, aucun de ses ouvrages, pas même son œuvre maîtresse Human Behavior and the Principle of Least Effort, n'a été traduis en Français. Quant au Grand Larousse, il ignore complètement le linguiste et son œuvre. Malheureusement, seuls les linguistes et quelques théoriciens de l'information savent le rôle de pionnier qu'il a joué dans le domaine de la linguistique statistique. C'est en 1935 que parut le premier grand ouvrage de George Kingsley Zipf (Bully. 1969) : The Psycho-Biology of Language, an Introduction to Dynamic Philology, dont le titre indiquait sans équivoque que l'auteur n'entendait pas s'en tenir à la manière classique d'aborder les problèmes linguistiques.

Dans cette formule, a et α sont deux constantes positives. La valeur de la puissance α caractérise la loi puissance. Selon cette approximation, le produit rang-fréquence est constant et la fréquence des mots est inversement proportionnelle à leur rang.

Zipf a porté ses travaux originaux sur la langue anglaise écrite. Le premier ouvrage sur lequel a travaillé Zipf pour mettre en évidence sa loi est le roman « Ulysse » de James Joyce dont il a montré la validité de cette dernière; tandis que la loi de Zipf s'est révélée passablement valable pour le yiddish comme pour un certain nombre d'auteurs d'œuvres d'ancien ou de moyen allemand.

Nous allons présenter dans le tableau II.1 l'analyse d'Ulysse de James Joyce (Bully. 1969):

Tableau II.1 Résultat de l'analyse d'Ulysse de James Joyce par Zipf.

Rang	Fréquence	$f \times r = \text{constante}$
10	2 653	26 530
20	1 311	26 220
30	926	27 780
40	717	28 680
50	556	27 800
100	265	26 500
200	133	26 600
300	84	25 200
400	62	24 800
500	50	25 000
1 000	26	26 000
2 000	12	24 000
3 000	8	24 000
4 000	6	24 000
5 000	5	25 000
10 000	2	20 000
20 000	1	20 000
29 899	1	29 899

Ce tableau a été reproduit d'après Human Behavior and the Principle of least Effort: An Introduction to Human Ecology (Zipf. 1949).

Si nous observons le contenu du tableau, nous pouvons constater que la fréquence d'apparition ou d'emploi du second mot est la moitié de celle du premier mot, celle du troisième mot est le tiers du premier mot et ainsi de suite, la formule suivante est alors déduite :

$$r \times f = \text{constante} \quad (\text{II.5})$$

Où r est le rang et f est la fréquence.

La figure II.3 montre la représentation graphique dans un repère bi-logarithmique de la fréquence en fonction du rang des 298 000 mots de Ulysse de James Joyce (courbe A) et de 43 900 mots de journaux quotidiens (courbe B), la ligne droite C illustre la loi de Zipf.

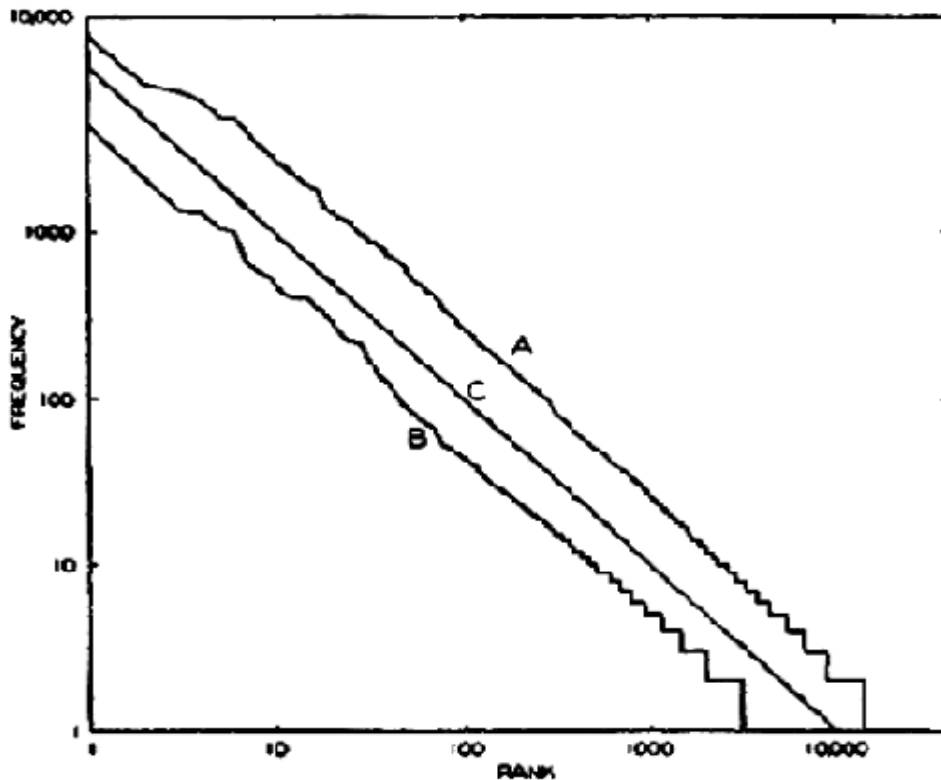


Figure II.3 La fréquence en fonction du rang des 298 000 mots d'Ulysse de James Joyce (courbe A) et de 43 900 mots de journaux quotidiens (courbe B), la ligne droite C illustre la loi de Zipf. Source [(Bully. 1969)]

Depuis les travaux originaux de Zipf, des répartitions de la fréquence des mots selon une loi puissance ont été observées par de nombreux auteurs dans diverses langues. Citons par exemple Miller (Miller et al. 1958) ou Dahl (Dahl. 1979) pour la langue anglaise, Lua (Lual. 1994)

pour le chinois, Billmeier (Billmeier. 1969) pour l'allemand et Kalinin (Kalinin. 1964) pour le russe. En effet, en variant les sujets, les auteurs et les langues, les courbes ont tendance à avoir la même allure. De ce fait, la variété, la probabilité ainsi que la distribution des mots sont presque identiques pour divers langues.

II.2.4. La loi de Zipf inverse

Une seconde loi puissance a été mise en évidence par Zipf suite à ses travaux sur la langue anglaise qui est nettement moins connue que la loi rang-fréquence, malgré sa découverte par Zipf dès 1935. Il s'agit de la loi de Zipf inverse.

La loi de Zipf décrit la répartition statistique des mots, en contre partie, la loi de Zipf inverse décrit la répartition statistique des fréquences des mots. En effet, d'après la loi de Zipf inverse, le nombre de mots distincts ayant une fréquence d'apparition donnée dans un texte suit une loi puissance (Caron. 2004). Le nombre $I(f)$ de mots apparaissant f fois dans le texte est exprimé par la formule suivante :

$$I(f) = Af^{-\gamma} \quad (\text{II.6})$$

Dans cette formule, A et γ sont des constantes.

Contrairement à la loi de Zipf qui s'intéresse aux mots les plus fréquents ; il convient de préciser que la loi de Zipf inverse met en évidence les mots dont la fréquence d'apparition dans le texte est faible. Trente ans plus tard, il a été reproché à Zipf d'être allé trop loin dans l'interprétation de ses résultats (Van de Walle et al. 2006). Deux principales objections ont été soulevées contre la loi de Zipf. La première fait valoir d'un point de vue mathématique que la loi de Zipf est une conséquence des propriétés des formules elles-mêmes, ce qui indique que tout texte généré aléatoirement produira la loi de Zipf (Herdan. 1960) (Li. 1992). Le deuxième groupe d'opposition est fondé sur l'argument que la loi de Zipf est linguistiquement superficielle et manque toutes les structures plus fine de la langue (Miller et al. 1963). Un débat sur l'exactitude de la loi de Zipf s'est produit, néanmoins, nombreuses écoles de linguistes continuent à travailler avec l'approche de Zipf de la langue comme un système d'auto-régulation dans leurs recherches. En effet, nous admettons, aujourd'hui, qu'en mettant l'accent sur le caractère stochastique des processus caractérisant les sciences sociales, qu'en multipliant lui-même les statistiques, les courbes ainsi que les graphiques, le linguiste américain G. K. Zipf a forgé un outil intéressant pour l'analyse des données dont les

recherches effectuées actuellement montrent l'indiscutable fécondité (Pinto et al. 2012). La loi de Zipf est susceptible d'être suivie dans divers phénomènes, nous évoquerons dans la section suivante les différents domaines d'application des lois de Zipf.

II.3. Les domaines d'application des lois de Zipf

II.3.1. La loi de Zipf et population des villes

Ce sont les travaux pionniers d'Auerbach (Auerbach et al. 1913), qui ont révélé que le produit de la taille de la population d'une ville par son rang dans une distribution semble être à peu près constant pour un territoire donné. Cette étude a apporté un nouvel intérêt pour l'étude de la distribution de la taille des villes par de nombreux chercheurs, notamment Zipf dans « National Unity and Disunity » qu'il a publié en 1941, puis dans « Human Behavior and the Principle of Least Effort », (Zipf. 1949). En effet, le phénomène a été observé en premier au Brésil, puis au Maroc et dans divers pays. Zipf affirme que si l'on classe les villes par ordre décroissant de population, la fonction de répartition de la population en fonction du rang de chaque ville dans la séquence suit une loi puissance. Ici, l'exposant de la loi puissance est proche de 1. En utilisant la base de données de Wickens, Zipf étudie, alors, la distribution rang taille de 256 villes australiennes de plus de 3000 habitants en 1921 (Zipf. 1949). D'après Zipf, si x est la variable associant à chaque ville sa population, la fonction densité de x suit bien une loi de Pareto comme indiqué sur la formule suivante (Schaffar. 2008):

$$f(x) = Cx^{-a} \quad (\text{II.7})$$

Où $f(x)dx$ désigne le nombre de villes ayant une population comprise entre x et $x+dx$, C est une constante présentant la taille relative à la plus grande ville du pays et a un degré d'hierarchisation. Donc, la fonction de répartition complémentaire qui sera associée à x est (Schaffar. 2008) :

$$\begin{aligned} F_{>}(x) &= \Pr(X > x) = \int_x^{\infty} f(t)dt = \int_x^{\infty} Ct^{-a} dt \\ &= Cx^{-a+1}/a - 1 \text{ avec } a > 1 \end{aligned} \quad (\text{II.8})$$

$\Pr(X > x)$ est la probabilité qu'une ville possède une population supérieure à x . Si nous rangeons les villes, selon leur taille, comme suit :

$x_1 > x_2 > x_3 > \dots > x_i > \dots > x_n$, en posant $r(x)$ le rang de la taille de la ville x , nous obtenons :

$$\Pr (X > x) = \frac{r(x)}{n} \quad (\text{II.9})$$

En prenant en considération la relation (II.8), nous pouvons déduire l'égalité suivante :

$$\frac{r(x)}{n} = \frac{c}{a-1} x^{-a+1} \text{ avec } a > 1 \quad (\text{II.10})$$

Si nous posons : $k = \frac{cn}{a-1}$ et $\beta = a-1$ (avec $\beta > 0$), nous obtenons (Schaffar. 2008) :

$$r(x) = k x^{-\beta} \quad (\text{II.11})$$

Où k présente un paramètre dépendant de la taille de la plus grande ville et β un coefficient de hiérarchisation, désignant le coefficient de Pareto. En effet, la relation linéaire entre les logarithmes de rang et de taille est associée à la version la plus connue de la loi rang taille stipulant que le rang d'une ville prise soit inversement proportionnel à sa taille (Schaffar. 2008) :

$$\ln r(x) = -\beta \ln x + \ln k \quad (\text{II.12})$$

Si β soit égal à 1, nous obtenons la loi de Zipf comme indiqué dans la figure II.4 suivante :

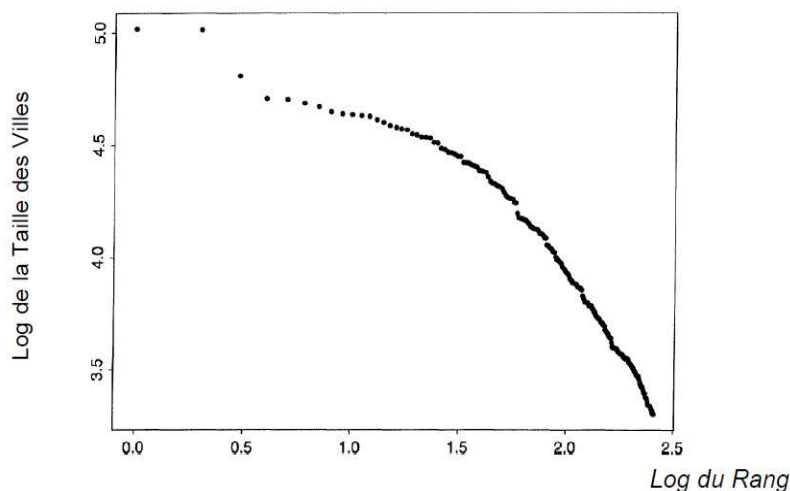


Figure II.4 La relation entre le logarithme du rang et le logarithme de taille des villes pour $\beta = 1$ (loi de Zipf). Source : [(Zipf. 1949)]

Gabaix (Gabaix. 1999a) (Gabaix. 1999b) a dérivé une explication statistique de la loi de Zipf pour les villes, en effet, il a constaté que si la croissance urbaine des divers régions d'un pays est différente mais d'une autre part, que dans chaque région la répartition de la population suit une loi puissance avec un exposant différent, donc, la répartition totale doit suivre une loi puissance.

Le modèle a été testé sur la population urbaine des Etats-Unis. La figure II.5 montre une représentation graphique de cette répartition. Nous pouvons constater que la distribution de la population suit une distribution en loi de Zipf.

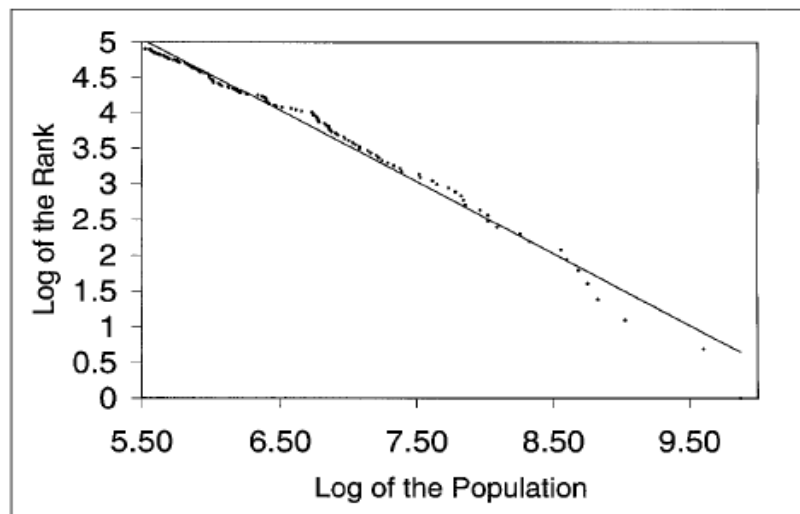


Figure II.5 Distribution de la population des principales villes aux USA. Source [(Gabaix. 1999b)]

En 2000, Overman et Ioannides (Overman et al. 2003) ont implémenté un test pour vérifier la validité de la loi de Zipf et ont, en effet, confirmé cette validité pour les villes des états unis, même si certaines variations étaient présentes dans la valeur des coefficients de Zipf au niveau de la taille des villes. Par la suite, nombreux chercheurs notamment Gabaix et Ioannides (Gabaix et al. 2004), Nishiyama et Osada (Nishiyama et al. 2004), Soo (Soo. 2005) comparent les résultats obtenus par différents estimateurs dans le but de déterminer le sens de leur biais et proposer une correction adéquate. Il n'y a pas, malheureusement, d'étude qui évoque une comparaison judicieuse des méthodes d'estimation connues. En effet, en 2005, les travaux de Soo (Soo. 2005) portaient sur un test de la validité de la loi de Zipf pour les villes de 73 pays, l'auteur a révélé que la loi de Zipf a été rejetée dans une proportion importante des 73 pays étudiés. Il a soutenu que l'économie politique pourrait être le principal facteur

influençant la distribution de la taille des villes. Nitsch (Nitsch. 2005) a considéré 515 estimations de l'exposant de Zipf à partir de 29 études de la distribution de la taille des villes. L'étude a porté sur un large éventail de différents territoires ainsi que périodes de temps. L'auteur a conclu que la loi de Pareto était un meilleur ajustement pour la distribution de la taille des villes plutôt que la loi de Zipf.

Dans la littérature récente sur la loi de Zipf, précisément, en 2008, Alexandra Schaffar (Schaffar. 2008) affirme que la loi de Zipf caractérise la distribution de la taille des villes en conditionnant, actuellement, toute tentative d'interprétation des mécanismes économiques qui régissent la formation et l'évolution des hiérarchies urbaines dans un pays. En 2010, Giesen et al. (Giesen et al. 2010) ont introduit la distribution en double Pareto log-normale pour modéliser la taille des villes. Les auteurs ont utilisé des données de huit pays et leurs résultats ont montré que la distribution en double Pareto log-normale était un bon moyen pour la modélisation des villes ayant diverses tailles. Les auteurs ont mentionné que cette loi puissance est compatible avec la loi de Zipf dans un grand nombre de villes, ce qui démontre l'indiscutable pertinence de la loi de Zipf dans la modélisation des distributions rang taille des villes, et que ces dernières obéissent bien à la loi de Zipf. En 2012, la répartition des grandes villes américaines a été analysée; résultant en 302 villes dans le rang. New York était la plus grande ville, avec 8.336.697 habitants (Tenreiro Machado et al. 2014). La figure II.6 suivante correspond au rang/fréquence graphique où nous constatons que la répartition de la taille des villes obéit clairement à une distribution en loi puissance.

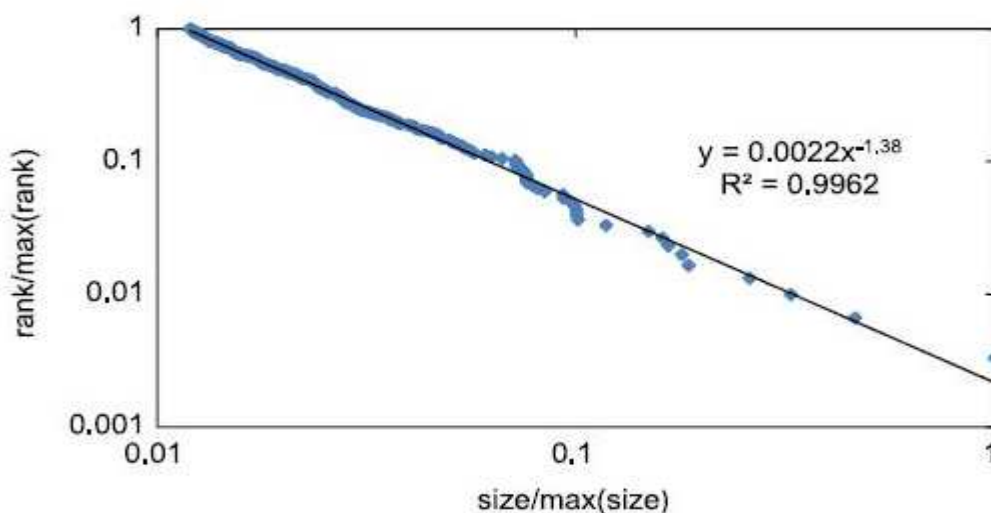


Figure II.6 Distribution des grandes villes américaines. Source [(Tenreiro Machado et al. 2014)]

Qualifiée jadis de mystère urbain par Krugman (Krugman. 1996), la loi de Zipf est devenu actuellement l'un des faits les plus frappants en économie, voir plus, en sciences sociales de façon générale (Gabaix et al. 2004).

II.3.2. La loi de Zipf et internet

Nombreux chercheurs ont observé l'existence de distribution en lois puissance sur Internet. Nous pouvons citer Glassmann (Glassman. 1994), Cunha et al (Cunha. 1995) et Breslau et al (Breslau. 1999).

En s'appuyant sur les propriétés de la loi de Zipf, Glassmann avait conçu un cache pour un relais sur le réseau. Au sein de ce cache, il y a eu le stockage des pages Web les plus fréquemment consultées dans le but de rendre leur chargement accéléré.

La mise en cache présente deux avantages : premièrement, puisque les demandes sont servies immédiatement du cache, le temps de réponse deviendra plus rapide que de contacter le serveur d'origine. Deuxièmement, la mise en cache va économiser la bande passante en éliminant les transferts redondants dans les liaisons Internet à distance.

Notons, que l'efficacité de la mise en cache dépend fortement sur l'existence de la loi de Zipf. La conception de ce cache a été basée sur des études effectuées sur le trafic existant. En effet, ces dernières ont montré que la fréquence des consultations des pages Internet obéit à une distribution en loi puissance et donc, peut être modélisée par la loi de Zipf.

Cunha et al (Cunha. 1995) ont analysé la stratégie dont les utilisateurs d'Internet explorent le Web. En effet, leur analyse a visé l'historique des pages consultées au sein d'une salle d'Internet d'une université. Les constatations faites par les auteurs étaient les suivantes : si l'on classe les pages internet par ordre décroissant de nombre de consultation, la fréquence de consultation des pages ordonnées par ordre décroissant dans une suite en fonction de leur rang obéissait à une loi puissance désignant la loi de Zipf. Une seconde constatation était faite par les auteurs, à savoir que, les pages HTML sont les plus fréquemment consultées, de ce fait, les utilisateurs d'Internet ont tendance à préférer les documents les plus petits. Cette constatation a permis d'appliquer la procédure de cacher les documents les plus petits en premier lieu dans les caches afin d'optimiser la conception de ces derniers d'une part et de satisfaire une grande partie des demandes des utilisateurs d'une autre part.

L'observation des distributions en loi de Zipf ont inspiré Breslau et al. (Breslau. 1999) pour la conception d'un cache où les requêtes sont réparties suivant la loi de Zipf. Par conséquent, le

pourcentage des pages désirées au sein du cache croit linéairement par rapport au logarithme de la taille du cache.

En 2000 Cockburn et McKenzie (Cockburn et al. 2000) présentent: *What do Web users do? An empirical analysis of Web use*. Les auteurs ont recueilli les données à partir des fichiers `history.dat` et `bookmark.html` du navigateur Netscape pour 70 utilisateurs tout au long de 4 mois (Octobre 1999 jusqu'à Janvier 2000). Les données collectées consistaient en la notation pour chaque page, de son URL, du nombre de visites avec les dates du premier et du dernier accès. Parmi les constatations faites par Cockburn et McKenzie, nous distinguons une croissance régulière des pages visitées dans le temps ainsi que l'observation d'un comportement de type loi de Zipf de la visite des pages, en effet, peu de pages sont visitées très régulièrement et beaucoup de pages sont visitées rarement, cela, par chaque utilisateur. En fait, généralement, les utilisateurs utilisent les raccourcis pointant vers les deux pages les plus visitées.

Dans (Adamic et al. 2002), les auteurs affirment que la loi de Zipf régit de nombreuses fonctionnalités de l'Internet. En effet, les observations de distributions de type loi de Zipf ont de fortes implications pour la conception et le fonctionnement de l'Internet. Citons l'exemple de la connectivité des routeurs d'Internet qui influence la solidité du réseau ainsi que la distribution en nombre de contacts de messagerie qui affecte la propagation du virus de messagerie.

La figure II.7 montre une série d'échelle des distributions en loi puissance dans les dimensions de sites Web en termes de nombre de pages qu'ils comportent, le nombre de liens qui est donné ou reçu d'autres sites et le nombre d'utilisateurs uniques visitant le site.

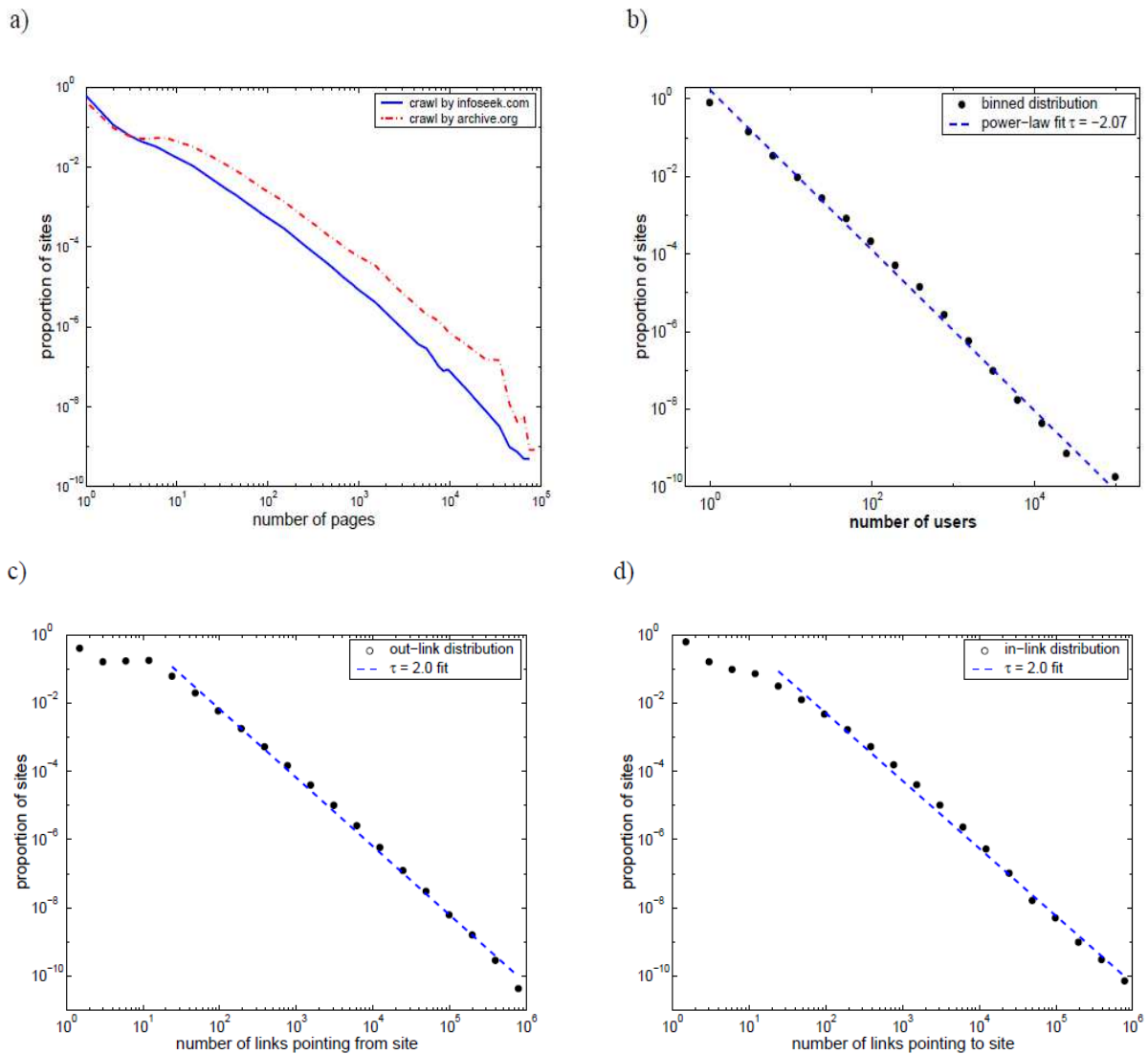


Figure II.7 Les distributions en loi puissance dans les dimensions de sites Web en terme de a) Nombres de pages qu'ils comportent, b) Nombre de visiteurs, c) Le nombre de liens qui est donné, et d) Le nombre de liens reçu d'autres sites, mesurées en 1997. Source [(Adamic et al. 2002)].

En 2004, Thomas Beauvisage (Beauvisage. 2004) a évoqué la sémantique des parcours des utilisateurs sur le Web, et a constaté suite à la manipulation des données de trafic que quelles que soient les variables que nous considérons, citons par exemple l'intensité de trafic ou les sites visités, les courbes de distribution obtenues présentent quasi-systématiquement des allures Zipfiennes.

Ces constats statistiques nous mènent d'ores et déjà à affirmer que la navigation nous conduit de plus en plus à l'exploration de nouveaux sites, par contre, à n'en revisiter que très peu

d'eux, en effet, si l'on consulte le corpus de pages et de sites visités de chaque internaute, nous distinguerons clairement les page et sites visités qu'une seule fois et ceux visités régulièrement.

Philippe Gambette (Gambette. 2006) a étudié le nombre de résultats Yahoo pour tous les nombres à 4 chiffres entre 1901 et 2006 comme démontré sur la figure II.8, et la loi de Zipf était bien vérifiée comme mentionné sur la figure. En effet le nombre de résultats $n(x)$ semble inversement proportionnel au nombre x recherché. Pour visualiser cela un peu mieux, on trace non pas la courbe de $n(x)$, mais celle de $1\ 000\ 000\ 000/n(x)$.

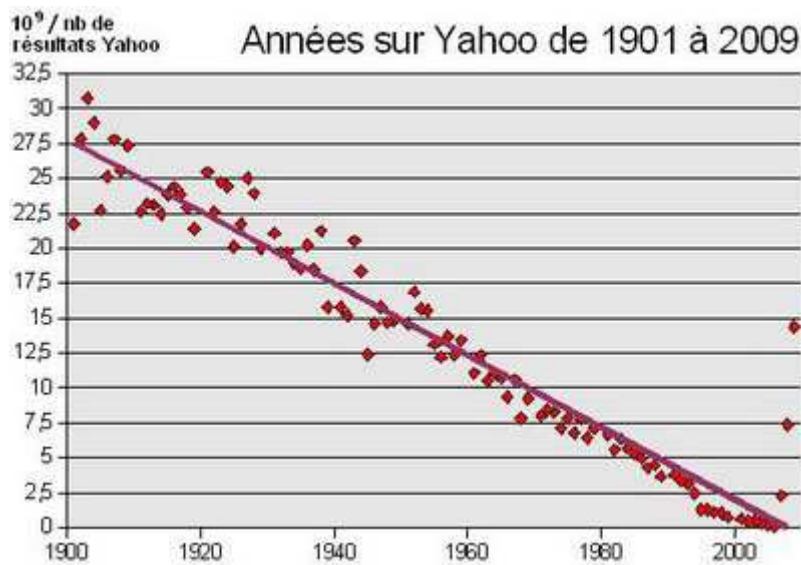


Figure II.8 Distribution suivant la loi de Zipf du nombre de résultats Yahoo pour les années de 1901 à 2009. Source [(Gambette, 2006)]

Nous pouvons remarquer que globalement, les points sont bien proches de cette droite, à part après 2006. Mais en zoomant un peu plus comme illustré sur la figure II.9, nous pouvons constater que le comportement diffère entre 1995 et 2006. C'est donc plutôt deux segments de droite qui semblent décrire le mieux les valeurs obtenues, entre 1901 et 2006.

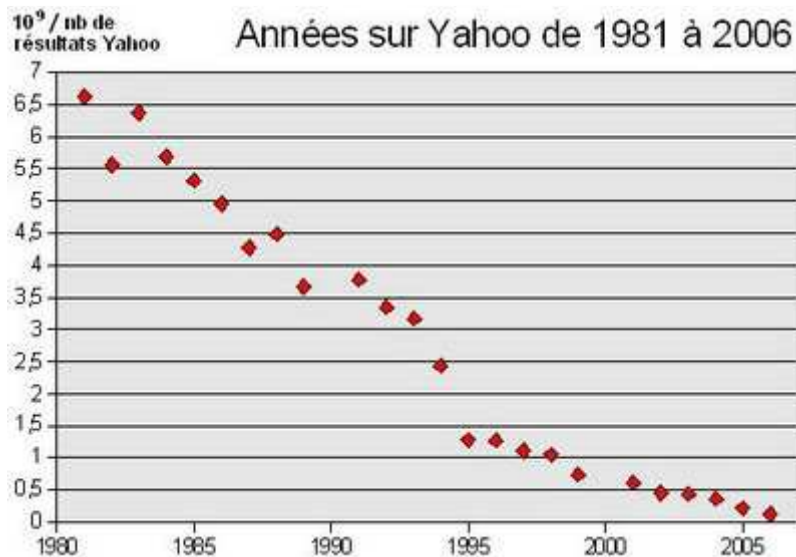


Figure II.9 Distribution suivant la loi de Zipf du nombre de résultats Yahoo pour les années de 1981 à 2006. Source [(Gambette. 2006)]

Nous nous attendions à visualiser plus clairement certaines "années clé", comme 1914, 1918, 1939, 1945... C'est en effet le cas pour 1945 que nous observons plus bas que prévu (étant plus cité sur le net que 1944 ou 1946).

L'utilité de cette remarque est qu'elle sert à évaluer la pertinence des résultats chiffrés des moteurs de recherche pour faire des statistiques. Il s'agira tout d'abord de déterminer expérimentalement quelle loi semble la plus correcte (par exemple : il y a forte corrélation entre $1/x$ et le nombre de pages sur internet contenant le nombre x pour x allant de 1901 à 1994, avec x non divisible par 10). Si ça semble effectivement être le cas sur tous les moteurs, le coefficient de corrélation trouvé permettrait d'évaluer la qualité du moteur pour une utilisation statistique.

Actuellement, la loi de Zipf gouverne toujours l'Internet. En Octobre 2013 (Tenreiro Machado et al. 2014), il a été prouvé que sur une liste de 500 domaines d'Internet, ayant Facebook.com comme le plus largement utilisé et Uchicago.edu comme le moins utilisé, avec 9.486.468 et 67. 628 les nombres de liens vers les domaines Facebook.com et Uchicago.edu respectivement. En effet, le nombre de lien vers les domaines suit toujours une distribution en loi de Zipf. Même constatation faite en Octobre 2013 aussi sur une liste de 500 pages d'Internet ayant wordpress.org comme la plus largement consultée et espn.go.com comme la moins consultée, avec 3.556.485 et 25 765 les nombres de liens vers les pages wordpress.org et espn.go.com respectivement.

Nous constatons que sur Internet, la loi de Zipf est une règle vu sa présence au niveau de routeurs transmettant les données d'un emplacement géographique à l'autre, dans le contenu du World Wide Web ainsi que dans la manière dont les internautes choisissent les sites Web qu'ils explorent. En effet, l'omniprésence de la loi de Zipf dans le World Wide Web a permis une meilleure compréhension des phénomènes de l'Internet où le Web peut être modélisé par un graphe, les pages du graphe sont les sommets et les liens hypertextes sont les arcs. Le nombre de liens entrants et sortants d'une page est distribué suivant une loi de Zipf.

II.3.3. La loi de Zipf dans l'étude des signaux sonores médicaux

Les perspectives très intéressantes offertes par les lois de Zipf ont amené Emmanuel Dellandréa (Dellandrea et al. 2002) à évaluer leur pertinence dans l'aide au diagnostic des pathologies liées au reflux gastro-oesophagien par la classification de signaux sonores médicaux, à savoir, des enregistrements sonores des bruits xiphoïdiens produits lors du passage d'un bolus baryté à travers le sphincter inférieur de l'oesophage. La première étape du processus consiste à coder les signaux sonores afin de les transformer en textes par une analogie entre les signaux sonores et les textes. En effet, pour la réalisation de cette tâche, une transformée en ondelettes a été calculée à divers positions dans le temps sur le signal sonore enregistré. Ensuite à chaque position τ , un profil est formé et codé pour la constitution d'un mot.

Ainsi un texte est obtenu qui est découpé en plusieurs sous-textes d'environ une seconde chacun dont l'enregistrement complet totalisant une vingtaine de secondes environ.

L'étape suivante était l'analyse des sous-textes par les lois de Zipf et Zipf inverse pour l'obtention d'un ensemble de descripteurs, citons: les entropies liées aux lois de Zipf et Zipf inverse, le nombre de mots distincts, le nombre total de mots, le nombre de mots dont la fréquence d'apparition est de 1, le nombre total d'occurrences différentes et la fréquence la plus élevée.

Donc chaque signal sonore a été caractérisé par un vecteur descripteur. Evidemment, une classification des signaux pour la détermination des classes auxquelles ces derniers ont la plus grande probabilité d'appartenir est réalisée.

De bons taux de classification des bruits xiphoïdiens ont été observé et pour divers codages, citons l'exemple de celui de l'ordre de 92,86% par l'utilisation du codage TSC1 : transformée en ondelettes continue. Nous pouvons constater que les primitives de Zipf sont bien adaptées à la caractérisation des signaux sonores médicaux.

Les distributions selon les lois puissance modélisent divers autres phénomènes réels de la vie, citons : la musique (Voss et al. 1975), la caractérisation des systèmes immunitaires (Burgos et al. 1996), la détection d'arnaque (Huang et al. 2008), les productions scientifiques (Perc. 2010), la croissance des réseaux sociaux (Zhang et al. 2011)...etc. Les lecteurs intéressés sont pointés vers des états de l'art (Pinto et al. 2012) (Tenreiro Machado et al. 2014) évoquant l'application de la loi de Zipf ainsi que d'autres lois puissances dans divers domaines.

II.4. Segmentation d'une région saillante dans les images par la loi de Zipf et de Zipf inverse

Les lois de Zipf (Zipf. 1949), ont été largement utilisées pour la modélisation de nombreux phénomènes naturels ainsi que d'autres phénomènes des sciences humaines. Ce n'est qu'en 2002 dans les travaux de Caron et al (Caron et al. 2002) que les lois de Zipf ont été utilisées pour modéliser des phénomènes bidimensionnels, à savoir les images.

Généralement, les modèles utilisés pour l'analyse d'une image sont des modèles linéaires, ils sont simples à calculer, en revanche, très limités, en effet, il est difficile de modéliser, avec précision, des phénomènes complexes comme l'image au moyen de simples modèles linéaires.

Par rapport à un modèle linéaire, un modèle en loi puissance présente l'avantage de posséder un degré de liberté supplémentaire consistant en l'exposant de la loi puissance. En effet, ce point fort d'une loi puissance justifie son efficacité ainsi que puissance dans la modélisation de phénomènes complexes qui ne pourraient être approximés avec une précision suffisante au moyen de modèles linéaires. Motivés par ces constatations, Caron et al (Caron et al. 2007) ont contribué les lois de puissances : Zipf et Zipf inverse à l'analyse d'image, ayant une structure assez complexe, pour la détermination d'une zone d'intérêt au sein de cette dernière.

L'analyse d'une image par les lois de Zipf consiste en la modélisation de la fréquence d'apparition des motifs dans les images selon des distributions en loi de puissance; par conséquent, ces modèles de lois puissance permettent de caractériser la complexité structurelle des textures dans les images. L'analyse des images par les lois de Zipf et Zipf inverse génèrent les courbes de Zipf et de Zipf inverse, seules, ces courbes ne fournissent aucune mesure de texture qui peut être utilisé comme descripteurs, en effet; l'information utile dans les courbes doit être extraite à travers un ensemble de descripteurs de texture représentant l'information sur la distribution spatiale des niveaux de gris au sein de l'image.

Ainsi, la technique d'analyse d'images basée sur les lois puissances : Zipf et Zipf inverse peut être considérée comme une alternative pertinente pour d'autres techniques d'analyse d'image purement statistiques ou purement linéaires. Malheureusement, elles ne sont pas encore aussi appliquées que l'on pourrait s'attendre compte tenu de leurs potentiels en analyse d'image.

II.4.1. Définition d'une région saillante

Une région saillante est une partie de l'image jugée "intéressante" pour l'analyse, ayant des descripteurs visuellement et structurellement distinctifs du "fond", représentant le reste de l'image et englobant les éléments les plus éloignés par rapport à un point d'observation. En effet, cette région de l'image intéresse particulièrement le regard humain en attirant son attention et se définit subjectivement par rapport à ce dernier.

Nous avons évoqué dans le premier chapitre les différentes techniques de segmentation des images, nous nous intéressons dans cette thèse à la technique de segmentation d'images par extraction d'une région saillante. Certaines méthodes de cette catégorie de segmentation d'image se sont basées sur la modélisation de la vision humaine de bas niveau, elles sont inspirées par la manière dont le système visuel humain fonctionne. En effet, l'attention visuelle est généralement inconsciemment motivée par de faibles niveaux de stimulation de la scène tels que le contraste, l'intensité et la texture. D'autres méthodes de saillance sont basées sur le calcul des caractéristiques structurelles de l'image comme les ondelettes.

Nous nous intéressons à une méthode perceptuelle basée sur l'analyse du contenu structurel des images par les lois puissances : Zipf et Zipf inverse, dont la région saillante détectée se distingue du fond de l'image par une caractéristique visuelle de bas niveau consistant en la texture.

La figure II.10 suivante illustre l'analyse du regard humain envers des images.



Figure II.10 Visualisation des directions superposées du regard humain. Sur la gauche deux exemples d'images, sur la droite, une visualisation du suivi du regard. Les zones noires correspondent aux lois puissance, les zones grises foncées et claires correspondent aux exponentielles et gaussiennes, respectivement. Tandis que les petits carrés blancs représentent la fixation humaine des points. Source [(Yanulevskaya. 2009)].

Nous pouvons constater que l'humain fixe rarement son regard aux régions présentant une distribution gaussienne, cependant, il préfère se concentrer sur les régions qui suivent des distributions exponentielles et beaucoup plus aux régions obéissants aux lois puissance.

Vu que les techniques de segmentation d'une région saillante dans une image tendent à simuler la manière dont le système visuel humain opère pour localiser les régions saillantes dans les images, alors, les lois puissances s'avèrent adéquate pour résoudre l'un des problèmes les plus difficiles en vision par ordinateur, à savoir la segmentation d'une région saillante dans les images.

II.4.2. Les lois de Zipf et de Zipf inverse pour l'analyse des images numériques

Ces modèles de lois puissance originaires de la linguistique se sont avérés efficace pour représenter la distribution des fréquences d'apparition des mots sous la forme d'une loi puissance. Cette distribution en loi puissance a été découverte en 1949 par Zipf (Zipf. 1949) dans les textes rédigés en anglais, par la suite, des distributions selon la loi de Zipf ont été observées dans toutes les langues naturelles. G. Pérot (Pérot. 1972), avec son intuition coutumière, a pensé que cette loi ne se vérifie pas uniquement aux messages linguistiques, mais également pour les messages iconiques (y compris les images) ; elle a conclu que dans les corpus analysés, le langage iconique vérifie la loi de Zipf, avec une précision meilleure que dans la linguistique.

- **La loi de Zipf**

La loi de Zipf est une loi empirique proposée par GK Zipf (Zipf. 1949). Elle peut être décrite comme suit: soit un ensemble topologiquement ordonné de n-uplets de symboles : $U_1, U_2 \dots U_m$. Si nous les trions suivant l'ordre décroissant de leur fréquences d'apparition notées : ($N_1(1), N_2(2), \dots, N_m(m)$) et que nous associons à chaque n-uplet son rang dans la séquence. La fréquence d'apparition $N_{\sigma(i)}$ du n-uplet U de rang i est donnée par (Caron et al. 2007):

$$N_{\sigma(i)} = k \cdot i^{-a} \quad (\text{II.13})$$

Où k et a sont des constantes.

- **La loi de Zipf inverse**

Cette loi s'intéresse à la fréquence d'apparition des n-uplets dans un ensemble topologiquement ordonnés de n-uplets de symboles, mais nous nous intéressons ici au nombre de n-uplets ayant la même fréquence d'apparition. Selon la loi de Zipf inverse introduite par GK Zipf (Zipf. 1949). Le nombre I de n-uplets ayant une fréquence d'apparition f est donné par (Caron et al. 2007):

$$I(f) = a \cdot f^{-b} \quad (\text{II.14})$$

Où a et b sont des constantes.

II.4.3. Analyse des images par les lois de Zipf et de Zipf inverse

- **Codage des motifs de l'image**

Une image est composée de nombreux pixels organisés dans le plan selon une matrice rectangulaire, ses coefficients consistent en les niveaux de gris des pixels de l'image qui sont codés sous la forme d'un entier entre 0 et 255.

Pour réaliser l'analyse des images par les lois de Zipf et de Zipf inverse, nous devons définir les n-uplets de symboles à dénombrer. En effet, dans le cas des images ils seront des motifs constitués de pixels adjacents de l'image centrés sur un pixel (Caron et al. 2007).

Le motif $M_{2k+1}(i,j)$ de taille $2k+1$ centré sur le pixel $v(i,j)$ est défini comme suit pour $k > 1$:

$$M_{2k+1} = \begin{cases} v(i-k, j-k) \dots \dots v(i-k, j+k) \\ \qquad \qquad \qquad v(i, j) \\ v(i+k, j-k) \dots \dots v(i+k, j+k) \end{cases}$$

Les niveaux de gris de l'image ne peuvent pas être utilisés directement. En effet, nous observerons un nombre de motifs différents trop grand pour que l'on puisse constater une distribution rang/fréquence suivant une loi puissance. Par conséquent, il est nécessaire de définir un codage pour les motifs de l'image dans le but de réduire le nombre de motifs distincts, de plus, le codage des niveaux de gris de l'image permettra d'éliminer l'influence des variations d'intensités des niveaux de gris des pixels.

- **Représentation graphique des lois de Zipf et de Zipf inverse**

- a) **Construction de la courbe de Zipf**

L'algorithme de construction de la courbe de Zipf pour une image (Caron et al. 2007) consiste à réaliser un balayage séquentiel de l'image avec un masque de capture de taille 3x3. Ensuite à coder les motifs par un codage qui convient aux propriétés de l'image que nous visons à mettre en évidence.

Nous comptons le nombre d'occurrences de chacun des motifs distincts dans l'image en rangeant dans un tableau tous les motifs rencontrés tout en associant la fréquence d'apparition relative à chaque motif.

Donc pour chaque motif rencontré, nous comparons ce motif courant aux restes des motifs présents dans le tableau, si nous trouvons qu'il est déjà présent, nous incrémentons sa fréquence d'apparition d'une unité. Dans le cas contraire, nous l'ajoutons au tableau en

mettant sa fréquence d'apparition à 1. Une fois l'image est balayée entièrement, nous trions les fréquences d'apparition des motifs selon un ordre décroissant.

La fréquence de chaque motif est tracée en fonction de son rang. Cette distribution en loi puissance peut être représentée dans un repère bi-logarithmique, consistant en la courbe de Zipf. Avec, en abscisse le rang R des motifs et en ordonnée leur fréquence d'apparition.

b) Construction de la courbe de Zipf inverse

L'algorithme de construction de la courbe de Zipf inverse (Caron et al. 2007) consiste à réaliser un balayage séquentiel de l'image avec un masque de capture de taille 3x3. Ensuite à coder les motifs par un codage qui convient aux propriétés de l'image que l'on cherche à mettre en évidence et à compter les motifs. Pour chaque valeur trouvée de la fréquence d'apparition, nous dénombrons les motifs différents ayant cette fréquence d'apparition.

Nous pouvons constater que la première phase de l'algorithme est la même que celle utilisée pour la construction de la courbe de Zipf, en effet, nous balayons l'image et nous comparons le motif courant aux motifs déjà rencontrés dans l'image et donc présents dans le tableau tout en rajoutons le motif dans le tableau s'il n'y est pas.

C'est au niveau de la seconde phase que l'algorithme de construction de la courbe de Zipf inverse diffère par rapport à celui de la construction de la courbe de Zipf, en effet, cette phase consiste à compter les motifs ayant la même fréquence d'apparition que la fréquence courante. Nous initialisons la fréquence cherchée à 1, ensuite nous parcourons séquentiellement le tableau des motifs pour compter les motifs ayant la même fréquence que la fréquence courante, puis, nous réitérons l'algorithme en incrémentant à chaque fois la fréquence d'une unité jusqu'à l'atteinte de la fréquence maximale.

Le nombre de motifs est tracé en fonction de leur fréquence d'apparition. Cette distribution en loi de puissance peut être représentée dans un repère bi-logarithmique, consistant en la courbe de Zipf inverse. Avec, en abscisse la fréquence des motifs et en ordonnée le nombre de motifs.

II.4.4. Étude des caractéristiques des courbes de Zipf et de Zipf inverse

Les figures II.12, II.13, II.14 et II.15 démontrent les caractéristiques des courbes de Zipf et de Zipf inverse pour des imageries qui appartiennent à la région saillante ainsi que les imageries qui appartiennent à l'arrière-plan de l'image de la figure II.11.

Comme il est indiqué sur les figures II.12, II.13, II.14 et II.15 les caractéristiques des courbes de Zipf et de Zipf inverse diffèrent en fonction du contenu structurel de l'image.

La figure II.12 présente les courbes de Zipf de deux imagettes (1) et (2) appartenant à la région saillante qui contient beaucoup de détails ainsi qu'une texture complexe, donc il n'y a pas un grand nombre de motifs homogènes et la fréquence d'apparition maximale dans les imagettes est seulement d'environ 0,8 et 0,6 respectivement. Cependant, la figure II.14 présente les courbes de Zipf de deux imagettes appartenant à l'arrière-plan uniforme (3) et (4) avec une texture homogène, donc nous remarquons un grand nombre de motifs homogènes dans les imagettes, d'où une grande fréquence maximale d'environ 1,53 et 1,50 respectivement.

La figure II.13 présente les courbes de Zipf inverse de deux imagettes (1) et (2) appartenant à la région saillante, le nombre de motifs ayant une faible fréquence d'apparition est très élevé, et donc la courbe de Zipf inverse a un grand nombre de motifs qui n'apparaissent qu'une seule fois, en effet, le nombre maximal de motifs rares est d'environ 2,30 et 2,28 respectivement. Au contraire, la figure II.15 présente les courbes de Zipf inverse de deux imagettes appartenant à l'arrière-plan uniforme (3) et (4) avec une texture homogène donc il n'y a pas un grand nombre de motifs qui n'apparaissent qu'une seule fois et le nombre maximal de motifs rares est seulement d'environ 0,48 et 1 respectivement.

Nous concluons que les caractéristiques des courbes de Zipf et de Zipf inverse présentent des différences notables selon la quantité de détails dans l'image. Vu qu'il est supposé que les régions saillantes contiennent plus de détails ainsi qu'une texture plus compliquée que le fond des images, donc les lois de Zipf et Zipf inverse sont efficaces pour la détection des régions saillantes au sein des images.

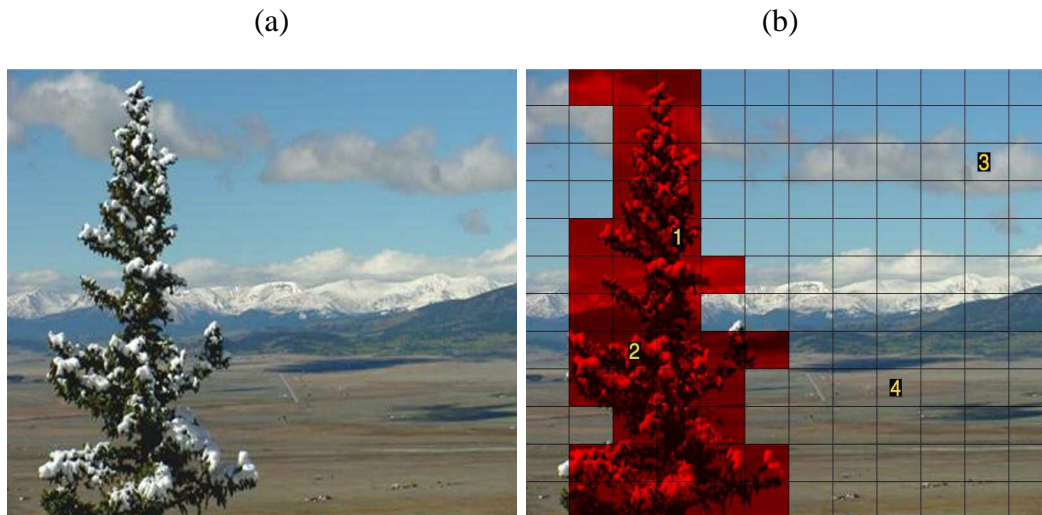


Figure II.11 Segmentation de la région saillante (b) de l'image (a) par la fusion des lois de Zipf et de Zipf inverse ainsi qu'une classification basée sur l'arbre de décision (J48) où la saillance élevée est indiquée par des valeurs rouges

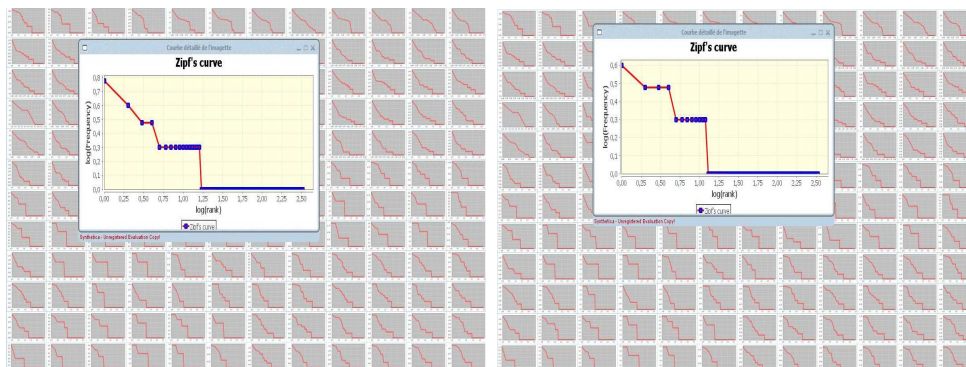


Figure II.12 Les courbes de Zipf des imagettes appartenant à la région saillante de l'image de la figure II.11 : sur la main gauche, celle de l'imagette (1) et sur la main droite celle de l'imagette (2)

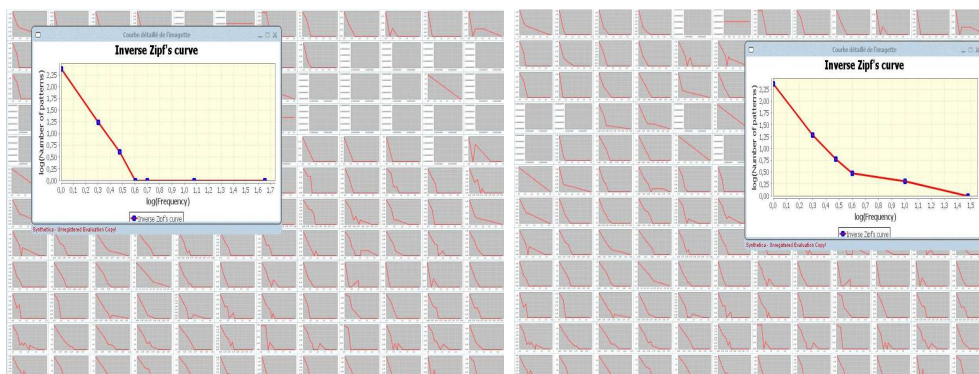


Figure II.13 Les courbes de Zipf inverse des imagettes appartenant à la région saillante de l'image de la figure II.11 : sur la main gauche, celle de l'imagette (1) et sur la main droite celle de l'imagette (2)

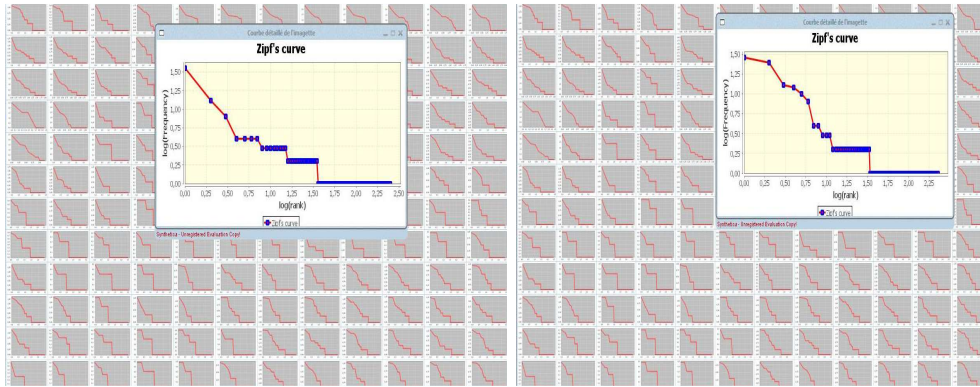


Figure II.14 Les courbes de Zipf des imgettes appartenant au fond de l’image de la figure II.11: sur la main gauche, celle de l’imgette (3) et sur la main droite celle de l’imgette (4)

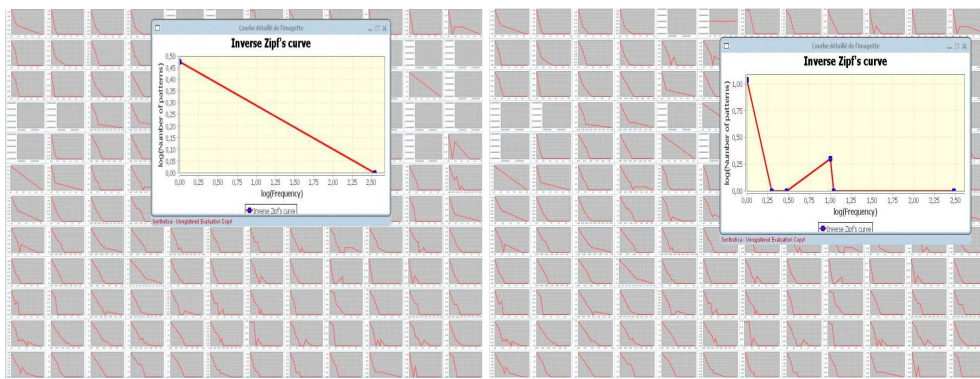


Figure II.15 Les courbes de Zipf inverse des imgettes appartenant au fond de l’image de la figure II.11: sur la main gauche, celle de l’imgette (3) et sur la main droite celle de l’imgette (4)

II.4.5. Méthodologie de segmentation d’une région saillante par les lois de Zipf et de Zipf inverse

Dans (Caron et al. 2007), les auteurs ont appliqué aux images un modèle statistique couramment utilisé en analyse de texte : les lois de Zipf et de Zipf inverse. En effet, les lois de Zipf et de Zipf inverse sont des lois empiriques modélisant la complexité structurelle de l’image à travers l’analyse de la répartition statistique des fréquences d’apparition de ses motifs, par conséquent, elles permettent l’analyse de la texture au sein de l’image.

De ce fait, le principe d’analyse d’image par les lois puissances de Zipf et Zipf inverse consiste à représenter les statistiques effectuées sur les motifs de l’image selon une distribution en lois puissance.

La méthode de segmentation d'une région saillante par les lois puissance appartient à la catégorie de segmentation de la texture à base de modèles, en effet, nous nous basons sur la construction d'un modèle d'image permettant la description d'une texture au sein de cette dernière. Les Champs de Markov ainsi que les fractales sont les deux méthodes les plus largement utilisées dans cette catégorie.

Notre approche est basée sur la modélisation de la vision humaine de bas niveau, en effet, les méthodes simulant la vision humaine ont tendance à dresser des cartes de saillance pour chacune des régions de l'image. De ce fait, les lois puissance effectuent une analyse locale du contenu de l'image suivie d'une analyse globale des résultats locaux obtenus ; ensuite la région saillante dans une image est segmentée en attribuant des scores élevés de saillance aux régions fortement texturées. Le processus de segmentation d'une région saillante consiste en les étapes suivantes (Caron et al. 2007) :

- Dans la première étape, nous effectuons un découpage de l'image en 12x12 imagettes. Les lois de Zipf permettent la caractérisation de la complexité structurelle des textures dans l'image, mais ne donnent aucune information sur la position spatiale d'une région saillante, donc, nous procédons par la segmentation de l'image en imagettes dans le but de révéler une information locale intéressante. En effet, la taille en pixel d'une image est $n \times m$ pixels; si nous prenons par exemple une image de 1093x642 pixels, nous divisons 1093 sur 12 segments ainsi que 642 sur 12 segments et nous utilisons la valeur entière du résultat de la division pour la taille de pixel des imagettes lors du découpage en imagettes. Ainsi, nous obtenons des imagettes de 91x53 pixels. Chaque imagette sera analysée par les lois de Zipf ou de Zipf inverse afin de déterminer celles qui composent la région saillante. Nous avons mené diverses expérimentations pour le découpage des images en imagettes : un découpage en 32x32 imagettes va générer des imagettes trop petites avec un nombre insuffisant de motifs pour représenter la distribution statistique des motifs des images selon une distribution en lois puissance. En effet, le nombre de pixels doit être assez grand du moment que nous considérons une approche statistique. D'autre part, un découpage d'images en 8x8 imagettes génère des imagettes trop grandes contenant plusieurs détails, faisant que ce découpage ne permet pas une détermination précise de la région saillante. Un découpage en 12x12 imagettes est le plus optimal pour le découpage d'une image en imagettes (Caron et al. 2007). Donc, le choix du nombre d'imagettes devient un compromis entre deux exigences contradictoires: les imagettes doivent être suffisamment grandes pour présenter des distributions statistiquement significatives des motifs, cependant, les

imassettes doivent être également suffisamment petite pour permettre une détermination précise de la région d'intérêt.

- La seconde étape consiste en le codage de l'image. En effet, pour effectuer l'analyse des images par les lois de Zipf et de Zipf inverse, nous devons définir les m-uplets de symboles dont nous comptons la fréquence d'apparition. Nous travaillons avec des motifs définis comme des blocs de 3x3 pixels adjacents. Si nous utilisons directement les niveaux de gris de l'image, le nombre possible de motifs différents serait trop grand pour que la répartition statistique des fréquences soit significative. Ainsi, il est nécessaire de définir un codage des motifs de l'image réduisant le nombre des motifs distincts et qui permet l'apparition d'un motif plusieurs fois dans l'image.
- La troisième étape consiste en la réalisation de la représentation graphique des lois de Zipf ou de Zipf inverse. En effet, pour chaque imassettes, nous traçons les courbes de Zipf et de Zipf inverse.
- La quatrième étape consiste en une classification des imassettes représentées par des points dans un espace multidimensionnel de descripteurs, en fonction des caractéristiques des courbes de Zipf ou de Zipf inverse correspondantes, pour la séparation des points distincts représentant les régions saillantes des points représentant le fond. Cette classification est basée sur les descripteurs de texture extraits à partir des courbes de Zipf ou de Zipf inverse construites pour chaque imassette de l'image.

Les auteurs ont rapporté que les lois de Zipf et de Zipf inverse peuvent être appliquées aux images pour l'extraction d'une région saillante, cependant, ils ont mentionné que la méthode basée sur la loi de Zipf ne donne pas de bons résultats de détection sur plusieurs images, en effet, la région détectée ne correspond que partiellement à la vraie région saillante dans l'image. D'une autre part, la loi de Zipf inverse produit de meilleurs résultats que ceux donnés par la loi de Zipf mais avec des régions d'intérêt plus grandes que prévu.

En outre, une fusion de tous les descripteurs texturaux que nous extrayons à partir des courbes de Zipf et de Zipf inverse a été proposée dans nos travaux précédents (Hamoud et al. 2011) (Hamoud et al. 2011a) (Hamoud et al. 2011b) afin d'améliorer les résultats obtenus par la loi de Zipf inverse ou la loi de Zipf appliquées individuellement.

II.5. Conclusion

Des distributions statistiques en loi puissance du type de la loi de Zipf et la loi de Zipf inverse ont été observées dans divers domaines tant au niveau des phénomènes naturels que ceux des sciences humaines. En effet, nous avons résumé les résultats trouvés dans la littérature étendue, sur l'application des lois de Zipf dans les divers phénomènes de la vie.

Nous pouvons constater que ces lois représentent un outil très intéressant pour l'analyse des données, elles permettent non seulement une modélisation simple de divers observations mais aussi de produire une description paramétrique dévoilant les complexes relations entre les observations. Toute fois, il est à noter que l'analyse des données par les lois de Zipf et de Zipf inverse doit être accompagnée par une validation analytique ainsi qu'un contrôle rigoureux.

Les lois de Zipf et de Zipf inverse ont été largement employées dans la linguistique, l'économie, la démographie, la biologie, la musique, l'Internet ou l'étude des signaux sonores médicaux. En revanche, le traitement d'image demeure un domaine où jusqu'à présent les lois de Zipf et de Zipf inverse n'avaient pas fait l'objet de grandes applications malgré leur adéquation à l'analyse de la structure complexe que présente l'image numérique, spécialement, dans le domaine de l'imagerie médicale où ces lois pourraient être un outil efficace pour l'aide au diagnostic médical du cancer du sein par exemple ; c'est ce que nous démontrerons dans la deuxième partie de cette thèse. A présent, nous allons démontrer dans le chapitre suivant comment le diagnostic médical du cancer du sein assisté par ordinateur à travers l'analyse automatique de la mammographie, améliore les performances des radiologues en leur offrant un deuxième avis l'aidant à élaborer un diagnostic final des cas analysés.

Chapitre III. Aide au diagnostic médical du cancer du sein assisté par ordinateur

III.1. Introduction

Le cancer du sein devient de plus en plus la principale forme de cancer chez les femmes dans le monde, en effet, il n'y a pas de moyens efficaces pour prévenir cette maladie à l'heure actuelle, donc, le dépistage précoce et la détection tout en développant de nouveaux traitements présentent la clé pour améliorer le pronostic de cette pathologie, par conséquent, réduire les taux de mortalité associés. La mammographie demeure l'examen d'imagerie de première intention en but de réaliser le dépistage du cancer du sein, en outre, elle est aussi utilisée pour le diagnostic du cancer du sein chez les personnes ayant des symptômes. Cependant, il a été démontré que la mammographie ne révèle qu'environ 75% (Mitnick. 2005) des cancers du sein, de ce fait, le développement de nouvelles technologies pour le dépistage est en ordre.

La plupart des programmes de dépistages internationaux utilisent une double lecture pour interpréter les examens de la mammographie. En effet, une double lecture peut être effectuée selon divers façons : les deux lecteurs peuvent interpréter les films ensemble ou indépendamment ; tout en considérant l'examen positif si l'un des deux lecteurs constate une anomalie, un consensus des deux lecteurs pourrait être nécessaire en cas des désaccords d'interprétation, ou un troisième lecteur pourrait être amené à donner le diagnostic final en cas de désaccord. L'utilisation d'une double lecture pour l'interprétation des mammographies peut détecter plus de 15% des cancers du sein dont l'interprétation se fait par un seul radiologue (Grower-Thomas. 2009). En effet, si un radiologue manque la détection d'un cancer, le deuxième radiologue pourra le détecter. Cependant, le fait que chaque mammographie est lue par deux radiologues rend la double lecture inefficace d'un point de vue pratique car la productivité des radiologues est réduite.

Comme une alternative à la double lecture par deux radiologues, le diagnostic assisté par ordinateur, dans lequel un ordinateur agit comme le second lecteur a été proposé. En effet, Le traitement d'image considérant les mammographies numériques est un domaine de recherche actif. L'objectif du diagnostic assisté par ordinateur est la considération d'une analyse informatisée de la mammographie par le radiologue dans sa prise de décision. En effet, les approches informatisées ont tendance à optimiser le contraste au sein des mammographies pour faciliter la détection des tumeurs ainsi que leur classification en termes de malignité ou bénignité.

III.2. Le cancer du sein

Le taux du cancer du sein augmente de plus en plus, en devenant le principal cancer touchant les femmes à travers le monde, en effet, il n'y a pas de moyens efficaces pour prévenir cette maladie à l'heure actuelle en raison de sa cause inconnue. En outre, le cancer du sein est la deuxième cause de mortalité par cancer chez les femmes, dépassé seulement par le cancer des poumons (Griff et al. 2002) (Pruthi et al. 2004). La société Américaine du Cancer du sein a annoncé 192 200 nouveaux cas de cancer invasif du sein qui ont été diagnostiqués chez les femmes en 2001 avec 40 200 décès (Griff et al. 2002).

Approximativement, une femme sur dix peut développer un cancer du sein au cours de sa vie. Les statistiques faites par GLOBOCAN en 2008 (Ferlay et al. 2008) indiquent que cette maladie correspond à 23% des nouveaux cas de cancer déclarés. En Afrique du Nord (Maroc, Algérie, Tunisie, Libye et Egypte), le taux d'incidence du cancer du sein par tranche de 100 000 femmes était de 23,5 en Algérie en 2002 (Najjari et al. 2010), qui a considérablement augmenté par rapport à la période entre 1990 et 1993, lorsque le taux était de 9,5 (Nagi El Saghir et al. 2007). Ce dernier était de 19,6 et 22,5 en Tunisie et au Maroc respectivement, 23,4 et 24,2 en Libye et en Egypte en 2002 (Najjari et al. 2010). L'incidence du cancer du sein est en augmentation rapide, en effet, en 2008 (Ferlay et al. 2008), le taux d'incidence par 100 000 femmes était de 36,5 au Maroc, 28,6 en Algérie, 30,3 en Tunisie, 23,1 en Libye et 37,3 en Egypte. En 2010, l'incidence a considérablement augmenté à 44,9 en Algérie (World Cancer Day. 2011). En 2012 (Ferlay et al. 2013), 6,3 millions de femmes vivaient avec un cancer du sein diagnostiqué de l'année 2008 à l'année 2012. Depuis les dernières estimations faites pour l'année 2008, l'incidence a augmenté de plus de 20%, et la mortalité de 14%. Le cancer du sein est devenu la cause la plus fréquente de décès par cancer chez les femmes (522 000 décès) au cours des cinq années précédentes et le cancer le plus fréquemment diagnostiqué chez les femmes dans 140 des 184 pays couverts par GLOBOCAN dans le monde. En effet, Il représente maintenant un cancer sur quatre chez les femmes.

La variabilité des taux d'incidence du cancer du sein selon la situation géographique des différents pays est bien connue ; le taux le plus élevé de l'incidence est localisé plus souvent dans les pays occidentaux et industrialisés, où le niveau de vie est le plus élevé, en contre partie, le plus faible taux de l'incidence est en Asie, Amérique latine et en Afrique. Cette variabilité est corrélée à la différence dans l'alimentation, en particulier la consommation de graisses.

III.3. Les facteurs favorisant le cancer du sein

Nous citons divers facteurs favorisant le cancer du sein (Griff et al. 2002) :

III.3.1. Facteurs démographiques

Le sexe féminin et l'âge sont des facteurs de risque les plus importants pour l'apparition du cancer du sein. Le cancer du sein survient presque toujours chez les femmes. En effet, les cancers masculins du sein sont rares, représentant moins de 1% de tous les cancers du sein qui fut diagnostiqués entre 60 et 70 ans (Weinstein. 2011). Avec l'augmentation de l'âge, l'incidence de cette maladie augmente également de façon spectaculaire; chez les femmes à 40 ans, il se produit dans 80 parmi 100 000, et chez les femmes à 60 ans, l'incidence est de 240 parmi 100 000. La maladie est plus fréquente chez les Blancs que chez les Noirs, et les femmes de statut socioéconomique élevé semblent être plus à risque.

III.3.2. Avoir déjà subi le cancer du sein

Un antécédent de cancer du sein augmente le risque de développer un second cancer du sein à 1% par an, il y a aussi un risque de 1% par an pour développer un cancer nouveau ou récurrent dans le sein traité. La présence d'autres cancers, comme le cancer de l'ovaire ou de l'endomètre, augmentent à leur tour le risque de développer un cancer du sein.

III.3.3. Les antécédents familiaux

Les antécédents familiaux du cancer du sein chez un parent du premier degré (mère, sœur ou fille) augmentent le risque de développer le cancer du sein deux à triple fois.

III.3.4. La situation géographique

La variabilité du taux d'incidence du cancer du sein entre les différents pays est bien connue; le taux le plus élevé est dans les pays occidentaux et industrialisés, où le niveau de vie est le plus élevé, et le taux le plus faible est en Asie, en Amérique latine et en Afrique. Cette variabilité est corrélée avec la différence dans le régime alimentaire, en particulier l'apport de matières grasses, mais un rôle de causalité directe n'a pas été définitivement reconnu.

De nombreux facteurs favorisant le cancer du sein sont à l'étude, entre autre, l'exposition à des produits chimiques, la consommation d'alcool et l'inactivité physique.

III.4. Les stades du cancer du sein

Le stade du cancer du sein consiste en l'étude, durant le diagnostic, de l'étendue de la maladie. En effet, le médecin a besoin de déterminer le stade du cancer afin de prescrire un traitement. Pour la détermination de la stadification du cancer du sein, les médecins se basent sur trois critères : la taille et l'infiltration de la tumeur, l'atteinte ou non des ganglions lymphatiques et la présence ou l'absence de métastases.

Les différents stades du cancer du sein sont (Merouani. 1999):

- **Stade 0 :**

Les cancers du sein précoces ou carcinomes in situ présentent 15% à 20% des cancers du sein ; les cellules cancéreuses sont localisées seulement dans la membrane d'un canal galactophore (carcinome canalaire in situ), ou dans la membrane d'un lobule (carcinome lobulaire in situ).

Il est à noter que le carcinome lobulaire in situ ne présente pas un cancer, en effet, dans la classification, il est appelé un cancer in situ, carcinome in situ ou bien un cancer du sein au stade 0. Parfois, les médecins découvrent le carcinome lobulaire in situ par une biopsie qui a été programmée pour une autre anomalie constaté sur la mammographie. Les patientes atteintes du carcinome lobulaire in situ ont 25% de chances de développer un cancer du sein au cours des 25 années qui suivent.

Stade 1 :

Le cancer est une tumeur de petite taille ne dépassant pas 2 centimètres et le cancer ne s'est pas propagé à l'extérieur du sein et donc nous ne distinguons pas l'implication des ganglions lymphatiques.

Stade 2:

Il consiste en l'une des situations suivantes :

- La taille de la tumeur n'est pas plus grande que 2 centimètre mais s'est propagé aux ganglions lymphatiques sous le bras (les ganglions lymphatiques axillaires).
- Le cancer est compris entre 2 et 5 centimètres. Le cancer peut ou non s'être propagé aux ganglions lymphatiques sous le bras.
- Le cancer est de plus de 5 centimètres, mais ne s'est pas propagé aux ganglions lymphatiques sous le bras.

Stade 3 :

Le stade 3 est divisé en stades 3A et 3B.

Le stade 3A consiste en l'une des situations suivantes:

- Le cancer est inférieure à 5 centimètres et s'est propagé aux ganglions lymphatiques sous le bras et les ganglions lymphatiques sont attachés les uns aux autres ou à d'autres structures.
- Le cancer est de plus de 5 centimètres et s'est propagé aux ganglions lymphatiques sous le bras.

Le stade 3B consiste en l'une des situations suivantes:

- Le cancer s'est propagé aux tissus près du sein (la peau ou la paroi thoracique, y compris les côtes et les muscles de la poitrine).
- Le cancer s'est propagé aux ganglions lymphatiques à l'intérieur de la paroi thoracique au long de l'os du sein.

Stade 4 :

Le cancer s'est propagé à d'autres organes du corps, le plus souvent les os, les poumons, le foie ou le cerveau. En variante, la tumeur s'est propagée localement sur la peau et les ganglions lymphatiques dans le cou.

La figure III.1 présente la stadification anatomique du cancer du sein en images.

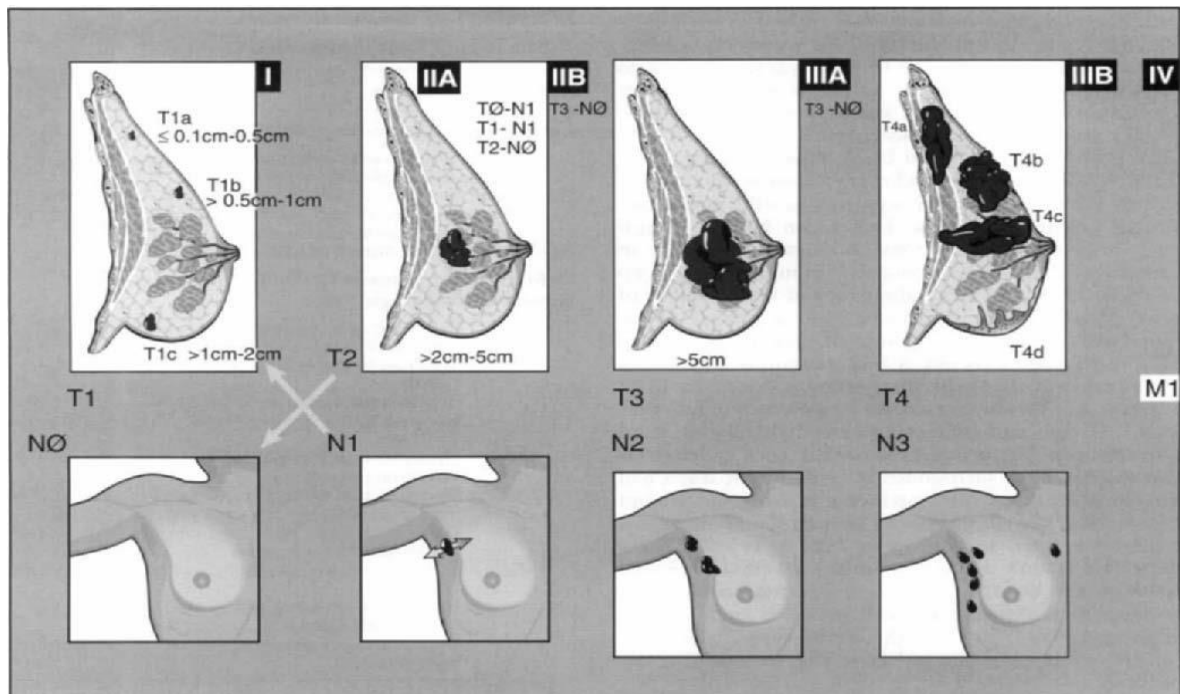


Figure III.1 Stadification anatomique du cancer du sein. Source [(Griff et al. 2002)]

III.5. Le dépistage du cancer du sein

Le dépistage (Zivian. 2008) est le test systématique de personnes asymptomatiques de maladie préclinique. L'objectif est de détecter des signes du cancer du sein avant qu'il n'y ait aucune preuve de la maladie (par exemple, une masse palpable) et de prévenir ou de retarder le développement de la maladie grâce à la détection précoce et le traitement. La mammographie assistée par ordinateurs est reconnue comme la méthode la plus efficace du dépistage du cancer du sein, en effet, la population soumise au dépistage présente des chances de diminuer la probabilité de décès par cette maladie si la tumeur n'est pas développée quand elle est diagnostiquée. Le dépistage systématique pour les femmes à risque normal est effectué annuellement à partir de l'âge de 40 ans. L'efficacité de la mammographie dans cette situation a été démontrée dans des essais de dépistage multiples qui ont été menés depuis le milieu des années 1960 (Griff et al. 2002).

III.5.1. La mammographie

Le premier rapport de la mammographie était effectué par Salomon en 1913 mais il a fallu attendre les années 1960 pour qu'il prenne une place dans la gestion du cancer du sein. En effet, la première technique reproductible pour la réalisation de l'imagerie radiographique du sein (Mitnick. 2005) (Grower-Thomas. 2009) a été décrite par Egan en 1960 ; son rapport de 53 cas de tumeurs malignes cliniquement détectées par la mammographie en 2000, a généré la suggestion de la mammographie pour le dépistage du cancer du sein chez les femmes ayant ses asymptomatiques. Le prototype d'unités de rayon X, dédiées à la mammographie ont été produites en France en 1965. En effet, le dispositif de compression intégré fournit des images plus détaillées avec un meilleur contraste et un rayonnement plus faible. L'écran initial qui a été développé pour une utilisation dans la génération des mammographies était en 1970. En 1989, la société Xerox interrompu la production de ses unités de xeromammography en raison de la baisse d'intérêt. Depuis lors, l'obtention de l'imagerie optimale était suite à la combinaison écran-film, plus récemment, en 1996 (Mitnick. 2005), le prototype de la mammographie numérique a eu lieu et a été approuvé par US Food and Drug Administration (FDA) en 2000. Le film fluorescent et l'écran utilisé avec la mammographie standard sont remplacés par un détecteur numérique. Ce détecteur enregistre les rayons X sous forme de signaux électriques qui sont ensuite convertis en une information numérique. Les détecteurs numériques ont une plus grande latitude ainsi qu'une plus grande résolution de contraste. Les

mammographies numériques peuvent être interprétées à partir d'un poste de travail informatique plutôt qu'un film. Sur certains sites, le film est toujours imprimé en raison d'une plus grande facilité à effectuer des comparaisons avec des examens de film précédemment effectués. La mammographie numérique est particulièrement fructueuse pour l'imagerie des femmes aux seins denses pour l'évaluation des microcalcifications subtiles. La figure III.2 présente un appareil de génération des mammographies.

L'aisselle est à la face supérieure de l'image, et le sillon sous-mammaire doit être présent au plus bas. Le point de vue de cranio-caudale visualise de manière optimale la face interne du sein, et dans de nombreuses mammographies, il montre le muscle pectoral à la face postérieure du film.

Nous mentionnons sur la figure III.3 le positionnement correct d'une patiente pour la vue oblique médio-latérale de la mammographie.



Figure III.2 Appareil de génération des mammographies. Source [(Grower-Thomas. 2009)]



Figure III.3 Le positionnement correct de la patiente pour la vue oblique médio-latérale.
Source : [(Mitnick. 2005)]

III.5.2. Les caractéristiques mammographiques du cancer du sein

La mammographie n'offre pas généralement le diagnostic du cancer du sein au médecin (Griff et al. 2002), en revanche, elle présente des résultats qui sont assez suspicion de cancer. En effet, pour la réalisation du diagnostic final, nous suggérons un bilan supplémentaire, y compris une biopsie.

Les caractéristiques mammographiques du cancer du sein peuvent être évaluées en termes de signes primaires de la tumeur ainsi que des signes secondaires qui se développent à cause du cancer.

Les signes primaires sont ceux formés par le cancer lui-même et comprennent une masse, des calcifications, ou les deux à la fois. Si nous évaluons les tumeurs du sein, nous pouvons constater que les caractéristiques de l'augmentation de l'irrégularité de la tumeur sont de plus en plus suspectes pour le carcinome. Ces caractéristiques affirment que la croissance cellulaire dans la tumeur fut incontrôlée où nous observons quelques zones ayant une croissance plus rapide que d'autres. Les caractéristiques des bords irréguliers ou flous affirment que la tumeur est en train d'envahir les tissus environnants.

En contre partie, une tumeur qui semble ronde ou ovale avec des frontières bien définies présente un kyste ou une tumeur bénigne solide avec une duplication cellulaire contrôlée et sans invasion des tissus environnants.

Nous devons citer les tumeurs multiples dans le sein qui sont toutes d'un même modèle présentant un procédé bénin, sauf dans le cas où le motif de ces tumeurs soit évidemment malin. D'une autre part, nous devons noter, que sur une mammographie, il n'y a pas des

modèles qui garantissent que la lésion est bénigne ou maligne. Citons un exemple des tumeurs grossièrement spiculées qui peuvent être causées par la cicatrice chirurgicale ou la cicatrice radiale.

Les signes secondaires comprennent une rétraction du mamelon, un épaissement de la peau qui est au-dessus de la masse tumorale, les distorsions architecturales, une veine de drainage de premier plan résultante de la masse tumorale, l'épaississement des ligaments de Cooper, consistant en un tissu fibreux qui relie le parenchyme mammaire à la peau recouvrant la tumeur et l'élargissement des ganglions axillaires.

Ces signes mammographiques secondaires représentent généralement un stade localement avancé du cancer du sein.

III.5.3. Les avantages de la mammographie numérique

Les améliorations des techniques générant la mammographie ont permis la forte proportion actuelle des cancers du sein détectés comme un carcinome canalaire in situ (DCIS), consistant en une tumeur de moins de 1 cm de diamètre et sans la production de métastases ganglionnaires.

Les avantages du dépistage par la mammographie ont été évoqués pour la première fois dans l'étude précoce de Shapiro et ses collègues, en effet, ils ont participé à l'Assurance-santé de Grand New York : Health Insurance Plan (HIP) et ont démontré que les femmes âgées de 50 ans, ayant subies un dépistage par la mammographie, ont eu des cancers significativement plus faible. Par conséquent, une amélioration de la survie par rapport aux femmes qui n'ont pas eu de dépistage par la mammographie.

De plus, une étude canadienne (Miller et al. 2013) a démontrée une réduction de 20% de la mortalité par cancer du sein par rapport à l'absence du dépistage.

L'efficacité de la mammographie pour le dépistage du cancer du sein chez les jeunes femmes a été présentée pour la première fois dans le projet de démonstration de la détection du cancer du sein : Breast Cancer Detection Demonstration Project (BCDDP), dans lequel 35% des cancers chez les femmes de moins de 50 ans n'ont été détecté que par la mammographie (Mitnick. 2005).

De plus en plus, les services de radiologie migrent de l'ancienne technologie de la mammographie écran/film : film screen mammography (FSM), ayant des limites par rapport au contraste du sein et à la technologie numérique. En effet, les systèmes numériques montrent de plus en plus des performances accrues par rapport à la combinaison écran/film, ceci, à faibles doses de rayonnement (Grower-Thomas. 2009). Contrairement à la

mammographie traditionnelle basée sur la technique écran/film, où l'image est capturée, affichée et enregistrée sur pellicule ; la mammographie numérique découple ces trois tâches. En effet, l'image est capturée par le détecteur numérique, mais fut affichée sur un moniteur, suite à un traitement mathématique par un ordinateur (Lewin. 2008). De ce fait, Par la technique numérique d'acquisition de la mammographie, l'image est transmise automatiquement à la station de travail, ensuite fut affichée sur un écran d'ordinateur et aucun film ne nécessite d'être produit, sauf, dans le cas de l'utilisation d'une imprimante laser.

En outre, vu que le détecteur numérique capture davantage de rayons X entrants que la combinaison écran/film, la plupart des systèmes numériques minimisent le bruit au sein des images produites, par rapport à ceux basés écran/film, tout deux utilisés à une dose de rayonnement équivalente.

Par rapport aux avantages techniques précédemment mentionnés, la mammographie numérique présente de nombreux avantages opérationnels ainsi que des avantages de la capacité de diagnostic, par rapport à la technique écran/film. Bien que difficile à mesurer et à quantifier, ces avantages ont un impact positif sur le patient ainsi que sur son médecin traitant. Nous pouvons citer (Lewin. 2008) :

1. La mammographie numérique offre la possibilité du stockage numérique ainsi que la transmission, en effet, le risque de la perte des films n'est plus, de plus, une bibliothèque pour l'archivage des films n'est plus nécessaire. Les mammographies peuvent être envoyées par courrier électronique à plusieurs médecins traitants simultanément, ou données aux patients, sans aucune perte de qualité ou une détérioration avec le temps, comme le font les films des images. Ceci présente un changement opérationnel important, cependant, jusqu'à présent, les images ne peuvent pas toujours être envoyées par voie électronique entre les divers établissements en raison de l'incompatibilité des systèmes utilisés ainsi que le pare-feu de sécurité.
2. Du point de vue d'un patient, l'avantage le plus important d'un système numérique est sa rapidité. Cela est particulièrement vrai dans les études de diagnostic au cours desquels le radiologue examine chaque image ou une paire d'images avant de décider la prochaine étape dans son diagnostic. En effet, ni le patient ni son médecin n'ont à attendre le développement des films : la longueur d'un examen de diagnostic d'une mammographie entre l'exposition et l'affichage de l'image est de 10 à 20 secondes, cependant la durée est d'environ 3,0 min pour le développement de films. De ce fait, les deux temps totaux de la procédure ainsi que l'inconfort du patient sont nettement

diminués suite à l'utilisation de la technique numérique pour la génération des mammographies.

3. Les images mammographiques électroniques peuvent être manipulées sur l'écran de l'ordinateur en les agrandissant par exemple ou en améliorant leurs contours ainsi que la possibilité de la réalisation d'autres techniques de près-traitement facilitant la visualisation et l'interprétation, à la fois, des microcalcifications.

III.5.4. Les recommandations actuelles pour la réalisation de la mammographie

Un nombre élevé de femmes au foyer ainsi que de femmes travailleuses ignorent les recommandations pour la réalisation de la mammographie. Voir plus, ces femmes ne savent généralement pas où se trouve un centre de dépistage du cancer du sein.



Figure III.4 Beaucoup de femmes ignorent les recommandations pour effectuer la mammographie

Les recommandations actuelles pour effectuer la mammographie, selon l'âge, pour les femmes asymptomatiques à risque moyen d'après la société américaine du cancer sont présentées selon les directives suivantes. Ces dernières ont été publiées en 1997 et confirmées en 2003 (Grower-Thomas. 2009) :

- Le dépistage du cancer du sein devrait commencer à partir de l'âge de 40 ans.
- Le dépistage du cancer du sein devrait être effectué chaque année après l'âge de 40 ans.

- L'examen clinique annuel du sein devrait commencer à partir de l'âge de 40 ans; en revanche, il devrait être effectué tous les 3 ans entre l'âge de 20 et 39 ans.

L'incidence du cancer du sein augmente avec l'âge, environ 50% des cas du cancer du sein se produisent chez les femmes âgées de 65 ans ou plus et plus de 30% surviennent chez celles âgées de plus de 70 ans (Pruthi et al. 2004).

Quand une lésion suspecte est trouvée, un bilan complet est effectué pour déterminer si une biopsie ou des mammographies supplémentaires, selon un court intervalle de temps, sont nécessaires. De plus, une évaluation d'imageries complémentaires pourra avoir lieu, en incluant l'imagerie par résonance magnétique (IRM), l'imagerie ultrasonore et le Pet scan.

La première étude a été réalisée par le Health Insurance Plan du Grand New York (HIP) (Griff et al. 2002) se basant sur 62 000 femmes âgées de 40 à 64 ans. Entre 1963 et 1965, 31 000 femmes ont été réparties au hasard pour être invitées à avoir deux-vues de mammographie avec un examen physique, suivi de trois mammographies annuelles de suivi; un nombre égal de femmes qui ont été randomisées pour recevoir les soins habituels. Comme dans toutes les études évaluant l'utilité du dépistage du cancer du sein, le point d'évaluation de cette étude était le décès résultant du cancer du sein. Après 18 ans de suivi, il y avait une réduction de 23% de la mortalité causée par le cancer du sein dans la population dépistée. Le projet de démonstration de détection du cancer du sein (BCDDP) est la plus grande étude multicentrique non randomisée. Elle a été menée aux États-Unis de 1973 à 1981 sur plus de 280 000 femmes asymptomatiques, âgées de 35 à 74, qui ont été projetées avec deux vues de mammographie annuelle ainsi qu'un examen physique.

Les résultats ont montré que 88% des cancers ont été détectés par la mammographie; 42% étaient détectables que par la mammographie; et 9% n'ont été découverts que par l'examen physique. Parce que le BCDDP n'était pas une étude contrôlée, l'évaluation de la réduction de la mortalité a été plus difficile qu'elle ne l'était à l'étude HIP. Il s'agissait de la première étude à montrer l'impact dramatique du dépistage sur les femmes âgées de 40 à 49 ans. En fait, 20 ans de suivi ont démontré que les femmes de ce groupe d'âge ayant des cancers du sein non invasifs (in situ) ou les cancers invasifs de taille inférieure à 5 cm ont un meilleur taux de survie que les femmes de 50 à 69 ans.

III.6. Les descripteurs de la mammographie

III.6.1. La mammographie normale

Le sein normal peut présenter des variations considérables en apparence mammographique, dont la majorité sont composées de tissus principalement gras, tandis que d'autres présentent divers densités radiographiques composées de canaux lactifères, éléments lobulaire ainsi que des structures fibreuses. Il est à noter que la taille des seins est très variable et qu'il n'y a aucune relation entre la taille et l'incidence du cancer.

Nous présentons dans la figure III.5 une mammographie normale d'un sein ne présentant aucune anomalie.



Figure III.5 Mammographie normale.

III.6.2. Interprétation des tumeurs dans la mammographie

- **La texture**

Une lésion maligne présente généralement une forte densité, l'opacité montre une texture non homogène générée par la croissance asymétrique et invasive de la lésion maligne. Tandis que dans le cas d'une lésion bénigne, l'opacité montre une texture homogène.

- **La forme**

Généralement, plus la forme de la lésion est irrégulière, plus la probabilité que la masse est cancéreuse augmente. En effet, une lésion bénigne présente généralement une bordure bien délimitée, de ce fait, une bordure irrégulière d'une lésion indique qu'il s'agit d'une lésion maligne.

III.6.3. Exemples de mammographies présentant des anomalies

Dans la figure III.6 suivante, nous présentons une mammographie ayant une tumeur bénigne circonscrite.

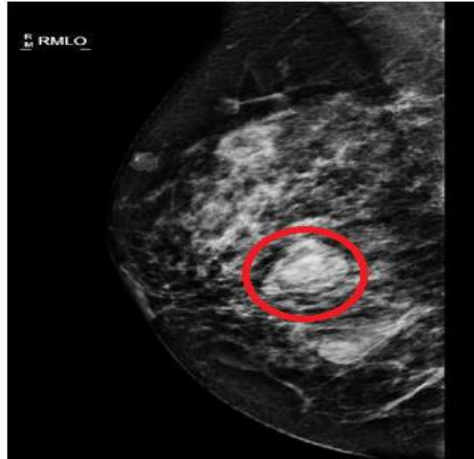


Figure III.6 Mammographie ayant une tumeur bénigne circonscrite

Dans la figure III.7 suivante, nous présentons une mammographie ayant une tumeur maligne spiculée.

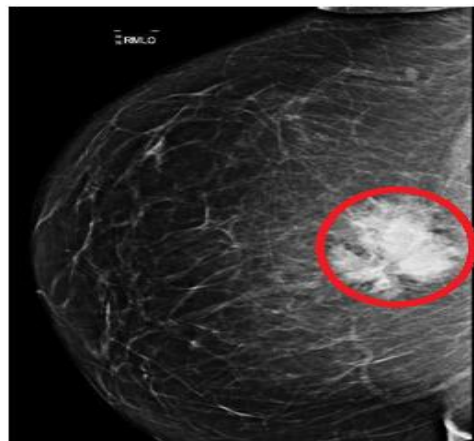


Figure III.7 Mammographie ayant une tumeur maligne spiculée.

III.7. Les limites techniques de l'interprétation de la mammographie et le recours à une double lecture de la mammographie

En raison de la nature hautement litigieuse de la mammographie, moins de résidents de radiologie choisissent de pratiquer l'imagerie du sein (Mitnick. 2005). En effet, suite à un

sondage auprès des résidents de radiologie, les causes de désintérêt pour l'interprétation des mammographies incluent la crainte de poursuites judiciaires, les salaires bas et le stress mental. Nous devons mentionner que la mammographie ne détecte pas tous les cancers du sein. Pour les femmes ayant des seins denses par exemple, telles que les jeunes femmes et les personnes avec une maladie fibrokystique, il peut être difficile de visualiser un cancer.

La détection des anomalies suspectes est une tâche répétitive et fatigante. Pour chaque millier de mammographies analysées par un radiologue, seulement trois ou quatre sont cancéreuses et donc une anomalie peut être négligée (Sampat et al. 2005). De plus, dans de nombreux cas, un chevauchement entre les entités bénignes et malignes est observé, et la mammographie ne possède pas suffisamment de précision pour les différencier (Grower-Thomas. 2009). En effet, si nous considérons l'aspect le plus suspicion du cancer consistant en une masse spiculée, ceci peut avoir une histologie bénigne en s'agissant des cicatrices de chirurgie par exemple. En outre, des études ont affirmé que le jeune âge est associé à une précision faible de la mammographie (Ganschow et al. 2008), en fait, c'est dû au degré élevé de la densité du sein. Il a été démontré dans (Mandelson et al. 2000) qu'une réduction considérable de l'exactitude de la mammographie a été observée chez les femmes jeunes ayant des seins très denses ; les sensibilités étaient de l'ordre de 30% pour les jeunes femmes vis à vis 80% pour les femmes âgées.

De ce fait, la précision de la mammographie est de l'ordre de 68% à 92% (Grower-Thomas. 2009), en effet, des études ont montré que la mammographie ne révèle que 75% des cancers du sein (Mitnick. 2005). Ce problème a été attribué à plusieurs causes: des défaillances techniques, les erreurs d'observation dus à la fatigue visuelle des radiologues, un mauvais positionnement et une compression insuffisante lors de l'élaboration de la mammographie, la nature subtile de nombreuses caractéristiques mammographiques du cancer du sein précoce, la présence de chevauchement de structures dans les images, le grand nombre de cas normaux dans les programmes de dépistage ainsi que les limites intrinsèques de la mammographie elle-même.

Comme première alternative aux limites du dépistage par la mammographie, la plupart des programmes de dépistages internationaux ont opté pour une double lecture dans l'interprétation des mammographies. Le principe consiste à interpréter les films de la mammographie par deux radiologues ensemble ou indépendamment ; l'examen sera considéré positif si l'un des deux lecteurs constate une anomalie, un consensus des deux lecteurs pourrait être nécessaire en cas des désaccords d'interprétation, ou un troisième lecteur pourrait être amené à donner le diagnostic final en cas de désaccord. Il a été démontré que le recours à

une double lecture de la mammographie par deux radiologues pour l'interprétation des mammographies peut détecter plus de 15% des cancers du sein dont l'interprétation se fait par un seul radiologue (Grower-Thomas. 2009).

Le cancer manqué ou le diagnostic tardif du cancer du sein ainsi que les examens faux positifs sont la principale cause des fautes professionnelles des radiologues aux Etats Unis (Zivian. 2008). Environ 25 à 30% des cancers visibles sont manqués quand les mammographies sont lus par un seule lecteur. Même si les taux de détection du cancer augmentent de 4,6 à 15%, néanmoins jusqu'à 19% de l'incident présentant des lésions détectables sont toujours manqués quand les mammographies sont à double lecture. En outre, le fait que chaque mammographie est lue par deux radiologues provoque l'inefficacité de la double lecture d'un point de vue pratique en raison que la productivité des radiologues devient réduite.

D'une autre part un examen faux positif du cancer du sein est à son tour observé suite à l'analyse des mammographies par les radiologues, en effet, les femmes ayant un examen faux positif de leur mammographie peuvent avoir accru l'anxiété et l'inquiétude du cancer du sein, qui semble persister pendant plusieurs mois après l'examen. Dans une étude, ces effets psychologiques ont conduit à une dépréciation de l'humeur chez 26% des femmes (Ganschow et al. 2008), tandis que 17% ont déclaré une capacité compromise à s'engager dans des activités quotidiennes.

Heureusement, la détresse psychologique d'un examen faussement positif ne semble pas influencer sur l'adhésion ultérieure d'un futur dépistage.

Du point de vue financier, l'évaluation de toutes les patientes avec des résultats faussement positifs génère des dépenses considérables. Dans une étude américaine utilisant l'assurance maladie et les indemnités de remboursement du régime de santé (Ganschow et al. 2008), le coût des tests après les examens faux positifs était d'environ un tiers du coût de l'examen initial. A partir de ces données, il a été estimé que pour chaque 1 millions de dollars dépensés sur le dépistage aux États Unis, un montant supplémentaire de \$ 330 000 sera consacré aux tests suivant les diagnostics faussement positifs.

Nous nous trouvons face à une problématique assez ambiguë, en effet, les examens faussement positifs ne peuvent jamais être complètement éliminés ; car si le seuil pour l'interprétation d'un examen de la mammographie est trop réduit, les cancers du sein pourraient également manquer.

Compte tenu de ce qui a été présenté et analysé, une alternative adéquate pour le dépistage du cancer du sein serait l'intégration des ordinateurs. En effet, les ordinateurs n'oublient pas et ne se fatiguent pas, tout en ayant la possibilité de déchiffrer la structure complexe des seins

et de détecter la nature subtile de nombreuses caractéristiques mammographiques du cancer du sein précoce. En outre, il y a eu une augmentation remarquable dans la production des mammographies alors que le nombre de radiologues formés reste toujours faible. Donc, l'analyse de la mammographie assistée par ordinateur pourrait être un complément précieux du dépistage du cancer du sein par la mammographie. Nous devons noter que la détection assistée par ordinateur n'est pas destinée à remplacer la technologie d'imagerie; il s'agit plutôt d'un aide à l'interprétation de la mammographie utilisé lors de l'examen de l'image.

III.8. Détection et classification assistées par ordinateur (CADE/CADx) des tumeurs dans la mammographie

La recherche dans le domaine de l'analyse des tumeurs assistée par ordinateur a progressé rapidement au cours des 20 dernières années passant de la numérisation de films et le calcul sur un nombre limité de cas aux développements actuels dans une variété d'applications d'imagerie médicale préparée pour la mise en œuvre dans de nombreux programmes de dépistage du cancer du sein. En effet, les évolutions dans l'analyse automatisée d'image ont tenté d'améliorer le stade de l'interprétation de l'examen d'imagerie médicale par l'application de la technologie informatique dans l'interprétation des images médicales en fournissant une " seconde opinion " pour le radiologue, conduisant à l'utilisation du diagnostic assisté par ordinateur dans de nombreux programmes de dépistage du cancer du sein. En outre, les systèmes de diagnostic assistés par ordinateur traitent une quantité importante de mammographies dans un court laps de temps permettant la réduction de la grande quantité de données traitées par les radiologues. Deux grands types de systèmes pour le diagnostic assisté par ordinateur sont en cours d'élaboration par plusieurs chercheurs: nous distinguons le CADE pour la détection des tumeurs assistée par ordinateur et le CADx pour le diagnostic des tumeurs assisté par ordinateur.

III.8.1. Détection des tumeurs assistée par ordinateur (CADE)

La détection assistée par ordinateur (CADE) implique l'utilisation de l'analyse par ordinateur pour indiquer les emplacements ou la localisation des régions d'intérêt (ROIs) dans les mammographies, soupçonnés de posséder la maladie, elle se base sur des descripteurs mathématiques pour mesurer les changements de la texture locale par exemple. En effet, la

détection assistée par ordinateur (CADE) détecte, localise et segmente les lésions suspectes automatiquement ce qui représente la région d'intérêt (ROI) pour le diagnostic assisté par ordinateur (CADx).

La détection assistée par ordinateur (CADE) est la première étape clé dans le diagnostic de la mammographie, la segmentation des tumeurs (Minh-Nguyen et al. 2013) se base sur le fait que les pixels à l'intérieur d'une tumeur présentent des descripteurs différents par rapport aux autres pixels du tissu parenchyme mammaire. Les descripteurs spécifiques peuvent consister en: des valeurs de niveaux de gris, des mesures de texture ou des mesures morphologiques. Les méthodologies de segmentation des tumeurs peuvent être divisées en plusieurs techniques; comme nous l'avons indiqué au premier chapitre de l'état de l'art ; à savoir ; la segmentation par seuillage, extraction de contour, croissance de région, classification de pixels ainsi que la segmentation par extraction d'une région saillante. Nous devons noter que la caractérisation, le diagnostic et la gestion du patient sont laissés au radiologue.

III.8.2. Diagnostic des tumeurs assisté par ordinateur (CADx)

Le diagnostic assisté par ordinateur (CADx) est la seconde étape décisive dans le diagnostic de la mammographie, il implique l'utilisation de l'analyse par ordinateur afin de caractériser une région ou une lésion, initialement détectée soit par un humain ou par le CADE. En effet, le CADx repose sur la caractérisation des lésions détectées pour réaliser une classification ayant comme objectif de distinguer les tumeurs malignes / bénignes et le tissu parenchyme mammaire. De ce fait, la tâche du diagnostic est modélisée comme une tâche de classification, le CADx extrait des descripteurs à partir des zones suspectes segmentées et les fournit comme entrée à un modèle mathématique ou statistique appelé classifieur pour évaluer les tumeurs, appelée classification des tumeurs (CADx). Les méthodologies de classification des tumeurs se basent sur des sorties de classifieurs.

Citons les travaux de Sumeet Dua et al. (Dua et al. 2009) où les auteurs présentent une nouvelle approche pour la classification des tumeurs de la mammographie en utilisant un classifieur pondéré unique basé sur les règles d'association. Ils prétraitent les images pour la localisation des régions d'intérêt; une extraction de la composante de texture est réalisée au sein des régions segmentées de l'image et les descripteurs sont discrétisés pour la génération des règles. Les règles d'association sont par la suite dérivées entre les différentes composantes de texture extraites de régions d'images et sont employées pour la classification en fonction de leurs similarités intra-classes et inter-classes. Dans (Görgel et al. 2013) les auteurs utilisent

une machine à vecteurs de support (SVM) pour la classification des tumeurs segmentées, obtenues par un algorithme local de croissance de région (LSRG), à des tumeurs bénignes ou malignes. Nous devons noter que le diagnostic final et la gestion des patients sont laissés au radiologue.

III.9. État de l'art sur la détection et la classification assistées par ordinateur (CADE/CADx) des tumeurs dans la mammographie

L'approche de la technologie de détection et de classification assistées par ordinateur (CADE/CADx) des tumeurs dans la mammographie n'est pas nouvelle (Winsberg et al. 1967); plusieurs chercheurs ont proposé des systèmes CADe/CADx pour le diagnostic du cancer du sein par la production de techniques intelligentes pour la détection ou la segmentation ainsi que la classification ou le diagnostic des lésions suspectes dans des images de la mammographie, en effet, l'une des premières recherche publiées dans l'analyse informatisée des images médicales était en 1967 par Winsberg et al. (Winsberg et al. 1967), comprenant une méthode assistée par ordinateur qui compare les modèles de la densité mammographique. Suite au progrès de la vision par ordinateur, l'intelligence artificielle et la technologie informatique ainsi que la disponibilité de grandes bases de données de cas, le domaine de la détection et la classification des tumeurs assistées par ordinateur a considérablement évolué depuis le milieu des années 1980 en élaborant une recherche ciblée à l'Université de Chicago (Giger et al. 2008) par l'investigation des méthodes de CADe dans le but de la détection des tumeurs sur les mammographies. La figure III.8 présente le premier système développé pour la détection des tumeurs assistée par ordinateur (CADE).

(a)



(b)

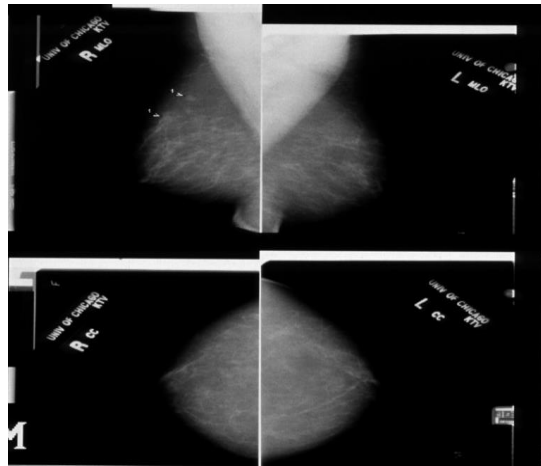


Figure III.8 Le premier prototype pour la détection assistée par ordinateur (CADe) des tumeurs dans la mammographie, développé à l'Université de Chicago: (a) le système et (b) exemple de l'impression de la sortie du CADe. Source [(Giger et al. 2008)]

Nous citons aussi la série ImageChecker 1000 (R2Technology) (Zivian. 2008), qui se compose d'un logiciel de reconnaissance de forme marquant les régions suspectes sur les mammographies et les amène à l'attention d'un radiologue. Un astérisque indique une masse ou une distorsion architecturale tandis qu'un triangle plein indique une zone de points lumineux groupés suggestifs de microcalcifications.

D'autres systèmes de détection assistée par ordinateur approuvés par la U.S Food and Drug Administration (FDA) sont (Zivian. 2008) : R2 / Hologic, ISSI (Intelligent Systems Software Inc.), et Kodak. Nous citons aussi (Zhengr. 2008) : Los Altos, CA, et Second-Look from iCAD Inc., Nashua, NH.

En outre, divers approches pour la détection et la classification des tumeurs mammaires dans les mammographies à rayons X ont prouvées leur efficacité à séparer les ensembles de mammographies à des classes de texture. Dans (Mudigonda et al. 2000) les auteurs ont proposé une méthode de classification des tumeurs bénignes et malignes de la mammographie par l'estimation du gradient ainsi que le calcul de descripteurs de texture pour évaluer l'efficacité de l'information de texture relative aux régions de la tumeur par rapport à l'information texturale présente dans les contours de la tumeur, pour cet effet, des descripteurs calculés sur la matrice de cooccurrence (GCM) sont utilisés. Une fois le ruban de pixels situés sur le contour de la tumeur est extrait, deux descripteurs basés sur le calcul du gradient sont développés. Les auteurs ont utilisés pour les expérimentations 54 mammographies (28 portant une tumeur bénigne et 26 portant une tumeur maligne) dont 39 mammographies sont obtenues à partir de la base de la société d'analyse des mammographies (MIAS) et 15 mammographies sont obtenues à partir d'une base de données locale. Après l'analyse, les auteurs ont atteint une précision de la classification de 82,1%. Dans (Giger et al. 2008), les auteurs évoquent les systèmes d'aide au diagnostic médical assistés par ordinateur pour la détection et le diagnostic de plusieurs maladies telles que: le cancer du sein, le cancer des poumons et le cancer du côlon. Dans (Eltoukhy et al. 2010), les auteurs proposent une méthodologie de réduction des faux positif basée sur un classifieur et des descripteurs locaux de texture (LBP) extraits à partir des régions d'intérêt (ROIs), ils étendent l'histogramme LBP dans un histogramme spatialement amélioré qui encode l'aspect de la région locale et la structure spatiale des tumeurs; les machines à vecteurs de support (SVM) sont utilisées pour la classification des régions d'intérêt (ROIs) en distinguant les tumeurs du tissu de parenchyme normal. L'approche a été évaluée en utilisant 1792 régions d'intérêt (ROIs) extraites de la base de données DDSM et les expérimentations ont montré que les descripteurs locaux de texture (LBP) sont des descripteurs efficaces pour les tumeurs des mammographies.

Dans (Moayedi et al. 2010) les auteurs ont développé une classification automatique des tumeurs dans les mammographies, ils ont exploité trois approches pour la détermination de la texture, à savoir, l'analyse de la texture à base des transformées en contourlets ainsi que les caractéristiques géométriques représentant l'orientation, la zone et le centre de la tumeur et les descripteurs statistiques obtenues à partir de la matrice de cooccurrence en employant un apprentissage d'amélioration successif (SEL) et pondéré des SVM, vecteur support basé les réseaux de neurones flou (SVFNN) et le classifieur des SVM basé noyau pour la localisation ainsi que classification des tumeurs en malignes et bénignes. Les auteurs ont appliqué leur approche sur la base de la société d'analyse des mammographies (MIAS) et ont atteint des

taux de classification de 96,6%, 91,5% et 82,1% par SEL pondéré des SVM, SVFNN et SVM basé noyau, respectivement. Dans (Ramos et al. 2012) les auteurs traitent une évaluation de la classification de la texture, ils présentent une étude comparative de l'utilisation de la matrice de cooccurrence, les transformées en ondelettes ainsi qu'en ridglets pour l'analyse de la texture des mammographies. Les expérimentations ont été réalisées sur un ensemble de données de 120 mammographies, la moitié contenant une tumeur et la moitié sans la présence de lésions. Plusieurs descripteurs de la texture ont été calculés pour analyser les motifs de texture des régions d'intérêt (ROIs) consistant en : l'entropie, l'énergie, la somme moyenne, la variance moyenne ainsi qu'un algorithme des forêts aléatoires, une technique de datamining qui sépare les données en segments non-chevauchement est utilisée dans le processus de classification. Les auteurs ont conclu que les meilleurs taux de classification ont été obtenus par l'extraction des descripteurs à travers la transformée en ondelettes. Dans (Li et al. 2014), les auteurs ont effectué une approche quantitative pour la classification des tumeurs de la mammographie basée sur les descripteurs de la texture, en effet, ils ont extraits un ensemble de descripteurs de texture sur 130 mammographies, sous différentes configurations et échelles, en outre, l'analyse de variance multivariée (MANOVA) a été appliquée à la construction des sous-ensembles supplémentaires de descripteurs de texture statistiquement indépendants. Ainsi, une signature de texture est attribuée aux tumeurs malignes ainsi que bénignes. Les auteurs ont utilisé des classifieurs linéaires et non-linéaires pour le stade de la classification, consistant en l'analyse discriminante linéaire (LDA), distance minimale du moindre carré (LSMD), K plus proches voisins (k-NN), la fonction de base radiale (RBF) et le perceptron multicouche (MLP), les réseaux de neurones artificiel (ANN), ainsi que les machines à vecteurs de support (SVM). Les auteurs ont affirmé que les descripteurs de texture extraits à des échelles grandes sont plus riches en contenu que les descripteurs de texture extraits à petites échelles. Ils ont atteint un taux de classification des tumeurs de 83,9% en utilisant le classifieur des machines à vecteurs de support (SVM). Il convient de noter que, de nos jours, les systèmes d'aide au diagnostic médical assisté par ordinateur sont devenus une partie du travail clinique pour aider les radiologues à décider sur les recommandations de la biopsie. Pour un état de l'art sur les CADe/CADx du cancer du sein, le lecteur est orienté vers (Cheng et al. 2006) (Bozek et al. 2009). Le lecteur est également orienté vers une étude récente (Jalalian et al. 2013) des approches étudiées pour développer les CADe/CADx du cancer du sein.

III.10. Protocole d'application des systèmes de détection et classification des tumeurs assistées par ordinateur (CAdE/CADx) dans la mammographie

Les systèmes de détection et classification assistées par ordinateur des tumeurs de la mammographie (CAdE/CADx) présentés dans la section précédente (III.9) ont été systématiquement utilisés dans un grand nombre d'établissements médicaux à travers le monde pour aider les radiologues à détecter des régions suspectes, en particulier les régions représentant des groupes de microcalcifications et des tumeurs tout en les interprétant par la suite. L'utilisation formellement approuvée des systèmes commerciaux de CAdE/CADx est réalisée selon un protocole (Zivian, 2008) qui incite les radiologues à examiner et à faire l'interprétation initiale de l'examen complet de la mammographie avant de voir les résultats donnés par les CAdE/CADx. En effet, dans une étude d'observation séquentielle, les radiologues observateurs interprètent l'image médicale avec seulement les données d'image et enregistrent leurs interprétations.

Après avoir analysé l'interprétation de l'ordinateur en termes de symboles, valeurs numériques ou une présentation graphique ; le radiologue peut modifier ou conserver son interprétation initiale. Par exemple, les radiologues réévaluent la région d'intérêt mentionnée par le CAdE si nécessaire et émettent un rapport final. Si, sur sa première lecture, le radiologue identifie une région suspecte et qu'elle n'est pas détectée par le CAdE, le radiologue garde son interprétation de la mammographie comme anormale.

III.11. L'analyse de la performance et du bénéfice des systèmes de détection et classification assistées par ordinateur (CAdE/CADx) des tumeurs de la mammographie

Plusieurs études ont constaté que les systèmes de CAdE/CADx peuvent détecter un pourcentage élevé des cancers manqués par les radiologues. En effet, L'analyse faite par l'ordinateur peut améliorer la précision du diagnostic en aidant les radiologues à devenir plus précis. Cette capacité d'améliorer la précision du diagnostic du cancer du sein dépend de l'exactitude de l'analyse de l'ordinateur ainsi que la capacité des radiologues à intégrer les résultats de l'analyse de l'ordinateur dans leur décision du diagnostic final. Le potentiel clinique de la technique d'analyse de la mammographie assistée par ordinateur doit être évalué par une étude de la performance des radiologues dans le diagnostic avec et sans l'aide de l'ordinateur, et leur précision dans les deux cas est comparée. Ceci pourra démontrer si

l'ordinateur peut aider à améliorer le diagnostic du cancer du sein. Burhenne et al. (Burhenne et al. 2000) ont rapporté que le diagnostic assisté par ordinateur aurait détecté 89 (77%) des 115 cancers qui ont été manqués par le radiologue, ce qui réduit le nombre d'échecs de 115 à 26. Dans une étude clinique prospective (Freer et al. 2001), les radiologues ont interprété 12860 cas de mammographies de dépistage à l'aide d'un système commercial de diagnostic assisté par ordinateur. Les auteurs ont constaté que l'utilisation du diagnostic assisté par ordinateur a augmenté le taux des cancers détectés par 19,5% ainsi que la proportion des cancers détectés à un stade précoce de 73 à 78%. Morton et al. (Morton et al. 2002) ont constaté que l'utilisation du diagnostic assisté par ordinateur a augmenté le taux de détection du cancer du sein par 6,46% ainsi que la détection des cancers précoces du sein de 73 à 79,37%. Destounis et al. (Destounis et al. 2004) ont constaté que le diagnostic assisté par ordinateur a le potentiel de réduire les taux des cancers manqués par rapport à la double lecture par plus d'un tiers (de 31 à 19%), en effet, les résultats obtenus ont révélé que la lecture seule avec diagnostic assisté par ordinateur détecte beaucoup mieux le cancer du sein par rapport à la double lecture par deux radiologues.

Cupples et al. (Cupples et al. 2005) ont rapporté que l'intégration du diagnostic assisté par ordinateur a augmenté le taux de détection du cancer du sein de 16,1%. Birdwell et al. (Birdwell et al. 2005) ont rapporté que l'utilisation de diagnostic assisté par ordinateur a augmenté le taux des cancers détectés par 7,4%. Dans une étude proposée dans (Jiang. 2000), sans l'aide de l'ordinateur, la sensibilité moyenne des 10 observateurs en termes de formuler des recommandations de biopsie était de 73,5% et leur spécificité moyenne était de 31,6%. Suite à l'intégration de l'analyse par ordinateur, la sensibilité moyenne a été améliorée à 87,4% et la spécificité moyenne a été améliorée à 41,9%. L'utilisation de l'aide par ordinateur a générée une augmentation simultanée de la sensibilité (14%) ainsi que de la spécificité (10%).

Compte tenu de ce qui a été analysé en haut, le diagnostic assisté par ordinateur peut être utile dans l'amélioration de la détection des cancers manqués. Il est clair que la classification de l'ordinateur peut potentiellement réduire le nombre de biopsies effectuées sur des lésions bénignes (Jiang. 2000). En effet, un radiologue peut changer sa recommandation de biopsie concernant les tumeurs bénignes suite à l'évaluation négative d'un ordinateur ; tout en conservant les recommandations de biopsie pour toutes les tumeurs malignes.

Cependant, nous devons mentionner que le dépistage par mammographie en intégrant les CADe/CADx n'est pas précis à 100% en manquant certains cancers et en générant beaucoup de faux positifs.

III.12. Indexation et recherche des mammographies par le contenu (CBMIIR) pour l'aide au diagnostic médical du cancer du sein assisté par ordinateur

Suite au boom récent dans les techniques de la mammographie numérique utilisant un équipement performant pour le diagnostic des patients dans les hôpitaux et les centres de dépistage du cancer du sein, comme conséquence, une augmentation considérable de la quantité des mammographies produites et stockées a été observée. Evidemment, la recherche manuelle dans ces ressources précieuses devient impossible et la nécessité d'un système performant de recherche et de gestion des mammographies reçoit de plus en plus d'attention. L'indexation et la recherche des mammographies par le contenu (CBMIIR) fournissent une solution automatisée assistée par ordinateur ayant un but ultime d'accéder efficacement aux mammographies archivées souhaitées, pathologiquement similaires, à la mammographie en cours d'évaluation.

Contrairement aux premiers travaux sur la recherche d'images basés sur le texte qui effectuent la recherche des images par l'annotation textuelle manuelle posant plusieurs limitations telles que la subjectivité de l'annotation textuelle et sa consommation d'un temps considérable, le système de recherche des images par le contenu récemment développé (CBIR) a la capacité d'effectuer la recherche en fonction du contenu visuel des images. En fait, dans le domaine médical, effectuer un diagnostic par le biais d'une comparaison entre les cas précédents et actuels associés à des conditions pathologiques est l'une des principales méthodes de raisonnement à base de cas en médecine (Weidong Cai et al. 2008).

III.13. L'apport d'un système d'indexation et de recherche de mammographies par le contenu (CBMIIR) par rapport à un système d'aide au diagnostic assisté par ordinateur (CADx) se basant sur la sortie d'un classifieur

Des centaines d'images de mammographie sont produites par jours dans les hôpitaux et stockées dans des bases de données, évoluant et devenant des référentiels accessibles, donc, la nécessité de rechercher et récupérer des images mammographiques de la même maladie est de plus en plus importante pour aider à la décision. Dans ce sens, les systèmes d'indexation et recherche des images mammaires par le contenu ont été proposés présentant une structure

similaire à celle des systèmes d'aide au diagnostic médical se basant sur la sortie d'un classifieur (CADx) et consistant en la caractérisation des mammographies par des descripteurs quantitatives ainsi qu'une analyse comparative pour la décision du diagnostic. La seule différence réside dans la représentation du diagnostic. En effet, nous visons à renforcer la performance du diagnostic assisté par ordinateur (CADx) basé sur un résultat numérique donné par un classifieur dont les radiologues ne sont pas familiarisés.

Dans les systèmes d'aide au diagnostic médical (CADx), un classifieur est optimisé sur un ensemble d'apprentissage, par la suite; la classification d'un nouveau cas d'entrée est réalisée. Les radiologues reçoivent l'aide à travers des symboles numériques indiquant par exemple les classes des mammographies, l'inconvénient selon leur point de vue, réside dans le fait que le résultat ou la sortie d'un classifieur n'est pas évidente. En effet, ils se sentent plus à l'aise et confiant dans leur décision de diagnostic lorsque des cas déjà diagnostiqués et similaires, à celui en cours d'analyse, sont récupérés et affichés à partir de bases de données indexées de cas déjà analysés ainsi que le résultat de la classe à qui appartient le cas en cours d'analyse (Weidong Cai et al. 2008). En outre, les radiologues peuvent indexer de nouveaux cas pathologiques.

Le fait d'utiliser des mammographies similaires pour présenter les résultats de l'analyse des mammographies par ordinateur est motivé par l'hypothèse que les radiologues répondent mieux aux mammographies similaires au cas en cours d'analyse, que des chiffres abstraits. En effet, les radiologues acquièrent leur formation en radiologie par des mammographies de lecture, et ils acquièrent de l'expérience de la lecture d'un grand nombre de cas, à partir desquels ils apprennent à reconnaître l'anatomie normale, l'anomalie bénigne, et quel est le cancer. L'affichage des cas similaires peut être considéré comme un atlas en ligne ou un dossier pédagogique qui aide le radiologue inexpérimenté à comparer le cas en cours d'analyse avec une bibliothèque de cas déjà diagnostiqués.

III.14. État de l'art sur les approches d'indexation et de recherche des mammographies par le contenu (CBMIIR)

Dans (Honda et al. 2002), les auteurs ont présenté un système de recherche de mammographies par le contenu (CBIR) basé sur les descripteurs de texture obtenus à partir de la matrice de co-occurrence d'Haralick et une analyse en composantes principales (ACP) est utilisée pour simplifier les processus d'indexation et de recherche. Les auteurs ont atteint un taux de précision entre 22% et 100% pour l'utilisation de régions d'intérêts (ROIs)

sélectionnées, entre 31% et 100% pour l'utilisation de l'image entière et entre 25% et 100% pour une classification basée sur les catégories BI-RADS.

Dans (Wanget al. 2003), les auteurs utilisent des histogrammes pour la caractérisation de la densité des seins, ils rapportent des expérimentations sur un ensemble de 195 mammographies acquises dans le centre médical de Pittsburgh et obtiennent 71% de classification correcte basée sur le classifieur des réseaux de neurone et les catégories BI-RADS. Dans (Kinoshita et al. 2007) les auteurs caractérisent la densité des seins par des descripteurs de la forme et de la taille, ceux de la texture (statistiques de l'histogramme des niveaux de gris, les descripteurs de texture d'Haralick et les descripteurs des moments) ainsi que des histogrammes. Ils utilisent la densité du sein comme un modèle pour rechercher les mammographies les plus similaires dans une base de données de 1080 cas ; un réseau de neurones Kohonen auto-organisation (SOM) a été utilisé pour le processus de recherche. Les auteurs ont atteint un taux de précision variant entre 79% et 83 %.

Dans (Oliveira et al. 2010), les auteurs développent un système de recherche d'images par le contenu basé sur la densité du sein, selon les quatre catégories définies par le collège américain de la radiologie (ACR), les auteurs utilisent deux dimensions d'analyse en composantes principales pour la caractérisation de la texture de la densité mammaire. Le processus de recherche est exécuté par une machine à vecteur de support (SVM). Les taux de précision moyenne obtenus variaient entre 83% et 97% par la considération d'une base de 5024 mammographies. Dans (Wei et al. 2011), les auteurs ont proposé également un système de recherche de mammographie par le contenu basé sur les caractéristiques médicales précisées dans le BI-RADS pour l'interprétation des mammographies; les résultats expérimentaux basés sur une machine à vecteurs de support (SVM) ont montré la performance de l'apprentissage avec la fonction de base radiale.

Les lecteurs intéressés sont pointés vers un examen des systèmes de recherche d'images par le contenu dans les applications médicales présenté dans (Müller et al. 2004), les lecteurs sont orientés également à un chapitre présentant un aperçu sur les techniques actuelles de recherche d'image médicales par le contenu (Weidong Cai et al. 2008) ainsi qu'un autre évoquant le rôle de la recherche d'images par le contenu dans les mammographies (El Naqa et al. 2014).

III.15. Conclusion

Divers systèmes de diagnostic assisté par ordinateur ont été développés, ils consistent en divers étapes de prétraitement pour la segmentation des régions suspectes de posséder la maladie, par la suite, l'extraction de paramètres et la sélection des paramètres les plus pertinents sont réalisées pour le processus de classification. Le potentiel de ces systèmes a été démontré dans plusieurs tests de laboratoires élaborant la détection des lésions mammaires ainsi que leur classification assistées par ordinateur.

Nous visons à améliorer les performances de détection et de diagnostic du cancer du sein des approches actuelles assistées par ordinateur. L'originalité de cette recherche réside dans la contribution des lois de puissance pour l'analyse des mammographies; c'est la première tentative de les intégrer dans les domaines de détection et de classification automatisées des tumeurs au sein des mammographies, en effet, ces lois caractérisent la complexité structurelle de la texture dans les mammographies et fournissent les courbes de Zipf et de Zipf inverse qui portent des informations importantes pouvant être utilisées pour la détection et la classification des tumeurs en contribuant un nouvel ensemble de descripteurs texturaux extraits à partir des courbes de Zipf et de Zipf inverse.

Dans le chapitre suivant, nous évoquerons nos résultats satisfaisants obtenus sur l'image numérique, d'où provient notre motivation à étendre l'analyse des images numériques par les lois puissance : Zipf et Zipf inverse à l'analyse des images médicales, plus précisément la mammographie, pour un éventuel aide au diagnostic médical de la maladie envahissante et dangereuse du cancer du sein.

PARTIE II : APPROCHES PROPOSÉES

Contenu

Chapitre IV : *Segmentation d'une région saillante dans une image par la fusion des lois de Zipf et de Zipf inverse*

Chapitre V : *Les lois de Zipf et de Zipf inverse pour la segmentation et la classification assistées par ordinateur (CADe/CADx) des tumeurs dans les mammographies*

Chapitre VI : *MammoZipf, le système d'indexation et de recherche des mammographies par le contenu*

Chapitre IV. *Segmentation d'une région saillante dans une image par la fusion des lois de Zipf et de Zipf inverse*

IV.1. Introduction

Nous avons pu constater suite à l'étude des différentes techniques existantes pour la segmentation d'une région saillante dans une image, présentée dans le chapitre I de la partie I de l'état de l'art de cette thèse, que les méthodes actuelles de segmentation de régions saillantes génèrent des cartes de saillances à faible résolution, des bordures mal définies des régions saillantes, de plus, elles sont coûteuses en calcul et nécessitent une grande complexité de programmation. En outre, la majorité des méthodes produisent des valeurs de saillance plus élevées sur les contours des objets au lieu d'obtenir des cartes de saillances qui couvrent uniformément la totalité de l'objet saillant. Les insuffisances des méthodologies génèrent une défaillance dans l'exploration appropriée de la fréquence spatiale du contenu de l'image ainsi que dans les propriétés algorithmiques utilisées pour le calcul des cartes de saillance.

Compte tenu de ce qui précède, nous envisageons de présenter une méthode performante de segmentation des régions saillantes dans les images, basée sur la fusion des modèles de lois puissance: Zipf et Zipf inverse, en effet, notre approche est bio-inspirée du fait qu'elle réalise une étude locale du descripteur de bas niveau consistant en la texture ; ensuite, elle décide de la région saillante grâce à une analyse globale des données obtenues suite à l'analyse locale.

IV.2. Segmentation d'une région saillante dans une image basée sur la fusion de tous les descripteurs texturaux extraits à partir des courbes de Zipf et de Zipf inverse

Le processus de la fusion des lois de Zipf et de Zipf inverse proposé par Hamoud et al. (Hamoud et al. 2011) englobe les étapes suivantes :

IV.2.1. Découpage de l'image

Une fois que l'image est acquise, un découpage en 12x12 imagerie est effectué. En effet, nous avons justifié dans le chapitre II, au niveau de la sous section II.4.5 de cette thèse, le choix du découpage en 12x12 imagerie.

IV.2.2. Codage de l'image

La fusion des lois de Zipf se base sur les deux codages différents mais complémentaires appliqués sur les images: le codage des 9 classes (Caron. 2004) (Hamoud et al. 2011) et le codage des rangs généraux (Bi.1997) (Caron. 2004) (Hanifi. 2009).

- **Le codage des 9 classes**

Ce codage consiste à partitionner l'intervalle [0, 255] des niveaux de gris en un nombre de 9 intervalles, ou de classes de largeur égale, et numérotées en ordre croissant de 0 à 8 (Caron. 2004). Nous attribuons à chaque pixel du motif, sa valeur de classe $c(x, y)$ en fonction de la valeur $g(x, y)$ de son niveau de gris, en utilisant la formule:

$$C(x, y) = \text{int} \left[\frac{n \cdot g(x, y)}{255} \right] \quad (\text{IV.1})$$

Où n est le nombre des classes.

Le choix du nombre de classes est la problématique rencontrée pour l'implémentation de ce codage d'images. En effet, nous devons désigner une valeur à n en prenant en considération deux facteurs : elle doit être petite dans le but de réduire le nombre de motifs différents et

d'augmenter la probabilité qu'un motif se répète plusieurs fois dans l'image, mais tout en étant suffisamment grande pour éviter la distorsion de la structure de l'image.

Dans (Caron. 2004), une valeur optimale de $n=9$ satisfait au mieux ces deux exigences contradictoires. D'où nous avons opté au codage des 9 classes tout au long de nos expérimentations. Concrètement, nous réalisons le codage de l'information des niveaux de gris sur 9 valeurs au lieu de 256 valeurs. Le tableau IV.1 montre une classification des niveaux de gris en 9 classes en utilisant la formule IV.1 avec $n=9$ classes.

Tableau IV.1 Classification des niveaux de gris en 9 classes

0-27	28-55	56-83	84-111	112-139	140-167	168-195	196-223	224-255
0	1	2	3	4	5	6	7	8

La figure suivante présente un exemple d'un motif avant et après avoir effectué son codage par la méthode des 9 classes.

(a)			(b)		
0	15	255	0	0	8
7	12	213	0	0	7
52	123	120	1	4	4

Figure IV.1 Motif original (a) et le motif codé avec la méthode des neuf classes (b).

Ainsi, le codage des 9 classes met en évidence les principales structures de l'image, mais il ne permet pas d'étudier la texture fine de l'image et fait perdre les informations sur les faibles variations de luminance, ce qui uniformise les textures de l'image.

- **Le codage des rangs généraux**

Le codage des rangs généraux a les effets inverses du précédent (Caron. 2004), à savoir, qu'il révèle l'existence de variations légères de luminance, mais nous perdons les informations sur l'amplitude relative des variations. Son principe consiste à ne pas utiliser directement les informations de luminance, mais les variations locales des niveaux de gris. En analyse d'image, les codages par rang ont été essentiellement utilisés pour la caractérisation des textures, notamment par Harwood et al. (Harwood et al. 1985), L. Wang et He (Wang et al.

1990) et Patel et Stoneham (Patel et al. 1992). Le principe du codage des rangs généraux consiste à remplacer les niveaux de gris des pixels par leur rang dans un voisinage.

Le codage d'un motif s'effectue comme suit: soient f_i les niveaux de gris des pixels du motif, avec i compris entre 0 et 8, nous les ordonnons selon un ordre non décroissant $f_{i_0} \leq f_{i_1} \leq f_{i_2} \dots \leq f_{i_8}$, où i_k représente la position spatiale des pixels. Le rang du pixel dont le niveau de gris est le plus faible est $r_{i_0} = 0$. Ensuite, nous assignons les rangs des autres pixels f_{i_k} avec la condition: Si $f_{i_k} = f_{i_{k'}}$, alors $r_{i_k} = r_{i_{k'}}$. Donc, les pixels ayant la même valeur de niveau de gris recevront le même rang. La figure suivante présente un exemple d'un motif avant et après avoir effectué son codage par la méthode des rangs généraux.

(a)	(b)																		
<table border="1" style="border-collapse: collapse; width: 100%;"> <tr><td>0</td><td>28</td><td>42</td></tr> <tr><td>29</td><td>56</td><td>42</td></tr> <tr><td>41</td><td>43</td><td>60</td></tr> </table>	0	28	42	29	56	42	41	43	60	<table border="1" style="border-collapse: collapse; width: 100%;"> <tr><td>0</td><td>1</td><td>4</td></tr> <tr><td>2</td><td>6</td><td>4</td></tr> <tr><td>3</td><td>5</td><td>7</td></tr> </table>	0	1	4	2	6	4	3	5	7
0	28	42																	
29	56	42																	
41	43	60																	
0	1	4																	
2	6	4																	
3	5	7																	

Figure IV.2 Motif original (a) et le motif codé avec la méthode des rangs généraux (b).

Nous pouvons constater que ce codage permet de mettre en évidence une information plus précise concernant la texture de l'image au détriment de son intensité.

Suite à l'analyse des deux codages d'images présentés, nous pouvons affirmer que ces deux codages sont complémentaires, en effet, chaque codage met en évidence une caractéristique particulière de l'image. C'est pour cela que nous avons pensé à une fusion de ces deux codages sur les images dont nous désirons extraire une région saillante afin d'obtenir de meilleurs résultats que ceux donnés par la loi de Zipf ou la loi de Zipf inverse appliquées individuellement en utilisant un seul codage pour les motifs, à savoir celui des 9 classes. Ainsi, nous réalisons le codage de chaque image par les deux codages des 9 classes et des rangs généraux.

IV.2.3. Analyse d'image par les lois de Zipf et de Zipf inverse

Nous analysons l'image codée par le codage des rangs généraux avec la loi de Zipf inverse et l'image codée par le codage des 9 classes avec la loi de Zipf, ensuite, une représentation graphique des deux lois de Zipf et de Zipf inverse pour chaque imagette est effectuée.

En effet, nous nous basons sur la fusion des lois de Zipf et de Zipf inverse pour la segmentation de la région d'intérêt dans les images, où, chaque imagerie dans l'image doit être analysée par les lois de Zipf et de Zipf inverse.

IV.2.4. Classification des imageries

Au cours de l'étape de classification, chaque imagerie analysée par les deux lois de Zipf et de Zipf inverse est représentée par un point dans un espace de représentation des descripteurs, dont nous disposons de deux : l'un représentant les imageries analysées par la loi de Zipf et l'autre représentant les imageries analysées par la loi de Zipf inverse. Chaque ensemble de points est regroupé en deux classes selon un partitionnement du nuage de points aux imageries correspondant à la région saillante et celles représentant le fond de l'image, en effet; nous nous basons sur les spécifications des lois de Zipf et de Zipf inverses pour effectuer cette séparation.

- **Classification basée sur les caractéristiques des courbes de Zipf**

Cette classification est générée par l'application de la loi de Zipf, où chaque imagerie codée par le codage des 9 classes est représentée sur le nuage de point par deux descripteurs texturaux extraits à partir de la courbe de Zipf : en coordonnée horizontale x , la pente de la courbe et en coordonnée verticale y , son ordonnée à l'origine.

Les caractéristiques de la courbe de Zipf sont différentes en fonction du contenu structurel de l'imagerie, en effet, les imageries de la région d'intérêt, qui contiennent plus d'informations et possèdent une texture complexe, n'ont pas un nombre élevé de motifs homogènes et la fréquence maximale d'apparition des motifs au sein des imageries est faible. En effet, au cours de nos expérimentations, nous nous sommes basés sur le fait que les imageries contenant plus de complexité structurelle de la texture représentant les imageries de la région saillante ont des courbes de Zipf avec des pentes et des ordonnées à l'origine basses (nous ne observons pas une sur-représentation d'un motif uniforme).

Elles sont représentées sur le nuage de points par les points situés dans la région délimitée par la ligne $y = x$ et $x = 0.5 G_x/G_x$ est l'abscisse du centre de gravité du nuage de points (Caron. 2004). Ainsi, nous obtenons l'ensemble des imageries représentant la région d'intérêt selon les spécifications de la loi de Zipf.

- **Classification basée sur les caractéristiques des courbes de Zipf inverse**

Cette seconde classification est générée par la loi de Zipf inverse, où chaque imagerie codée par le codage des rangs généraux est représentée par deux descripteurs texturaux extraits à partir de la courbe de Zipf inverse, en coordonnée horizontale x , la pente de la courbe et en coordonnée verticale y , son ordonnée à l'origine (Caron. 2004).

Les caractéristiques de la courbe de Zipf inverse sont différentes selon le contenu structurel des images, en effet, les images de la région d'intérêt contenant beaucoup de détails et une texture complexe sont associées à un nombre élevé de motifs complexes et, par conséquent, la courbe de Zipf inverse a une ordonnée à l'origine élevée correspondant à un nombre élevé de motifs n'apparaissant qu'une seule fois. En effet, au cours de nos expérimentations, nous nous sommes basés sur le fait que la région saillante a une complexité structurelle de textures plus élevée que celle du fond (correspondant à un grand nombre de motifs ayant une structure complexe de texture n'apparaissent qu'une seule fois), par conséquent, les courbes de Zipf inverse associées à des images de la région saillante ont une ordonnée à l'origine élevée et sont situées au-dessus du centre de gravité du nuage de points.

Ainsi, nous obtenons l'ensemble des images représentant la région saillante selon les spécifications de la loi de Zipf inverse.

- **Fusion des deux classifications générées par l'application de la loi de Zipf et la loi de Zipf inverse**

La région saillante segmentée consiste en une fusion des deux ensembles d'images représentant la région saillante obtenue par les deux classifications générées par la loi de Zipf et la loi de Zipf inverse. La sortie de la méthodologie est la localisation de la région saillante.

IV.3. Résultats expérimentaux de la segmentation d'une région saillante dans une image par la fusion de tous les descripteurs texturaux extraits à partir des courbes de Zipf et de Zipf inverse

Nous avons évalué notre fusion de tous les descripteurs texturaux extraits à partir des courbes de Zipf et de Zipf inverse pour la segmentation d'une région saillante dans les images sur une base de test de 450 images obtenues à partir de la base d'images MSRA (Liu et al. 2007).

Nous travaillons sur des images en niveaux de gris et qui ne sont pas compressées. Chacune de ces images comporte un rectangle englobant la région saillante qui a été identifiée comme telle par 9 annotateurs humains.

Lors de l'évaluation de notre approche pour la segmentation d'une région saillante dans les images, nous considérons que la région saillante est détectée si elle correspond à celle qui a été déterminée par l'annotation humaine.

Nous avons implémenté chacune des approches basées sur l'application de la loi de Zipf ainsi que la loi de Zipf inverse pour la segmentation d'une région saillante dans les images (Hamoud et al. 2011). La méthode de segmentation basée sur la fusion de tous les descripteurs texturaux améliorent des résultats obtenus par l'application des lois de Zipf et de Zipf inverse individuellement.

Les performances en termes de taux de détection sont mesurées comme indiqué sur le tableau IV.2.

Tableau IV.2 Performance des approches basées sur les lois de Zipf en termes de taux de détection sur l'ensemble de 450 images obtenues de la base MSRA (Liu et al. 2007).

Approches	Taux de détection (%)
La loi de Zipf (Caron et al. 2007) (Hamoud et al. 2011)	45%
La loi de Zipf inverse (Caron et al. 2007) (Hamoud et al. 2011)	75%
Fusion des descripteurs texturaux utilisés par la loi de Zipf et de Zipf inverse (Hamoud et al. 2011)	83%

Comme indiqué sur le tableau en haut, la fusion de tous les descripteurs texturaux générés par la loi de Zipf ainsi que la loi de Zipf inverse améliore les résultats obtenus par l'application des lois de Zipf ou de Zipf inverse individuellement.

Malgré l'amélioration apportée par la fusion de tous les descripteurs texturaux utilisés par les lois de Zipf et de Zipf inverse, nous cherchons à proposer une fusion appropriée des modèles de lois puissance utilisés, qui peut atteindre une plus grande précision que celles obtenues par les lois de Zipf appliquées individuellement ou la fusion de tous les descripteurs texturaux

générés par les lois de Zipf et de Zipf inverse. C'est ce que nous exposerons dans la section suivante.

IV.4. Segmentation d'une région saillante dans une image par la fusion des lois de Zipf et de Zipf inverse ainsi qu'une classification supervisée des imajettes

Selon (Caron et al. 2007) (Hamoud et al. 2011), la loi de Zipf appliquée avec le codage d'image par la méthode des 9 classes donne des résultats peu convaincants de segmentation d'une région saillante dans un grand nombre d'images : la région saillante n'a pas été complètement intégrée dans la région segmentée, d'une autre part, l'application de la loi de Zipf inverse avec le codage d'images par la méthode des 9 classes donne de meilleurs résultats, cependant, la région saillante segmentée a tendance à être plus grande par rapport à ce qu'il a été prévu dans la majorité des images, en effet, nous observons l'inclusion de régions appartenant à l'arrière-plan dans la région saillante segmentée. Nous avons évoqué dans la section IV.2 la segmentation d'une région saillante par la fusion de tous les descripteurs texturaux générés par la loi de Zipf ainsi que la loi de Zipf inverse pour la caractérisation des imajettes, en outre, nous avons utilisé les deux codages complémentaires d'images, à savoir, celui des rangs généraux pour l'analyse de l'image par la loi de Zipf inverse et le codage des 9 classes pour l'analyse d'image par la loi Zipf . D'après nos expérimentations, une amélioration dans le taux de détection des régions saillantes dans les images a été observée, cependant, nous cherchons à contribuer une fusion plus appropriée des lois de Zipf et de Zipf inverse.

Compte tenu de la discussion précédente, nous pouvons affirmer que la carte de saillance obtenue par les modèles de lois puissance (Caron et al. 2007) (Hamoud et al. 2011) nécessite une amélioration pour aboutir à un meilleur taux de détection de la région saillante dans les images. Pour cela, nous nous sommes fixés les exigences suivantes pour le détecteur des régions saillantes :

1. L'extraction de descripteurs texturaux discriminants.
2. Une segmentation uniforme de la totalité des régions saillantes et le rejet du fond à l'égard de sa complexité structurelle.
3. Performance dans les calculs pour la segmentation de la région saillante dans un temps optimal.

Nous proposons, à travers cette section, une nouvelle fusion des modèles de lois puissance : Zipf et Zipf inverse qui satisfait aux exigences fixées précédemment pour la détection de la région saillante. En effet, nous apportons trois améliorations aux méthodes basées sur l'application des lois de Zipf et de Zipf inverse individuellement (Caron et al. 2007) (Hamoud et al. 2011). Tout d'abord, une fusion des deux codages complémentaires d'images, à savoir celui des 9 classes ainsi que celui des rangs généraux est appliquée sur les motifs des images, en effet, nous visons à minimiser et à surmonter la distorsion de l'image. Deuxièmement, nous contribuons deux nouveaux descripteurs discriminants de texture calculés à partir de l'analyse d'image par les deux lois de Zipf et de Zipf inverse : le descripteur de la zone délimitée par la courbe extrait à partir de l'analyse de l'image par la loi de Zipf et une mesure de l'entropie calculée à partir de l'analyse de l'image par la loi de Zipf inverse pour la caractérisation des imagettes. Troisièmement, nous remplaçons la classification non précise des imagettes, effectuée suite à un partitionnement de l'espace multidimensionnels des descripteurs, par l'utilisation de méthodes de classification plus élaborées appartenant à la classe d'algorithmes d'apprentissage supervisé : les machines à vecteurs de support (SVM) et l'arbre de décision (J48), afin de classifier l'ensemble des points représentant chacune des imagettes en deux classes: les imagettes qui appartiennent à la région saillante et les imagettes qui appartiennent au fond. Le processus de détection de la région saillante par la fusion des lois de Zipf et de Zipf inverse ainsi qu'une classification supervisée des imagettes consiste en :

IV.4.1. Découpage de l'image

Une fois que l'image est acquise, un découpage en 12x12 imagettes est effectué.

IV.4.2. Codage de l'image

La fusion des lois de Zipf se base sur les deux codages différents mais complémentaires appliqués sur les images: le codage des 9 classes et le codage des rangs généraux. Suite à la description des deux codages d'images présentée dans la section IV.2.2; nous pouvons constater que ces deux codages d'images sont complémentaires, chacun mettant en évidence une caractéristique particulière de l'image, en effet, le codage des 9 classes donne des informations sur les structures principales de l'image correspondantes à la perception humaine, dont les approches de détection de régions saillantes ont tendance à simuler, d'autre

part, le codage des rangs généraux donne des informations sur les détails fins de l'image, qui sont souvent négligés par la perception humaine. Ainsi, ces deux codages d'images ont été utilisés comme un pré-traitement pour les expérimentations réalisées.

IV.4.3. Analyse d'image par les lois de Zipf et de Zipf inverse

Nous analysons l'image codée par le codage des rangs généraux avec la loi de Zipf et l'image codée par le codage des 9 classes avec la loi de Zipf inverse, ensuite, une représentation graphique des deux lois de Zipf et de Zipf inverse pour chaque imagerie est effectuée.

IV.4.4. Extraction des descripteurs

Le choix des descripteurs et comment combiner chaque dimension de descripteur est encore une question ouverte dans de nombreuses tâches de la vision par ordinateur. En effet, nous visons à extraire des descripteurs significatifs pour la classification des imagerie à celles qui composent la région saillante et celles qui appartiennent au fond. La question: Qu'est-ce qui rend un descripteur mieux que d'autres? est en ordre. Nous avons désigné deux descripteurs appropriés de la texture pour la description du signal de la région locale, qui comprennent les paramètres de saillance et ce qui est non-saillance. En outre, en plus de leur potentiel discriminatoire élevé, ils sont aussi robustes au bruit et au paramétrage, et bien sûr, leur calcul se fait dans un temps réduit. Les descripteurs de la texture consistent en :

- **L'aire délimitée par la courbe de Zipf**

Si nous analysons la figure II.12, montrant les courbes de Zipf de deux imagerie (1) et (2) appartenant à la région saillante qui contient plus de détails et de complexité texturale et nous les comparons avec la figure II.14 montrant les courbes de Zipf de deux imagerie appartenant au fond uniforme (3) et (4) avec une texture homogène, nous pouvons noter que les ordonnées à l'origine des courbes de Zipf sont plus élevées dans les imagerie uniformes du fond, cependant, les courbes sont beaucoup plus plates sur leur partie droite et par conséquent, les pentes moyennes sont plus faibles (sur-représentation du motif le plus commun qui est le motif uniforme). De ce fait, l'aire sous la courbe est plus faible pour les imagerie uniformes du fond, comparée à des imagerie complexes de la région saillante, en effet, l'aire délimitée par la courbe de Zipf a une valeur faible lorsque l'imagerie est homogène et une grande valeur lorsque l'imagerie est complexe, donc , l'aire délimitée par la courbe peut être utilisée comme

une mesure de saillance locale. Les imagerie associées à une haute complexité du signal ont une valeur élevée de l'aire délimitée par la courbe de Zipf. Soit n le nombre de motifs pour la courbe de Zipf, f_i la fréquence et r_i le rang du motif i , l'aire délimitée par la courbe est donnée par :

$$A = \sum_{i=1}^{n-1} \frac{(f_i + f_{i+1})(r_{i+1} - r_i)}{2} \quad (IV.2)$$

Nous calculons l'aire délimitée par la courbe de Zipf à partir des courbes de Zipf obtenues suite au codage de l'image par le codage des rangs généraux. Nous représentons ce descripteurs au niveau de la coordonnée verticale Y dans l'espace de représentation des descripteurs.

- **L'entropie**

Plusieurs méthodologies utilisent une mesure de l'entropie, qui présente un descripteur pertinent dans la vision par ordinateur, afin de détecter des régions saillantes dans les images, tels que dans (Lin et al. 2010) (Wang et al. 2010) ; l'approche populaire de Bruce et Tsotsos (Bruce et al. 2005) calcule les contrastes locaux et emploie une analyse en composantes indépendantes afin de maximiser l'information mutuelle entre les descripteurs. Dans (Kadir et al. 2001), Kadir et Brady définissent la saillance comme une complexité ; les régions correspondantes à une haute complexité du signal ont tendance à avoir des distributions plates, par conséquent, une entropie plus élevée. Les auteurs considèrent ces régions comme des régions saillantes. Donc l'entropie locale exprime une complexité locale ; en effet, la valeur d'entropie est optimisée par l'emploi d'une information mutuelle entre les motifs. Ainsi, un motif est considéré saillant s'il est associé à une valeur d'entropie grande. Dans notre approche, nous calculons l'entropie dans chaque imagerie, une fois nous codons les motifs de l'image par le codage des 9 classes et nous analysons l'image par la loi de Zipf inverse. Cette entropie est relative à la fréquence d'apparition des motifs et est définie par la formule suivante (Cohen et al. 1997) :

$$H_f = - \sum_{f=1}^F \frac{I(f)}{R} \log_F \frac{I(f)}{R} \quad (IV.3)$$

Dans cette formule, $I(f)$ représente le nombre de motifs distincts de la courbe de Zipf inverse ayant une fréquence d'apparition égale à f et F représente le nombre total d'occurrences des motifs dans l'image. L'avantage de cette formule est, pareil pour la loi de Zipf inverse qui est

également définie à partir de la fréquence d'apparition des motifs et exprime la saillance comme des motifs uniques sur un objet qui maximise la discrimination des objets, qu'elle donne plus de poids aux motifs rares dans une image. En général, la région saillante de l'image est caractérisée par des groupes de motifs n'apparaissent qu'une seule fois et différents l'un de l'autre, cependant, spatialement proches. Ainsi, l'entropie relative aux fréquences est adaptée pour la caractérisation d'une région saillante. Nous calculons l'entropie à partir de la courbe de Zipf inverse et nous la représentons dans la coordonnée horizontale X de l'espace de représentation des descripteurs.

IV.4.5. Classification supervisée des imagettes

La classification utilisée dans (Caron et al. 2002) (Caron et al. 2007) (Hamoud et al. 2011) était basée sur un simple partitionnement des espaces de représentation des descripteurs représentant les imagettes, selon des expérimentations ainsi que les spécifications des lois de Zipf et de Zipf inverse. En effet, les méthodes proposées n'ont pas, elles-mêmes, éliminé les régions les moins saillantes mais un seuil a été fixé selon des expérimentations et les spécifications des lois puissance. Cette méthode de classification présente l'inconvénient de l'ambiguïté de fixer ainsi qu'optimiser la valeur du seuil afin d'éliminer les imagettes des régions de faible saillance. Ainsi, ces méthodes ont échoué à détecter la région saillante appropriée. Dans cette fusion, nous utilisons des méthodes de classification plus élaborées appartenant à la classe des algorithmes d'apprentissage supervisé : les machines à vecteur de support (SVM) et l'arbre de décision (J48) dans le processus de classification. Le but de l'utilisation des méthodes basées sur des algorithmes d'apprentissage supervisé est de prédire avec une grande précision les imagettes à classifier. En effet, la tâche du classifieur consiste en la découverte des caractéristiques communes de toutes les imagettes appartenant aux mêmes classes.

IV.5. Résultats expérimentaux de la segmentation d'une région saillante dans une image par la fusion des lois de Zipf et de Zipf inverse ainsi qu'une classification supervisée des imagettes

Nos expérimentations consistent en trois parties: d'abord, nous donnons une analyse quantitative afin de prouver l'utilité des descripteurs de l'aire délimitée par la courbe de Zipf ainsi que l'entropie locale pour la discrimination entre la région saillante et le fond ;

deuxièmement, nous comparons les taux de détection des régions saillantes donnés par la loi de Zipf (Caron et al. 2007) (Hamoud et al. 2011), la loi de Zipf inverse (Caron et al. 2007) (Hamoud et al. 2011) et la fusion de la loi de Zipf et de Zipf inverse présentée dans (Hamoud et al. 2011) ainsi que la fusion de loi de Zipf et de Zipf inverse basées sur les deux classifieurs, à savoir, les machines à vecteur de support (SVM) et l'arbre de décision (J48). En outre, une comparaison qualitative entre les régions saillantes générées par la loi de Zipf, la loi de Zipf inverse et la fusion de la loi de Zipf et de Zipf inverse basée sur le classifieur de l'arbre de décision J48 est fournie. Troisièmement, nous comparons quantitativement et qualitativement la fusion de loi de Zipf et de Zipf inverse basée sur le classifieur de l'arbre de décision avec cinq autres méthodes existantes dans l'état de l'art afin de corroborer ses performances. Nos expérimentations ont été effectuées à travers eclipse 3.5.2 ; pour l'étape de classification, nous avons effectué l'implémentation des classifieurs à travers WEKA 3.6.9 : Waikato environment for knowledge analysis (Witten et al. 1999) (Hall et al. 2009) et nous avons gardé les paramètres d'exécution de chaque classifieur par défaut, sur un processeur Intel Core I7. Le résultat de notre méthode est une carte où la saillance supérieur est indiquée par les valeurs rouges. La figure IV.3 illustre un flux de la procédure globale de la fusion des lois de Zipf et de Zipf inverse proposée.

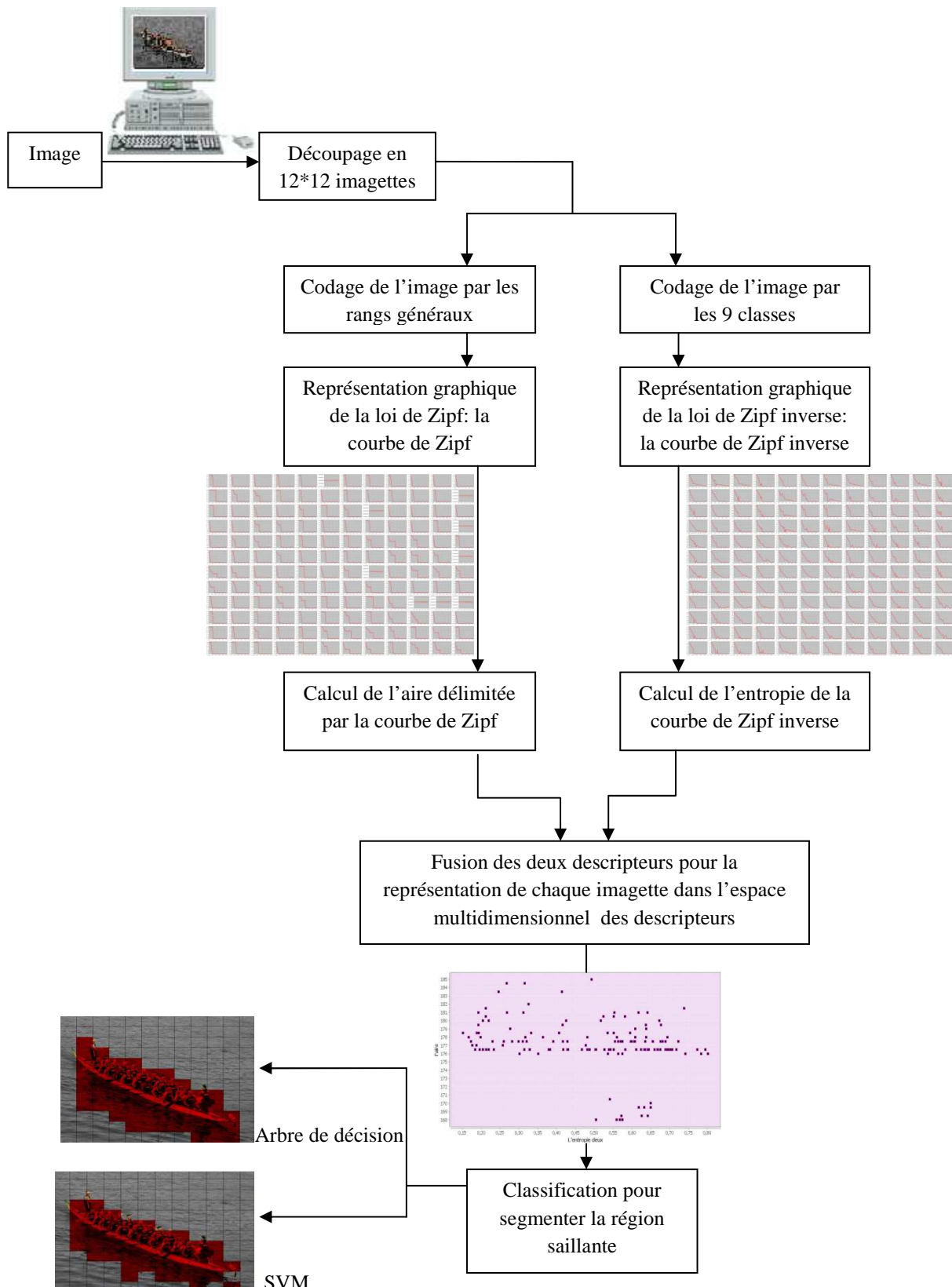


Figure IV.3 Flux du processus global de la fusion des lois de Zipf et de Zipf inverse proposée pour la segmentation d'une région saillante

IV.5.1. Expérimentations basées sur le classifieur : Séparateur à Vaste Marge (SVM)

Durant les deux dernières décennies, le développement de machines qui apprennent automatiquement à partir d'expériences acquises, présentait la motivation principale des chercheurs d'intelligence artificielle. Les Support Vector Machines (Boser et al. 1992), traduit généralement par Séparateurs à Vaste Marge (SVM) sont une classe d'algorithmes d'apprentissage statistique définis pour la discrimination. Ces algorithmes appartiennent à une classe de méthodes appelée méthodes des noyaux dont le principe consiste à projeter les données qui sont non linéairement séparables dans un autre espace ayant une dimension plus élevée où ces données pourront devenir linéairement séparables.

En se basant sur une théorie mathématique très solide, Vladimir Vapnik a développé le Séparateur à Vaste Marge (SVM) (Scholkopf et al. 2002), au début des années 1990. Nous pouvons constater que durant ces années, les SVM ont atteint un progrès remarquable dans leur implémentation ainsi que leur généralisation aux problèmes multi-classes.

Dans leurs débuts, les SVM étaient dédiés à la classification binaire ainsi qu'à la régression. De nos jours, ils ont été généralisés à divers domaines de recherche tels que la vision par ordinateur, le diagnostic médical, la biologie...etc.

Si nous évoquons la discrimination d'une variable dichotomique, les SVM se basent sur la recherche de l'hyperplan de marge optimale qui classe ou sépare correctement les données tout en étant le plus éloigné possible de toutes les observations, ceci, en utilisant une fonction de discrimination ayant une grande capacité de prévision.

Les SVM (Scholkopf et al. 2002) se basent sur le principe de ramener un problème de la discrimination à un problème linéaire de recherche d'un hyperplan optimal.

Nous pouvons atteindre cet objectif par deux moyens : le premier consiste en la définition de l'hyperplan comme une solution d'un problème d'optimisation sous contraintes dont la fonction objective ne s'exprime qu'à l'aide de produits scalaires entre vecteurs, dans lequel le nombre de contraintes actives ou vecteurs supports peuvent contrôler la complexité du modèle.

Le deuxième consiste en la recherche de surfaces séparatrices non linéaires, cela, en introduisant une fonction noyau (kernel) dans le produit scalaire générant une transformation non linéaire des données vers un espace de descripteurs de plus grande dimension.

La fonction noyau permet la définition d'un espace hilbertien, dit auto-reproduisant et isométrique à travers la transformation non linéaire de l'espace initial où le problème linéaire est résolu.

Le principal but de l'introduction de noyaux spécifiques à chaque problématique rencontrée, consiste à offrir une flexibilité à gérer ces problématiques différentes ; nous pouvons citer le diagnostic médical, la reconnaissance des formes...etc.

- **Application des SVM sur les données linéairement séparables**

Dans le cas où les observations sont linéairement séparables, comme illustré sur la figure IV.4, nous distinguons divers frontières de décisions linéaires qui séparent l'échantillon des observations.

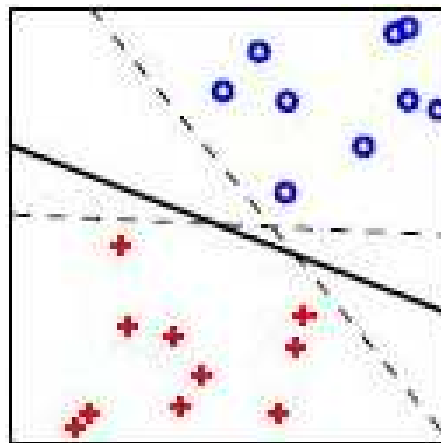


Figure IV.4 Observations linéairement séparables.

Soit $\{(x_i, y_i) ; i = 1, n\}$ un ensemble de vecteurs formes étiquetées avec $x_i \in \mathbb{R}^p$ et $y_i \in \{1, -1\}$.

Un séparateur à vaste marge linéaire (SVM) consiste en un discriminateur linéaire ayant la forme suivante :

$D(x) = \text{signe}(w^T x + b)$ où $w \in \mathbb{R}^p$ et $b \in \mathbb{R}$ sont donnés par la résolution du problème suivant :

$$\begin{cases} \min_{w, b} \frac{1}{2} \|w\|^2 \\ \text{avec } y_i (w^T x_i + b) \geq 1 & i = 1, n \end{cases}$$

La résolution du problème des SVM sur des données linéairement séparables peut se faire à travers un passage par la formation duale de ce problème, en effet, le problème dual est un programme quadratique de taille n relative au nombre d'observations qui peut s'avérer plus facile à résoudre que le problème primal.

- **Application des SVM sur les données non linéairement séparables**

Généralement, la frontière optimale est du type non linéaire. En effet, les SVM gèrent la non linéarité par l'introduction de noyaux non linéaires permettant d'introduire la non linéarité mais sans altérer à la complexité algorithmique du problème rencontré. La figure IV.5 présente un exemple où les observations ne sont pas linéairement séparables.

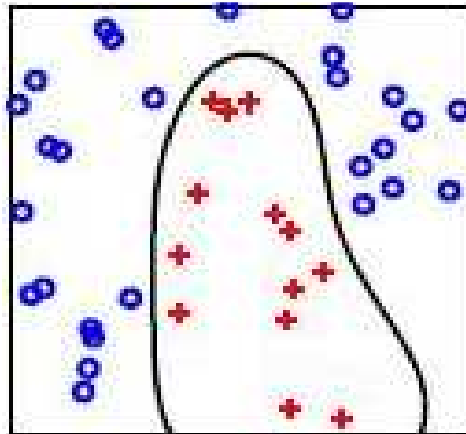


Figure IV.5 Observations non linéairement séparables

Le noyau consiste en une fonction k qui associe à chacun des couples d'observations $(x; x')$ une mesure de leur influence réciproque calculée à travers leur corrélation ou leur distance.

Le principe réside en la considération dans le dual, de l'influence de chacune des observations dans la réalisation de la solution. Nous pouvons constater que l'estimation de cette influence passe par la résolution d'un programme quadratique de taille n relative aux nombre d'observations.

Il est à noter que l'utilisation des noyaux ne permet pas seulement le passage au non linéaire mais une généralisation très intéressante dans la pratique, qui consiste en la définition des SVM sur des objets assez complexes, citant l'exemple des images. Motivés par la grande fortune des SVM dépassant les cercles de la communauté de l'apprentissage artificiel, nous avons opté pour l'utilisation de ce classifieur dans notre processus de classification des images à celles de la région saillante ainsi que celles du fond.

- **Classification des images par les séparateurs à vaste marge (SVM)**

L'SVM est un classifieur utilisant un apprentissage supervisé selon deux phases : l'apprentissage et le test. L'apprentissage exige un ensemble de données ou entrées avec leurs

étiquettes ou leurs sorties qui sont fournis à la machine d'apprentissage. Chacune de ces entrées peut être considérée comme une dimension d'un hyper-plan (Saimurugan et al. 2011), l'SVM construit un hyper-plan qui sépare l'hyper-espace en deux classes afin de parvenir à une séparation maximale entre elles. Une fois que les classes sont séparées par une grande marge, l'erreur de généralisation attendue est minimisée, et lorsque, nous envisageons la classification d'un nouvel ensemble de données ayant une classe inconnue, la probabilité de faire une erreur dans la prédiction de l'appartenance de classe de ses individus selon le classifieur qui a réalisé l'apprentissage doit être minimale. Après l'apprentissage, le test est le processus d'évaluer combien le classifieur a appris pour étiqueter les exemples non déjà traités.

L'SVM vise à trouver une séparation maximale entre les classes, générant deux hyperplans (A^+ et A^-) parallèles au plan de séparation et situés à chaque côté de celui-ci. Les plans sont appelés «plans de délimitation» et la «marge» est la distance entre eux ; les vecteurs de support sont les points situés au-delà des plans de délimitation.

Lorsque nous envisageons de classifier une nouvelle observation ; nous devons savoir si cette observation est du côté de la classe « + » (sortie 1) ou du côté de la classe « - » (sortie -1).

Soit un vecteur d'entrée $x = (x_1, \dots, x_N)^T$, avec un vecteur de poids $w = (w_1, \dots, w_N)^T$

La frontière de décision : $h(x) = 0$ est un hyperplan, appelé hyperplan séparateur ayant la formule suivante :

$$h(x) = w^T x + w_0 \quad (IV.4)$$

Le classifieur linéaire désigne x de classe 1 si $h(x) \geq 0$ et de classe -1 sinon.

Les SVM apprennent la fonction $h(x)$ à travers un ensemble d'apprentissage :

$$\{(x_1, l_1), (x_2, l_2), \dots, (x_p, l_k)\}$$

Où les l_k sont les labels et P est la taille de l'ensemble d'apprentissage.

Nous supposons qu'il existe un hyperplan permettant de séparer les exemples positifs des exemples négatifs, ils en existent beaucoup évidemment, mais nous devons trouver celui qui passe au milieu des points des deux classes. Donc, nous devons chercher l'hyperplan dont la distance minimale aux exemples d'apprentissage est maximale comme indiqué sur la figure IV.6. Cette distance est appelée «marge» entre l'hyperplan et les exemples. D'où l'appellation de la méthode des séparateurs à vaste marge, vu que nous cherchons à maximiser la marge séparatrice.

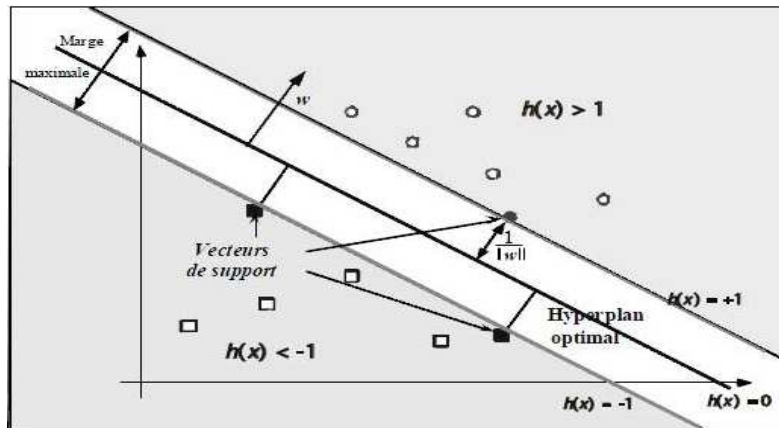


Figure IV.6 Illustration de la notion de vecteur support dans le cas d'un problème linéairement séparable. Les vecteurs supports des deux classes sont en carrés et cercles noirs.

Pour cet hyperplan, la marge vaut $1/\|w\|$, et donc la recherche de l'hyperplan optimal revient à minimiser $\|w\|$. Voyons maintenant ce qu'il en est pour le cas d'attributs non linéairement séparables, en effet, nous avons indiqué précédemment que les noyaux ne permettent pas seulement le passage au non linéaire mais qu'ils permettent également la définition des SVM sur des objets assez complexes comme les images dans notre cas. De ce fait, nous devons intégrer une fonction noyau pour permettre la classification des points non linéairement séparables, représentant les imagerie, à celles représentant la région saillante et celles représentant le fond. Nous distinguons plusieurs noyaux ; les plus populaires sont le noyau linéaire, le noyau polynômial et le noyau gaussien. D'après nos expérimentations, le meilleur noyau adéquat à notre problématique est Pearson VII (PUK) fonction-based universal kernel, qui offre les meilleures performances de prédiction, en outre, dans (Stu et al. 2006), les auteurs affirme que le noyau PUK peut être utilisé comme un noyau robuste, qui rend l'utilisation des noyaux couramment appliqués, à savoir, les noyaux polynomiaux et les noyaux RBF, en fait superflu. Donc, nous avons choisi d'utiliser ce noyau. Sa formule est la suivante :

$$F(x) = H/[1 + (2(x - x_0) \sqrt{2^{(1/\omega)} - 1/\sigma})^2]^\omega \quad (IV.5)$$

Où H est la hauteur du pic au centre x_0 du pic, et x représente la variable indépendante. Les paramètres ω et σ contrôlent la demi-largeur (Pearson width) et le rapport de symétrie du pic. L'étape majeure dans la classification supervisée est l'identification des données d'apprentissage. Dans ce travail, nous avons utilisé 429 imagerie étiquetées pour l'apprentissage et l'évaluation, en effet, l'objectif de l'étiquetage est d'indiquer si oui ou non

les imagettes appartiennent à la région saillante. L'étiquetage des imagettes en deux classes : les imagettes appartenant à la région saillante et les imagettes appartenant au fond des images est basé sur l'annotation des 9 annotateurs, en effet, l'étiquetage a été réalisé selon le rectangle englobant la région saillante qui a été identifiée comme telle par 9 annotateurs humains. Pour évaluer l'efficacité des descripteurs de l'aire sous la courbe de Zipf et l'entropie, nous avons effectué quelques itérations, SVM avec le noyau PUK avait atteint un taux d'imagettes correctement classifiées de 95,8042 % et un taux de 4,1958 % d'imagettes incorrectement classifiées. En effet, SVM a correctement classifié 411 imagettes de 429 imagettes utilisées dans l'apprentissage. Le logiciel WEKA fournit une évaluation sur la l'ensemble d'apprentissage, présentée dans le tableau IV.3.

Tableau IV.3 Évaluation des performances des SVM sur l'ensemble d'apprentissage

TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-Measure	ROC Area
0.958	0.099	0.959	0.958	0.957	0.929

Comme nous pouvons le voir sur le tableau ci-dessus, l'aire sous le graphe de la courbe sensibilité/spécificité ou, plus fréquemment, la courbe ROC (Receiver Operating Characteristic) est d'environ 0,929 (plus grand que 0,9) qui atteste que la prédiction était excellente car l'aire sous la courbe (AUC) indique dans quelle mesure notre approche prédit la région saillante à l'intérieur des images. En effet, la courbe sensibilité/spécificité est une mesure de la performance d'un classifieur binaire, précisément, d'un système qui a pour objectif de classifier des entités en deux groupes distincts. Graphiquement, nous représentons souvent la mesure ROC sous la forme d'une courbe qui donne le taux de vrais positifs (sensibilité : fraction des positifs qui sont détectés (correctement)) en fonction du taux de faux positifs (fraction des négatifs qui sont détectés (incorrectement)). En outre, nous avons effectué la phase de test pour les SVM avec le noyau PUK sur la base d'images MSRA (Liu et al. 2007). Nous avons considéré un sous-ensemble de 450 images, avec leurs annotations, de la base d'images MSRA (Liu et al. 2007). Notre méthode basée sur l'algorithme SVM a réussi à identifier la région saillante dans 405 images aboutissant à un taux de détection de 90%. Nous démontrons la performance de la fusion des lois de Zipf et de Zipf inverse survenant de la classification basée sur les SVM dans quelques images pour la détection d'une région saillante comme le montre la Figure IV.7.

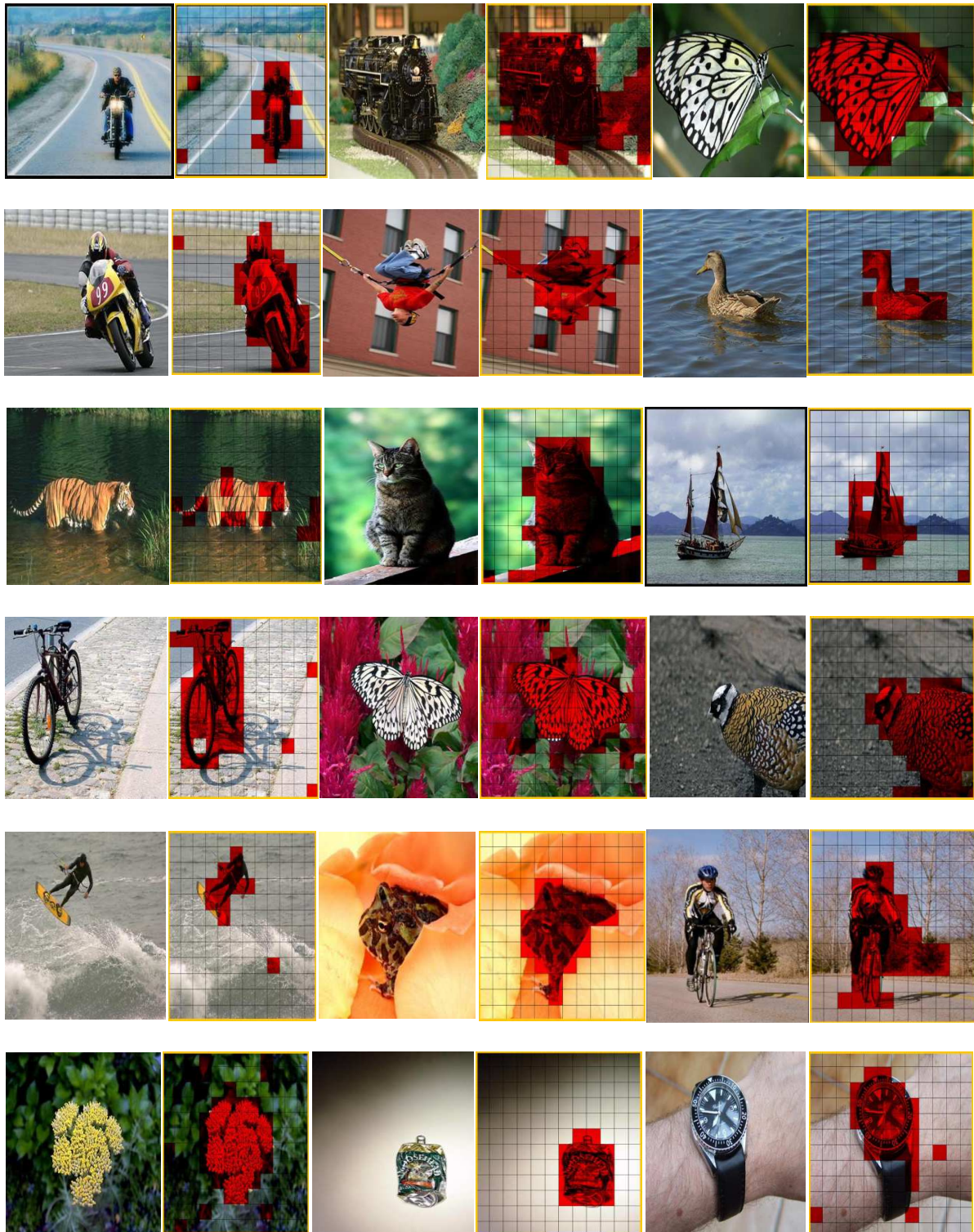


Figure IV.7 Les régions saillantes segmentées par le classifieur SVM : à gauche l'image originale et à droite la région saillante segmentée où les valeurs élevées de saillance sont indiquées par les valeurs rouges.

IV.5.2. Expérimentations basées sur le classifieur : arbre de décision (J48)

Les arbres de décision présentent des règles de classification, basant leur décision sur une suite de tests sur les attributs. En effet, ces tests doivent être organisés de manière arborescente.

Le terme arbre de décision est utilisé au sens informatique : les nœuds internes sont appelés les nœuds de décision. Nous étiquetons chaque nœud de décision par un test appliqué à toute description d'un individu de la population. Généralement, chaque test examine la valeur d'un unique attribut de l'espace des descriptions. Ensuite, les réponses issues des tests correspondent aux étiquettes des arcs issus de ce nœud. Il est à noter que les feuilles sont étiquetées par une classe appelée classe par défaut.

A tout arbre de décision, nous associons une procédure de classification. En effet, à toute description complète est associée une et une seule feuille de l'arbre de décision. Cela en commençant à partir de la racine de l'arbre et en descendant dans l'arbre selon les réponses aux tests qui étiquettent les nœuds internes. La classe associée est alors la classe par défaut associée à la feuille qui correspond à la description. Cette procédure de classification a une traduction immédiate en termes de règles de décision en aboutissant à une règle par branche.

Les arbres de décision présentent divers qualités appréciables (Chao et al. 2008) :

1. La capacité de la classification de n'importe quelle structure de données.
2. Une bonne précision dans la prédiction des problèmes non linéaires.
3. Les décisions sont interprétées aisément.
4. Une rapidité dans la classification.

- **Classification des imquettes par les arbres de décision**

Le principe du classifieur : l'arbre de décision consiste en une division récursive des exemples de l'ensemble d'apprentissage, cela, à travers les tests réalisés sur des attributs jusqu'à l'obtention des sous-ensembles d'exemples contenant seulement des exemples appartenant à une même classe. Les arbres de décision adoptent une technique de construction Top-Down, en construisant l'arbre de la racine vers les feuilles.

Le processus de classification suivi par les arbres de décision consiste en :

1. L'attribution à un nœud s'il est terminal, en décidant si un nœud sera étiqueté comme une feuille ou il portera un test.
2. Si le nœud n'est pas terminal, donc nous devons sélectionner un test à lui attribuer.
3. Si le nœud est terminal, donc nous devons lui attribuer une classe.

L'algorithme général des arbres de décision est le suivant :

Entrée : échantillon S

Initialiser l'arbre courant à l'arbre vide ;

La racine désigne le nœud courant

Répéter

Voir si le nœud courant est terminal

Si le nœud est terminal alors

Lui attribuer une classe

Sinon

Sélectionner un test et générer autant de nouveaux nœuds fils qu'il se trouve des réponses à ce test

FinSi

Explorer un autre nœud s'il en existe

Jusqu'à ce que l'obtention d'un arbre de décision A

Sortie : l'arbre de décision A.

Nous distinguons divers arbres de décision, nous devons effectuer un choix de l'arbre avec lequel nous réaliserons la classification des imagerie à celles représentant le fond et celles représentant la région saillante.

Dans (Zhao et al. 2008) les auteurs utilisent différents types d'arbres de décision afin de trouver des objets actifs par multi-longueur d'onde, telles que l'arbre aléatoire, Stump, REPTree, Random Forest, J48, NBTree et ADTree. Les auteurs ont mené leurs expérimentations sur le logiciel WEKA où ces arbres de décision sont implémentés, ils ont affirmé que lorsque ces arbres de décision sont appliqués pour discriminer les objets actifs, l'algorithme de l'arbre de décision J48 a été le choix optimal considérant la précision et la vitesse à la fois.

Motivées par cette constatation, nous utilisons l'arbre de décision J48, qui représente sous WEKA, l'arbre C4.5 légèrement modifié qui a été largement utilisé dans la classification supervisée (Zhao et al. 2008) (Quinlan. 1993). J48 vise à générer une séquence hiérarchique de tests, la plus réduite possible, puis divise successivement l'ensemble d'apprentissage en sous-ensembles disjoints jusqu'à la détection rapide des sous-groupes d'attributs appartenant à la même classe.

La sélection d'un test à associer à un nœud est une tâche assez délicate. En effet, la construction d'un arbre de décision le plus petit possible compatible avec les données aura de meilleures qualités de généralisation. Donc, nous aurons à rechercher une solution dans un espace réduit, rendant compte au mieux des données.

Naturellement, cela consiste à trouver un test faisant le plus progresser dans la classification des données d'apprentissage. Pour la mesure de cette progression J48 utilise une notion ramenée de la théorie de l'information qui consiste en la différence d'entropie mesurant l'hétérogénéité d'un mélange (Vieira et al. 2012).

Prenons un ensemble E d'exemples divisés en classes : $\omega_1, \dots, \omega_k, \dots, \omega_q$.

L'entropie de la distribution des classes désigne la quantité moyenne d'information nécessaire à l'identification de la classe d'un exemple de S, elle est définie comme suit :

$$\text{Ent}(S) = - \sum_{k=1}^n (P(\omega_k) \log_2(P(\omega_k)))$$

Où $P(\omega_k)$ est la probabilité a priori de la classe ω_k .

Si nous prenons un attribut A de S, le gain de A sera:

$$\text{Gain}(S, A) = \text{Ent}(S) - \sum_{v \in \text{Valeur}(A)} \left(\frac{|S_v|}{|S|} \text{Ent}(S_v) \right)$$

Où v est une valeur de A, et S_v est l'ensemble des exemples de S pour lesquels $A=v$.

Durant la construction de l'arbre et au niveau de chaque division, le gain d'information est calculé pour tous les attributs candidats. Nous choisissons l'attribut qui maximise le gain d'information.

Finalement, nous désignons à un nœud qu'il est terminal, une fois tous les exemples relatifs à ce nœud sont dans la même classe.

L'algorithme entre dans une phase répétitive de cette procédure jusqu'à ce que chaque sous-ensemble de tous les cas dans ce sous-ensemble appartienne à la même classe. Evidemment, par la suite, un nœud de feuille est créé dans l'arbre de décision.

Nous avons utilisé les mêmes 429 imagerie étiquetées pour l'apprentissage et l'évaluation de l'arbre de décision J48, que celles utilisées pour les SVM, en effet, l'objectif de l'étiquetage est d'indiquer si oui ou non les imagerie appartiennent à la région saillante.

Pour évaluer l'efficacité des descripteurs de l'aire sous la courbe de Zipf et l'entropie, nous avons appliqué l'algorithme de l'arbre de décision J48 sur nos données d'apprentissage. Nous

avons observé que j48 avait atteint un taux d'images correctement classifiées de 96.2704% et un taux de 3.7296% d'images incorrectement classifiées. En effet, J48 a correctement classifié 413 images de 429 images utilisées dans l'apprentissage. Le logiciel WEKA génère l'arbre de décision réalisé par l'application de l'algorithme J48 comme mentionné sur la figure IV.8 :

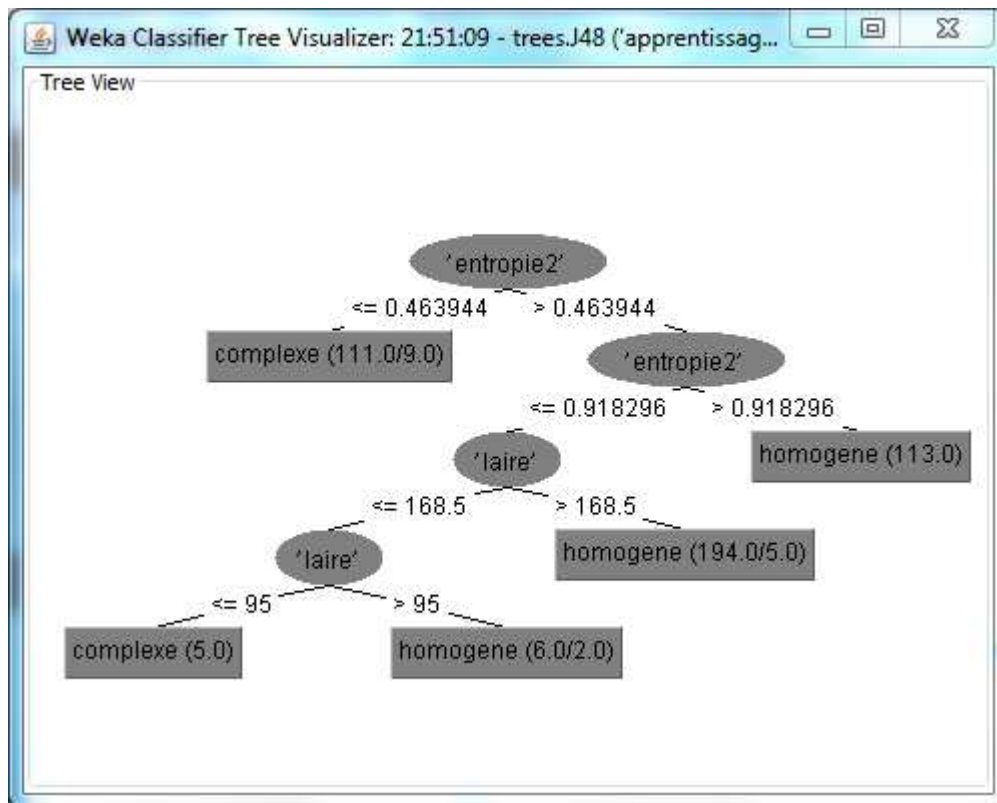


Figure IV.8 L'arbre de décision généré

Le logiciel WEKA fournit une évaluation sur la l'ensemble d'apprentissage, présentée dans le tableau IV.4.

Tableau IV.4. Évaluation des performances de l'arbre de décision J48 sur l'ensemble d'apprentissage

TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-Measure	ROC Area
0.963	0.053	0.963	0.963	0.963	0.972

Comme nous pouvons le constater sur le tableau IV.4, l'aire sous le graphe de la courbe sensibilité/spécificité ou, plus fréquemment, la courbe ROC (Receiver Operating Characteristic) est d'environ 0,972 (plus grand que 0,95) qui attestent que la prédiction était excellente car l'aire sous la courbe (AUC) indique dans quelle mesure notre approche prédit la région saillante à l'intérieur des images. En outre, nous avons effectué la phase de test pour l'arbre de décision J48 sur la base d'images MSRA (Liu et al. 2007). Nous avons considéré le même sous-ensemble de 450 images avec leurs annotations de la base d'images MSRA (Liu et al. 2007) utilisé pour le test des SVM. Notre méthode basée sur l'algorithme J48 a réussi à identifier la région saillante dans 441 images aboutissant à un taux de détection de 98%. Nous démontrons la performance de la fusion des lois de Zipf et de Zipf inverse survenant de la classification basée sur l'arbre de décision J48 dans quelques images pour la détection d'une région saillante comme l'illustre la figure IV.9.

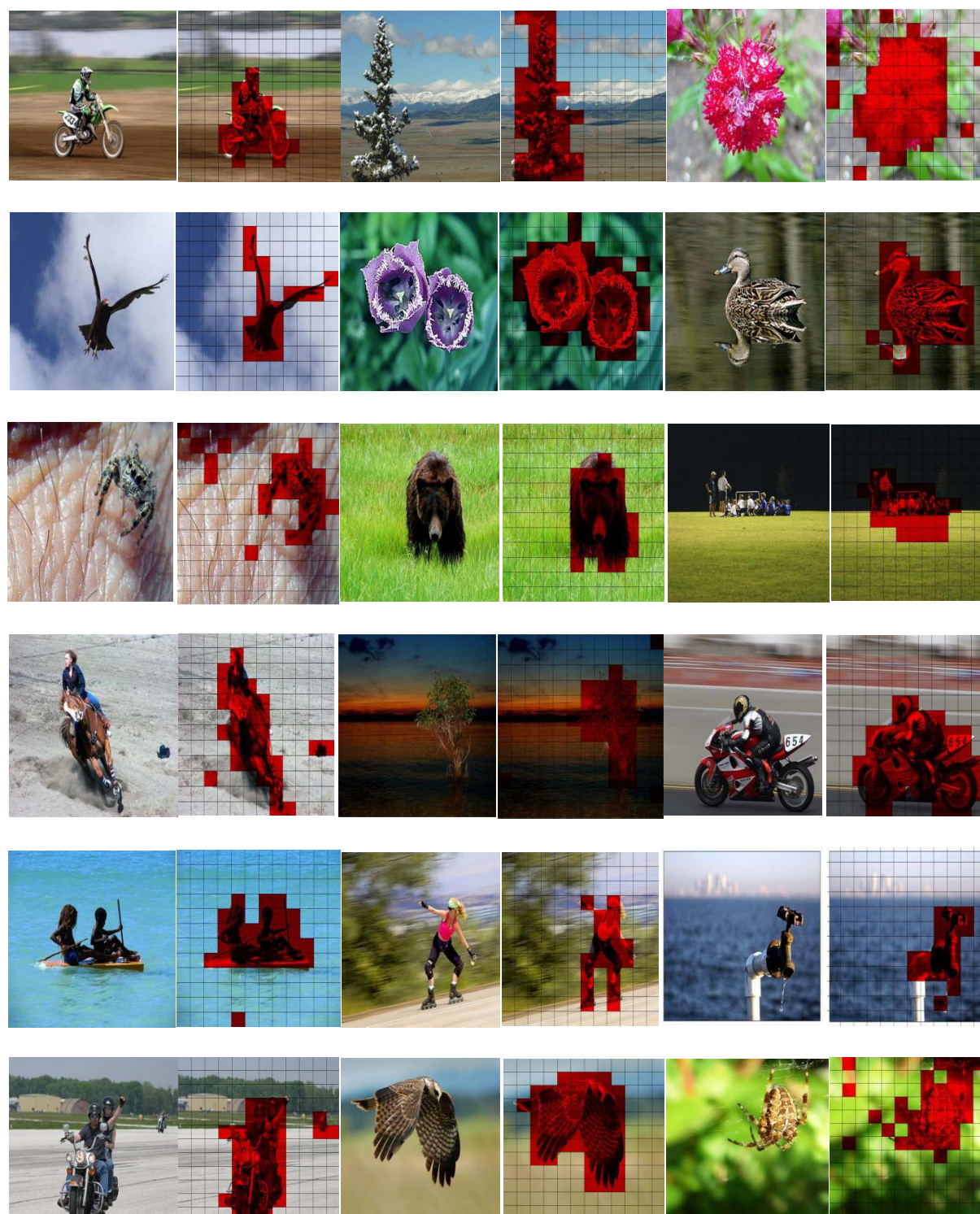


Figure IV.9 Les régions saillantes segmentées avec le classifieur J48 : à gauche l'image originale et à droite la région saillante segmentée où les valeurs élevées de saillance sont indiquées par les valeurs rouges.

IV.6. Comparaison entre les approches basées sur les lois de Zipf pour la segmentation d'une région saillante dans les images

Pour évaluer quantitativement et qualitativement les performances des approches basées sur les lois de Zipf pour la segmentation d'une région saillante dans les images, nous avons mené des expérimentations sur le sous-ensemble de 450 images de la base d'images MSRA (Liu et al. 2007), en appliquant la loi de Zipf (Caron et al. 2007) (Hamoud et al. 2011), la loi de Zipf inverse (Caron et al. 2007) (Hamoud et al. 2011), la fusion de la loi de Zipf et la loi de Zipf inverse présentée dans (Hamoud et al. 2011) et la fusion de la loi de Zipf et la loi de Zipf inverse basée sur les deux classifieurs : SVM et l'arbre de décision J48.

IV.6.1. Comparaison quantitative

Les performances en termes de taux de détection sont mesurées comme nous pouvons le voir sur le tableau IV.5.

Tableau IV.5. Performance des approches basées sur les lois de Zipf en termes de taux de détection sur le sous-ensemble de 450 images de la base d'images MSRA (Liu et al. 2007).

Approches	Taux de détection (%)
La loi de Zipf (Caron et al. 2007) (Hamoud et al. 2011)	45%
La loi de Zipf inverse (Caron et al. 2007) (Hamoud et al. 2011)	75%
La fusion des lois de Zipf et de Zipf inverse présentée dans (Hamoud et al. 2011)	83%
La fusion des lois de Zipf et de Zipf inverse basée sur le classifieur SVM	90%
La fusion des lois de Zipf et de Zipf inverse basée sur le classifieur de l'arbre de décision J48	98%

Comme mentionné, la fusion des lois de Zipf et de Zipf inverse basée sur le classifieur de l'arbre de décision J48 a aboutie aux meilleures performances et améliore les taux de détection donnés par les lois de Zipf et de Zipf inverse appliquées individuellement.

En outre, nous avons évalué de manière empirique les performances des approches basées sur les modèles de lois puissance par la courbe sensibilité/spécificité ou, plus fréquemment, la courbe ROC (Receiver Operating Characteristic), en effet, nous avons considéré le sous-ensemble de 450 images de la base d'images MSRA (Liu et al. 2007) dans la réalisation de la courbe ROC présentée dans la figure IV.10.

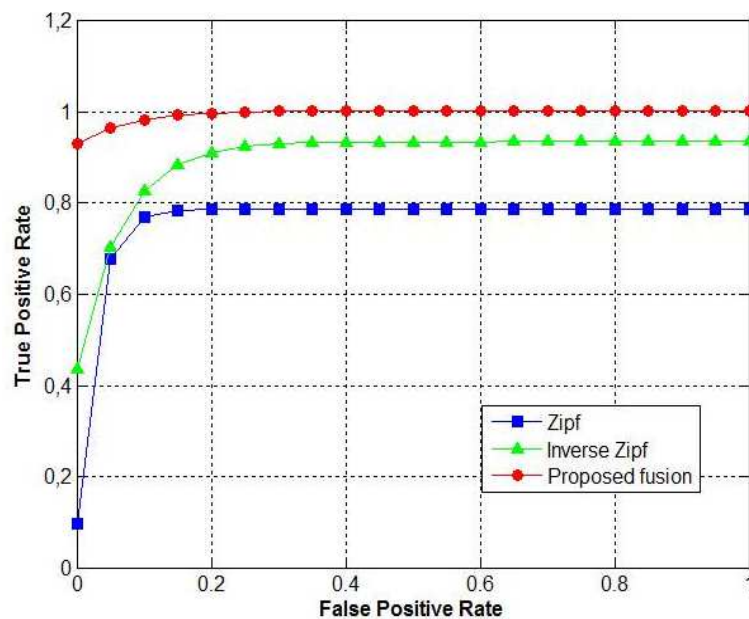


Figure IV.10 Evaluation des performances des approches de segmentation d'une région saillante par la courbe ROC.

Comme nous pouvons le constater, la fusion des modèles de lois puissance proposée est clairement plus performante que les deux modèles de loi puissance appliqués individuellement. Par la suite, nous avons calculé l'aire sous la courbe (AUC) de la courbe ROC et la fusion proposée offre les meilleures performances de 0,9975 comparant à 0,5000 pour la loi de Zipf et 0,8011 pour la loi de Zipf inverse.

IV.6.2. Comparaison qualitative

Sur les figures IV.11 et IV.12, nous proposons une comparaison qualitative des cartes de saillance générées par la loi de Zipf, loi de Zipf inverse et la fusion des lois de Zipf et de Zipf inverse basée sur le classifieur de l'arbre de décision (J48).



Figure IV.11 Comparaison qualitative des cartes de saillance générées par la loi de Zipf, la loi de Zipf inverse et la fusion des lois de Zipf et de Zipf inverse basée sur le classifieur de l'arbre de décision (J48) (partie1).

Notre fusion produit des cartes de saillance qui englobent l'entière région de l'objet et élimine le fond mieux que la loi de Zipf et de Zipf inverse appliquées individuellement.



Figure IV.12 Comparaison qualitative des cartes de saillance générées par la loi de Zipf, la loi de Zipf inverse et la fusion des lois de Zipf et de Zipf inverse basée sur le classifieur de l'arbre de décision (J48) (partie2).

Notre fusion produit des cartes de saillance qui englobent l'entière région de l'objet et élimine le fond mieux que la loi de Zipf et de Zipf inverse appliquées individuellement, même en présence d'un fond complexe.

Il convient de noter que nous avons implémenté les lois de Zipf et de Zipf inverse pour la détection des régions saillantes. Comme nous pouvons le voir sur les deux figures IV.11 et IV.12, la fusion produit des cartes de saillance qui englobent l'entière région saillante des images, en outre, elle élimine le fond représentant le reste des images mieux que les lois de Zipf et de Zipf inverse appliquées individuellement, même en présence de fonds complexes. Contrairement, la loi de Zipf a échoué à détecter l'entière région saillante dans de nombreuses images, d'autre part, la loi de Zipf inverse tend à détecter une région saillante plus grande que prévu, par l'intégration des régions appartenant au fond dans la région saillante détectée telle que l'image de l'enfant sur le vélo, en outre, la loi de Zipf inverse échoue à détecter les détails fins dans les images et intègre un grand nombre d'images appartenant au fond dans la région saillante segmentée telle que l'image du train ou des deux tigres.

IV.7. Comparaison entre la fusion des modèles de lois puissance: Zipf et Zipf inverse basée sur le classifieur de l'arbre de décision (J48) et les approches de l'état de l'art

Nous avons comparé quantitativement et qualitativement les performances de la fusion des modèles de lois puissance: Zipf et Zipf inverse basée sur le classifieur de l'arbre de décision (J48), pour la segmentation d'une région saillante, avec cinq approches de l'état de l'art: la transformée de distance (Rosin. 2009), l'entropie (Bruce et al. 2005), le contraste global (Achanta et al. 2009), l'échantillonnage de l'image (Vikram et al. 2012) et l'auto information (Zhang et al. 2008). Les codes sources de (Rosin. 2009) (Bruce et al. 2005) (Achanta et al. 2009) (Vikram et al. 2012) (Zhang et al. 2008) sont disponibles en ligne. Bien que Vikram et al. et Zhang et al. n'effectuent pas l'extraction des régions saillantes de la carte de saillance, nous avons effectué cette étape avec le seuillage de Tsai's pour faciliter, à la fois, l'évaluation et la comparaison. Les expérimentations ont été effectuées sur le sous-ensemble de 450 images de la base d'images MSRA (Liu et al. 2007).

IV.7.1. Comparaison quantitative

Les performances en termes du taux de détection sont mesurées comme nous pouvons le constater sur le tableau IV.6.

Tableau IV.6 Comparaison des performances de la fusion des modèles de lois puissance: Zipf et Zipf inverse basée sur le classifieur de l'arbre de décision (J48), pour la segmentation d'une région saillante, avec cinq approches de l'état de l'art en termes de taux de détection sur le sous-ensemble de 450 images de la base d'images MSRA.

Approche	Taux de detection (%)
La transformée de distance (Rosin. 2009)	53%
L'entropie (Bruce et al. 2005)	50%
Le contraste global (Achanta et al. 2009)	55%
L'échantillonnage de l'image (Vikram et al. 2012)	56%
L'auto information (Zhang et al. 2008)	65%
La fusion des lois puissance: Zipf et Zipf inverse basée sur le classifieur de l'arbre de décision (J48)	98%

Comme mentionné, la fusion des lois de Zipf et de Zipf inverse basée sur le classifieur de l'arbre de décision J48 aboutie aux meilleures performances par rapport aux cinq approches de l'état de l'art.

IV.7.2. Comparaison qualitative

Nous présentons sur les figures IV.13 et IV.14 une comparaison qualitative de notre approche avec les cinq approches mentionnées ci-dessus, en effet, dans la figure IV.13, nous exposons les résultats de la détection des régions saillantes dans des images présentant un fond uniforme, les approches basées sur une mesure de l'entropie (Bruce et al. 2005) ainsi que sur l'échantillonnage de l'image (Vikram et al. 2012) ne parviennent pas à localiser efficacement la région saillante sur les images dans la majorité des cas, citons l'image du tigre dans le cas de l'approche basée sur l'entropie (Bruce et al. 2005) et l'image de la voiture de course pour l'approche basée sur l'échantillonnage de l'image (Vikram et al. 2012) où de nombreuses régions de saillance élevée ont été considérées comme des régions à faible saillance.

Néanmoins, notre approche met en évidence les moindres détails de la région saillante et donne de très bons résultats de segmentation sur toutes les images.

L'approche de détection de saillance basée sur une transformée de la distance (Rosin. 2009), l'approche de détection de saillance basée sur le contraste global (Achanta et al. 2009) et

l'approche de l'auto-information (Zhang et al. 2008) aboutissent à des performances proches de notre approche dans le cas des images avec un fond uniforme, sauf sur certaines images où elles ignorent des détails fins des régions saillantes telles que les images des motos et de la voiture de course pour l'approche de la transformée de distance (Rosin. 2009), les images du papillon et des motos pour l'approche basée sur le contraste global (Achanta et al. 2009) et l'image du tigre pour l'approche basée sur l'auto-informations (Zhang et al. 2008).

Cependant, ces approches ne sont pas très pertinentes dans le cas d'images présentant un fond complexe comme nous pouvons le constater sur la figure IV.14 ; en effet, elles ne parviennent pas à rejeter le fond de la région saillante obtenue, d'autre part, les régions saillantes détectées n'ont pas mis en évidence la totalité des régions saillantes en éliminant les détails fins de ces régions. L'approche basée sur l'entropie (Bruce et al. 2005) et l'approche d'échantillonnage de l'image (Vikram et al. 2012) ne sont pas également très pertinentes dans la détection des régions saillantes dans des images présentant un fond complexe, en effet, l'approche de saillance basée sur l'entropie (Bruce et al. 2005) ne réussit pas à rejeter le fond dans les régions saillantes détectées et ignore les détails fins de ces régions ; l'approche basée sur l'échantillonnage de l'image réalise une mauvaise localisation de la région saillante par la considération des régions de saillance élevée comme des régions de faible saillance.

Contrairement, notre méthode proposée réussit à mettre en évidence les régions saillantes, même en présence de fonds complexes. Nous pouvons affirmer que sur toutes les images, la fusion des lois puissances : Zipf et Zipf inverse basée sur le classifieur J48 a détecté avec succès l'ensemble des régions saillantes et a rejeté la majorité des fonds complexes; par conséquent, notre fusion basée sur le classifieur J48 surpasse et améliore les cinq méthodes de l'état de l'art.

Chapitre IV : Segmentation d'une région saillante dans une image par la fusion des lois de Zipf et de Zipf inverse



Figure IV.13. Comparaison qualitative des régions saillantes segmentées sur des images présentant un fond uniforme. La méthode proposée réussit à mettre en évidence les moindres détails des régions saillantes, tandis que les cinq autres méthodes ne parviennent pas à l'atteindre.

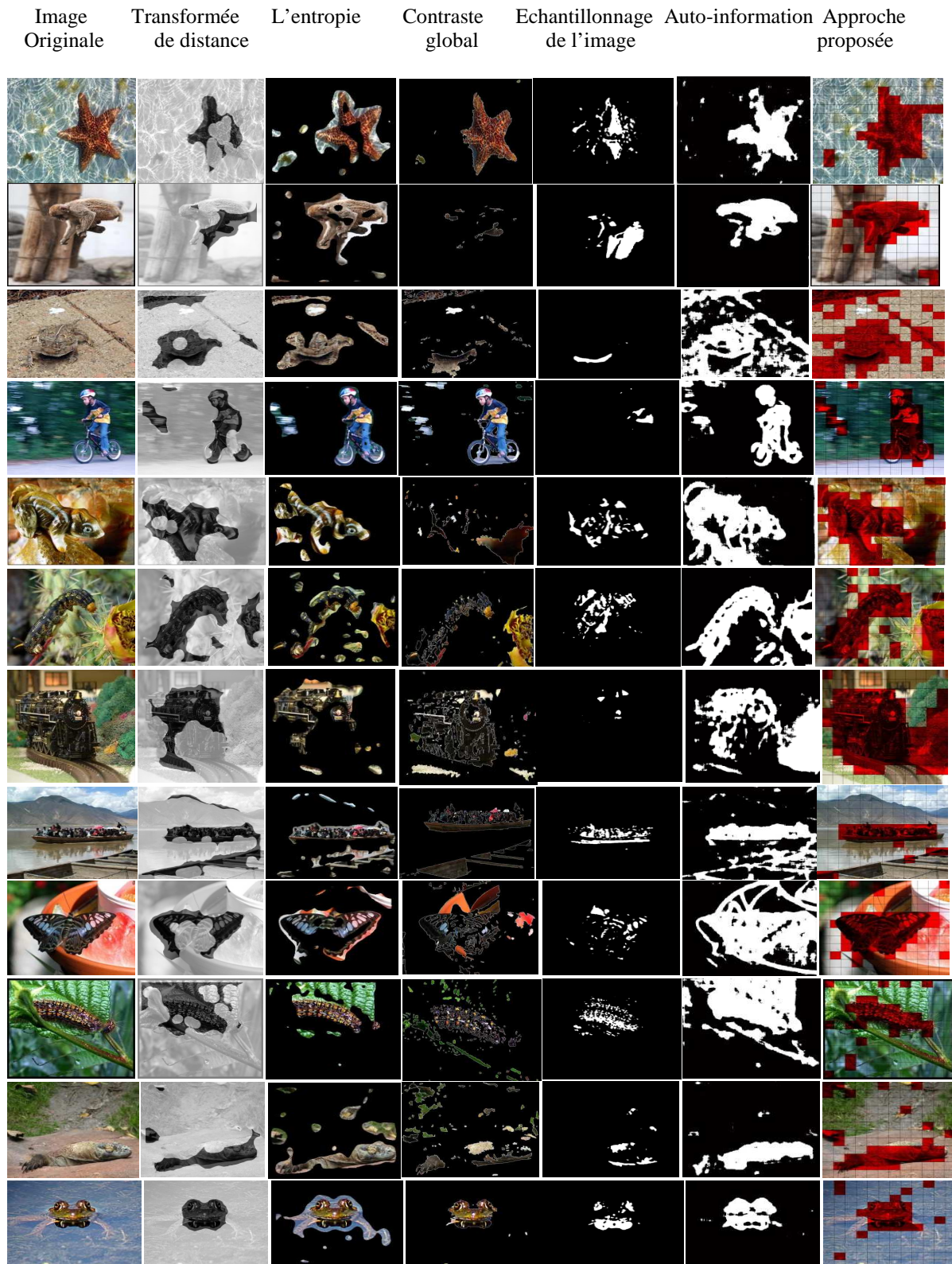


Figure IV.14. Comparaison qualitative des régions saillantes segmentées sur des images présentant un fond complexe. La méthode proposée réussit à mettre en évidence les moindres détails des régions saillantes, même en présence du fond complexe, tandis que les cinq autres méthodes ne parviennent pas à l'atteindre.

IV.8. Conclusion

Nous avons proposé une approche pour résoudre un vieux problème dans la vision par ordinateur, celui de la segmentation d'une région saillante dans une image, basée sur la fusion des modèles de lois puissance : Zipf et Zipf inverse qui imitent les propriétés de la vision primaire humaine afin de segmenter une région saillante dans les images. Notre approche calcule les cartes de saillance par l'élimination des motifs redondants en fonction de leur fréquence d'apparition. En effet, nous considérons les motifs qui se produisent rarement comme saillants tandis que les motifs apparaissant fréquemment comme redondants. L'analyse de la distribution des motifs de texture, permet la caractérisation de la complexité structurelle de la texture dans l'image; par conséquent, cette mesure de complexité peut indiquer la localisation d'une zone perceptuellement saillante dans les images. En effet, il a été supposé que les caractéristiques de bas niveaux représentées dans la carte de saillance, peuvent fournir une explication de la localisation où les humains concentrent leur attention. A partir des résultats obtenus, nous pouvons souligner quelques conclusions intéressantes :

1. Les résultats de segmentation obtenus par la fusion des modèles de lois puissance : Zipf et Zipf inverse basée, à la fois, sur les classifieurs des séparateurs à vaste marge (SVM) ainsi que l'arbre de décision (J48) sont cohérents avec les résultats de la segmentation manuelle humaine. Cependant, la méthode proposée basée sur la fusion des deux lois puissance ainsi que le classifieur de l'arbre de décision (J48) a donnée de meilleures performances que celles abouties par la fusion basée sur le classifieur SVM ainsi que les méthodes existantes : la loi de Zipf, la loi de Zipf inverse, la fusion de tous les descripteurs extrait suite à l'analyse des imageries par la loi de Zipf et de Zipf inverse présentée dans (Hamoud et al. 2011) ; ceci ; sur un sous-ensemble de 450 images de la base d'images MSRA (Liu et al. 2007). En outre, notre approche basée sur le classifieur de l'arbre de décision (J48) aboutie à des performances dépassants les performances de cinq approches de l'état de l'art pour la tâche de détection d'une région saillante dans les images. En effet, elle est adaptée pour réussir à mettre en évidence les régions saillantes de l'image tout en supprimant le fond mieux que les autres méthodes.
2. Notre approche basée sur le classifieur de l'arbre de décision (J48) offre trois avantages par rapport aux méthodes existantes : la segmentation de l'entière région saillante, l'utilisation de la résolution complète de l'image et l'efficacité de calcul.

3. Contrairement à de nombreuses approches de détection de saillance, notre approche opère par le calcul de la saillance sur des régions locales, en effet, il est bien connu que les descripteurs locaux sont assez puissants pour résoudre des tâches de la vision par ordinateur, ainsi, notre approche n'est pas seulement plus efficace, mais plus biologiquement plausible aussi.
4. Les descripteurs de l'entropie et de l'aire délimitée par la courbe de Zipf indiquent une mesure de texture, en effet, lorsque nous les avons extraits et exploités, nous avons affirmé qu'ils fournissent une puissance de discrimination suffisante pour distinguer les deux aspects de la texture de la région saillante ainsi que la texture du fond, grâce à un apprentissage fructueux réalisé par les classifieurs des séparateurs à vaste marge (SVM) ainsi que l'arbre de décision (J48). De plus, nous avons démontré l'efficacité de la caractérisation des régions texturales avec moins de composants dans un espace de petite dimension dans lequel la mise en valeur des aspects visuels les plus pertinents est effectuée, en effet, par l'augmentation du nombre de descripteurs caractérisant les imagerie, la signification de chacun diminue.
5. Les approches de segmentation d'une région saillante basées sur la fusion des modèles de lois puissance: Zipf et Zipf inverse peuvent être considérées comme une alternative pertinente à autres approches de segmentation d'une région saillante, citons l'exemple des approches purement linéaires.
6. Du point de vue de complexité de calcul, notre fusion des lois puissance proposée ne prend que 1,06 s pour segmenter la région saillante d'une image.

Nous pouvons attester que les lois de Zipf et de Zipf inverse sont efficaces pour l'analyse des images numériques, nous allons présenter dans le chapitre suivant les résultats aboutis suite à l'extension de notre champ de recherche vers l'analyse de la mammographie numérique par les lois de Zipf et de Zipf inverse pour un éventuel aide au diagnostic médical du cancer du sein.

Chapitre V. *Les lois de Zipf et de Zipf inverse pour la segmentation et la classification assistées par ordinateur (CADe/CADx) des tumeurs dans les mammographies*

V.1. Introduction

Notre approche basée sur les lois puissance de Zipf et de Zipf inverse s'applique directement sur les pixels de la mammographie; en mesurant la complexité structurelle de la texture au sein des régions (imagettes) qui est toujours différente dans les régions contenant des tumeurs et dans les régions du tissu normal de parenchyme permettant la détection de la région d'intérêt (ROI). Elle diffère légèrement de la segmentation traditionnelle des images (Minh-Nguyen et al. 2013); en effet; notre approche se base sur la détection d'une région d'intérêt (ROI) en segmentant seulement la région saillante dans les mammographies et en la séparant du tissu normal parenchymateux. Cependant, les approches générales de segmentation divisent une image en régions avec des propriétés cohérentes. Par la suite, nous contribuons une nouvelle famille de descripteurs texturaux extraits à partir des courbes de Zipf et de Zipf inverse pour le processus de caractérisation des régions d'intérêt segmentées. Une classification basée sur le classifieur Fuzzy c-means est réalisée pour la distinction entre les régions d'intérêt portant une tumeur maligne, les régions d'intérêt portant une tumeur bénigne et les régions d'intérêt ne procédant pas la maladie.

V.2. La base des mammographies DDMA (Database of Digital Mammograms of Annaba)

Nous avons utilisé la base DDMA de Annaba (laboratoire LRI : Laboratoire de Recherche en Informatique), comprenant des images mammaires numérisées; elles ont été acquises à l'hôpital Ibn Rouchd à Annaba en Algérie par un radiologue expert, qui a mentionné l'emplacement des tumeurs en indiquant leur contour pour permettre la validation des performances de la fusion proposée des modèles de loi puissance: Zipf et Zipf inverse pour la segmentation des tumeurs. L'ensemble de données est composé de 108 images de la mammographie avec une pathologie connue (42 portant une tumeur maligne, 48 portant une tumeur bénigne, 18 sans la présence de tumeurs) pour permettre l'évaluation de l'efficacité des descripteurs de texture proposés, extraits à partir des courbes de Zipf et de Zipf inverse et obtenus suite à l'analyse ses régions d'intérêt par les lois de Zipf et de Zipf inverse, pour le processus de classification et de distinction entre les tumeurs bénignes/malignes ainsi que le tissu de parenchyme normal. La taille en pixels des images mammaires est de 1093x642.

V.3. Caractérisation de la texture dans les mammographies par les lois de Zipf et de Zipf inverse

La texture est un descripteur visuel discriminant et robuste qui a été largement utilisé dans le traitement d'image, la reconnaissance des formes et la vision par ordinateur, dans le but d'identifier des motifs visuels avec des propriétés d'homogénéité qui ne peuvent pas résulter de la présence d'une couleur ou d'une intensité uniquement (Weidong Cai et al. 2008).

Le choix d'une méthode de caractérisation de la texture est étroitement lié à l'application à réaliser d'une part et au type de la texture à discriminer de l'autre. Dans les années 1970, les chercheurs ont été activement impliqués dans les tentatives de la quantification de la texture, par conséquent, une pléthore d'approches de caractérisation de la texture a été suggérée dans la littérature. Malheureusement et à notre grande déception, les recherches dans le domaine de la description et la caractérisation de la texture ont nettement diminué pendant ces dernières années.

Pour une bonne caractérisation de la texture, nous distinguons des propriétés souhaitables des approches de caractérisation de la texture qui devraient avoir les capacités de capturer :

- L'information statistique et structurelle.

- Des aspects visuels significatifs.
- L'information globale et locale de l'image.

D'une autre part, la mesure de l'efficacité de la méthode de caractérisation de la texture comprend :

- La concision de la méthode de caractérisation de la texture pour effectuer la classification.
- La facilité ainsi que la rapidité du calcul des descripteurs de la méthode de caractérisation de la texture.

Compte tenu de la variété des descripteurs de texture proposés dans la littérature, la question suivante s'impose: qu'est ce qui rend un descripteur mieux que d'autres? Outre le potentiel discriminatoire d'une méthode, face à un défi de description de la texture, les propriétés des descripteurs entrent en jeu. En effet, les descripteurs de texture devraient (Zhengr. 2008) :

- Etre robustes au bruit ainsi qu'au paramétrage, tout en ayant une complexité de calcul légère, spécialement, dans le cas d'applications temps réel.
- Avoir une grande distance moyenne entre les interclasses (discrimination), en effet, les descripteurs dans les différentes classes doivent avoir des valeurs très différentes.
- Avoir une faible corrélation avec d'autres descripteurs (indépendance), en effet, les descripteurs ne devraient pas être fortement corrélés entre eux.
- Etre Insensibles aux variables externes, en effet, le changement d'autres descripteurs ne devrait pas affecter de manière significative la fonction des descripteurs dans le classifieur.

Les lois de Zipf permettent d'analyser le contenu structurel de l'image, en effet, nous considérons des primitives consistant en des motifs qui se composent d'un ensemble connexe de pixels, la relation spatiale utilisée par les lois de Zipf est la contiguïté des primitives qui se répètent quasi-périodiquement en calculant la fréquence d'apparition de chacune dans l'image. Ensuite les lois de Zipf modélisent la complexité structurelle de l'image par la répartition statistique de la fréquence d'apparition des primitives de l'image selon une distribution en lois puissance en ordonnant les fréquences d'apparition des motifs de l'image selon un ordre décroissant et en attribuant un rang à chaque fréquence, une distribution en lois puissance est observée. Pour le cas de la loi de Zipf inverse nous attribuons pour chaque fréquence d'apparition obtenue le nombre de primitives ayant cette même fréquence d'apparition, une distribution en lois puissance est observée également.

De ce fait, le voisinage représente la primitive, l'agencement de ses niveaux de gris est la propriété et la texture est caractérisée par la distribution conjointe des niveaux de gris dans le voisinage.

Les modèles de loi puissance: Zipf et Zipf inverse sont une approche non linéaire d'analyse d'image. Par conséquent, elle est intrinsèquement appropriée pour la capture des règles de génération qui régissent l'agencement des structures de base de la texture consistant en les primitives de la texture.

L'interprétation de la mammographie est une tâche difficile, en raison que les mammographies contiennent des régions de tissu adipeux, qui apparaissent noir ainsi que le tissu fibro-glandulaires contenant la structure de la texture (Mitnick. 2005). De ce fait, l'analyse de la texture au sein des mammographies semble être appropriée pour la segmentation et la classification des tumeurs. De plus, La majorité des images médicales acquises et affichées en niveaux de gris, sont fortement texturées faisant que l'examen des images médicales nécessite toujours l'analyse et l'interprétation de l'apparence des tissus. Il représente les variations locales d'intensité en se basant sur différentes propriétés de la texture: la grossièreté, la régularité et l'homogénéité. Vu l'importance de la texture, elle est devenu l'une des caractéristiques les plus puissantes utilisées dans l'analyse et la classification d'images médicales, en effet, nous distinguons deux types de descripteurs; les descripteurs de la texture représentant la relation spatiale entre les pixels et calculés à partir de la région de la tumeur ou la totalité de la mammographie. D'autre part, nous distinguons les descripteurs morphologiques, s'obtenant suite à des mesures standards issus de l'analyse de l'image (Beliakovi. 2012) (Wang et al. 2014).

Les descripteurs texturaux sont plus discriminants dans le processus de classification; les caractères flous rendent difficile la détection du contour d'une tumeur pour le calcul des descripteurs morphologiques en particulier les tumeurs spiculées avec des contours flous. En outre, nous pouvons trouver des cas atypiques de masses bénignes avec des limites spiculées tels que les fibroadénomes ainsi que certaines tumeurs malignes avec des contours normales. Par conséquent, les caractéristiques morphologiques ne peuvent pas différencier les tumeurs malignes et celles bénignes ayant des contours similaires.

Les lois de Zipf et de Zipf inverse sont basées sur une approche statistique, elles permettent de quantifier la structure sous-jacente du contenu de l'image pour caractériser la complexité structurelle de la texture. En effet, l'analyse de la texture dans les mammographies est une technique importante qui étudie les propriétés des niveaux de gris des mammographies. Vu

que l'anatomie du sein est composée de plusieurs structures linéaires constituées de vaisseaux sanguins générant une texture directionnelle orientée dans les mammographies, d'une part, et que les tumeurs provoquent une distorsion et des changements de texture dans le tissu mammaire, d'autre part; donc, la perturbation de l'homogénéité de la texture du tissu du sein est un moyen destiné à détecter des distorsions architecturales dans le sein selon un ensemble de descripteurs de texture extraits des courbes de Zipf et de Zipf inverse des mammographies. Notons que l'utilisation d'outils d'extraction de descripteurs de la texture présente l'avantage de la grande généralité qu'offrent ces outils. En effet, ils utilisent principalement des informations bas niveau permettant de s'affranchir de connaissances a priori qu'utilisent les méthodes guidées exclusivement par un modèle. Notons aussi le fait que dans la plupart des cas, ces outils s'appliquent sur des images en niveau de gris, donc, une binarisation n'est pas systématiquement nécessaire.

Les domaines principaux d'application de l'analyse de la texture sont divisés en catégories : la description et classification de la texture, la description et segmentation de texture, la forme depuis la texture, et la synthèse de texture.

Dans ce chapitre, nous nous concentrons sur la description de texture, dont l'objectif est de caractériser une texture donnée et de l'affecter à une classe de texture. Suite à la réalisation de la description de la texture, nous pourrions effectuer les processus de segmentation de la région d'intérêt présentant les tumeurs dans les mammographies (CADE) ainsi que le processus de la classification de cette région d'intérêt (CADx).

Nous proposons une nouvelle famille de descripteurs texturaux extraits à partir des courbes de Zipf et de Zipf inverse pour la caractérisation de la texture, capturant des aspects différents de propriétés statistiques, structurelles, locales ainsi que globales de la texture analysée. Nous visons à identifier «l'essence» que porte les descripteurs texturaux proposés, de manière à ce qu'il devienne possible de distinguer des attributs différents ainsi que de regrouper des attributs de la même classe.

Les descripteurs texturaux contribués consistent en :

- **L'aire délimitée par la courbe de Zipf**

Un premier critère que l'on peut définir est l'aire délimitée par la courbe de Zipf.

Soit n le nombre de motifs de la courbe, f_i la fréquence et r_i le rang du motif i , l'aire de la courbe est donnée par la formule :

$$A = \sum_{i=1}^{n-1} \frac{(f_i + f_{i+1})(r_{i+1} - r_i)}{2} \quad (V.1)$$

- **Les pentes des courbes de Zipf et de Zipf inverse**

La pente moyenne d'une courbe est le coefficient directeur de la droite des moindres carrés.

Elle est donnée par la formule :

$$p = \frac{n \sum_{i=1}^n y_i x_i - \sum_{i=1}^n y_i \sum_{i=1}^n x_i}{n \sum_{i=1}^n x_i^2 - (\sum_{i=1}^n x_i)^2} \quad (V.2)$$

- **L'entropie de la courbe de Zipf**

Il est possible de définir une mesure d'entropie à partir des fréquences d'apparition des motifs de l'image. Deux formulations de l'entropie sont possibles, l'entropie relative aux motifs et l'entropie relative aux fréquences d'apparition.

- a) **L'entropie relative aux motifs**

L'entropie relative aux motifs est définie par la formule (V.3) pour un ensemble de R motifs distincts :

$$H_w = - \sum_{r=1}^R \frac{f(r)}{T} \log_R \frac{f(r)}{T} \quad (V.3)$$

Dans cette formule, $f(r)$ représente la fréquence du motif de rang r , T représente le nombre total de motifs différents ou non, et on utilise un logarithme de base R.

- b) **L'entropie relative à la fréquence**

L'entropie relative à la fréquence est définie par la formule (Cohen et al. 1997) :

$$H_f = - \sum_{f=1}^F \frac{I(f)}{R} \log_F \frac{I(f)}{R} \quad (V.4)$$

$I(f)$ représente le nombre de motifs distincts de fréquence f et F le nombre total d'occurrences des motifs dans l'image. On utilise un logarithme à base F.

- **La constante alpha**

Pour tout motif appartenant à l'image, la fréquence d'apparition de ce motif * son rang dans la liste ordonnée décroissante des fréquences des motifs de l'image représente une constante.

- **Les ordonnées à l'origine des courbes de Zipf et de Zipf Inverse**

Nous extrayons les ordonnées à l'origine à partir des courbes de Zipf et de Zipf inverse.

V.4. Les lois de Zipf et de Zipf inverse pour la segmentation assistée par ordinateur (CADe) des tumeurs dans les mammographies

Nous allons appliquer la méthode proposée dans le chapitre IV de cette thèse et qui a été détaillée dans la section IV.2 pour la segmentation de la tumeur dans les mammographies. La figure V.1 présente un flux de la procédure globale de la fusion des lois de Zipf et de Zipf inverse proposée, le schéma montre en détail le principe de l'approche de segmentation assistée par ordinateur (CADe) proposée et est enrichi par un exemple de segmentation d'une région d'intérêt (ROI) dans une mammographie.

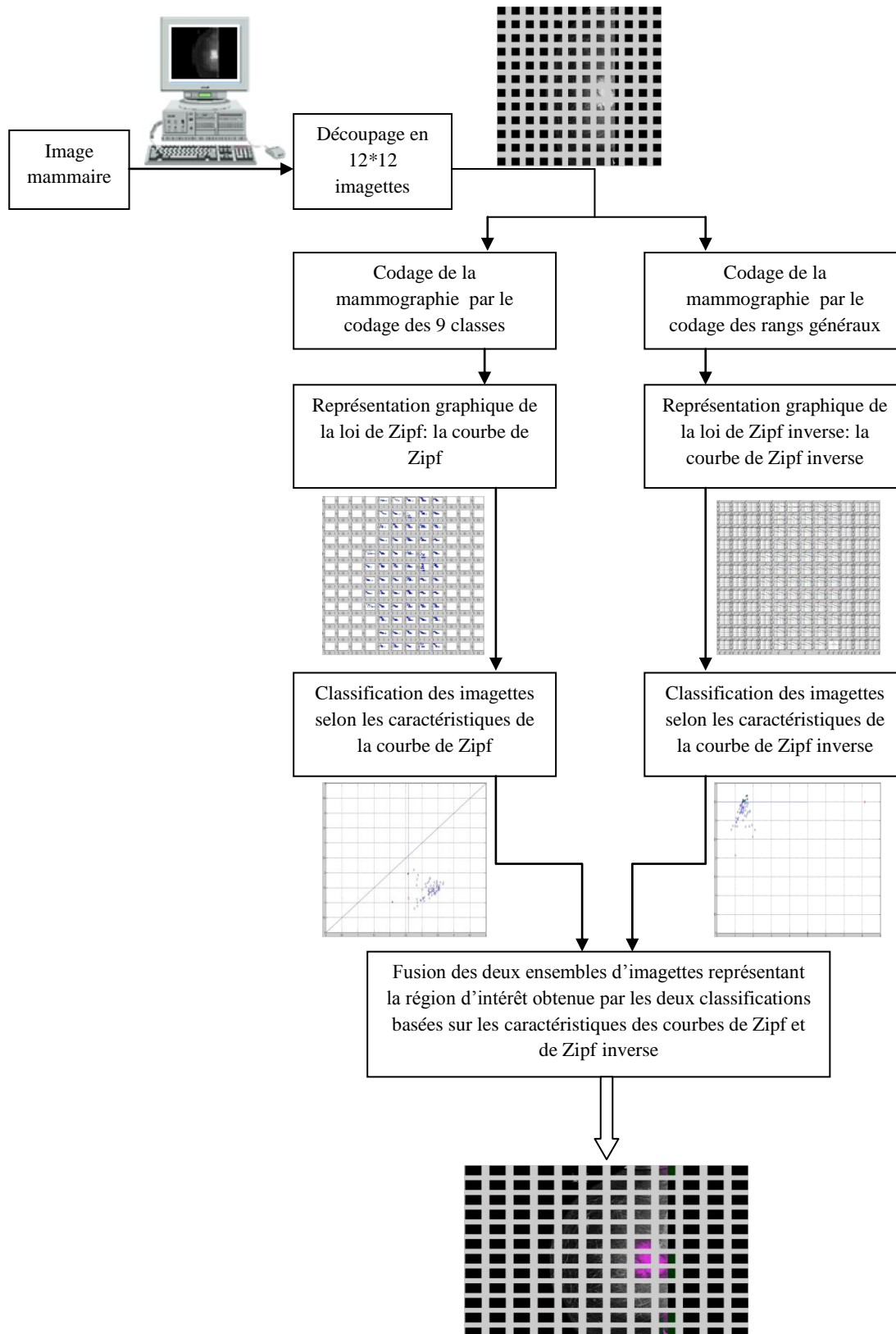


Figure V.1 Flux du processus global de la fusion des lois de Zipf et de Zipf inverse pour la segmentation d'une région d'intérêt dans les mammographies (CADE).

Nous avons obtenu des résultats satisfaisants pour la détection d'une région d'intérêt (ROI) dans les mammographies, en appliquant la fusion des lois de Zipf et de Zipf inverse (Hamoud et al. 2012) comme le montre la figure V.2. En effet, la fusion des deux lois de puissance réussit à localiser les masses par une sensibilité de 92% avec 1,5 faux positifs par image comparé à 50% pour la loi de Zipf et 69% pour la loi de Zipf inverse. La fusion des deux lois réussit à détecter avec une grande précision la région d'intérêt (ROI) quelle que soit la position que les tumeurs peuvent occuper (Hamoud et al. 2013), en détectant toutes les imagerie qui composent la tumeur. Toutefois, la loi de Zipf ne réussit pas dans plusieurs cas à détecter la tumeur entièrement, d'autre part, la fusion des lois de Zipf et de Zipf inverse détecte la région d'intérêt sans l'intégration des imagerie du tissu de parenchyme entourant, dans la majorité des mammographies, comme c'est le cas pour la loi de Zipf inverse appliquée avec le codage des 9 classes qui génère un nombre élevé de faux positifs (Hamoud et al. 2014). Cette évaluation est effectuée par une comparaison entre les régions d'intérêt (ROIs) obtenues par l'algorithme de la fusion des deux lois de puissance et les régions d'intérêt (ROIs) qui sont marquées préalablement par un radiologue.

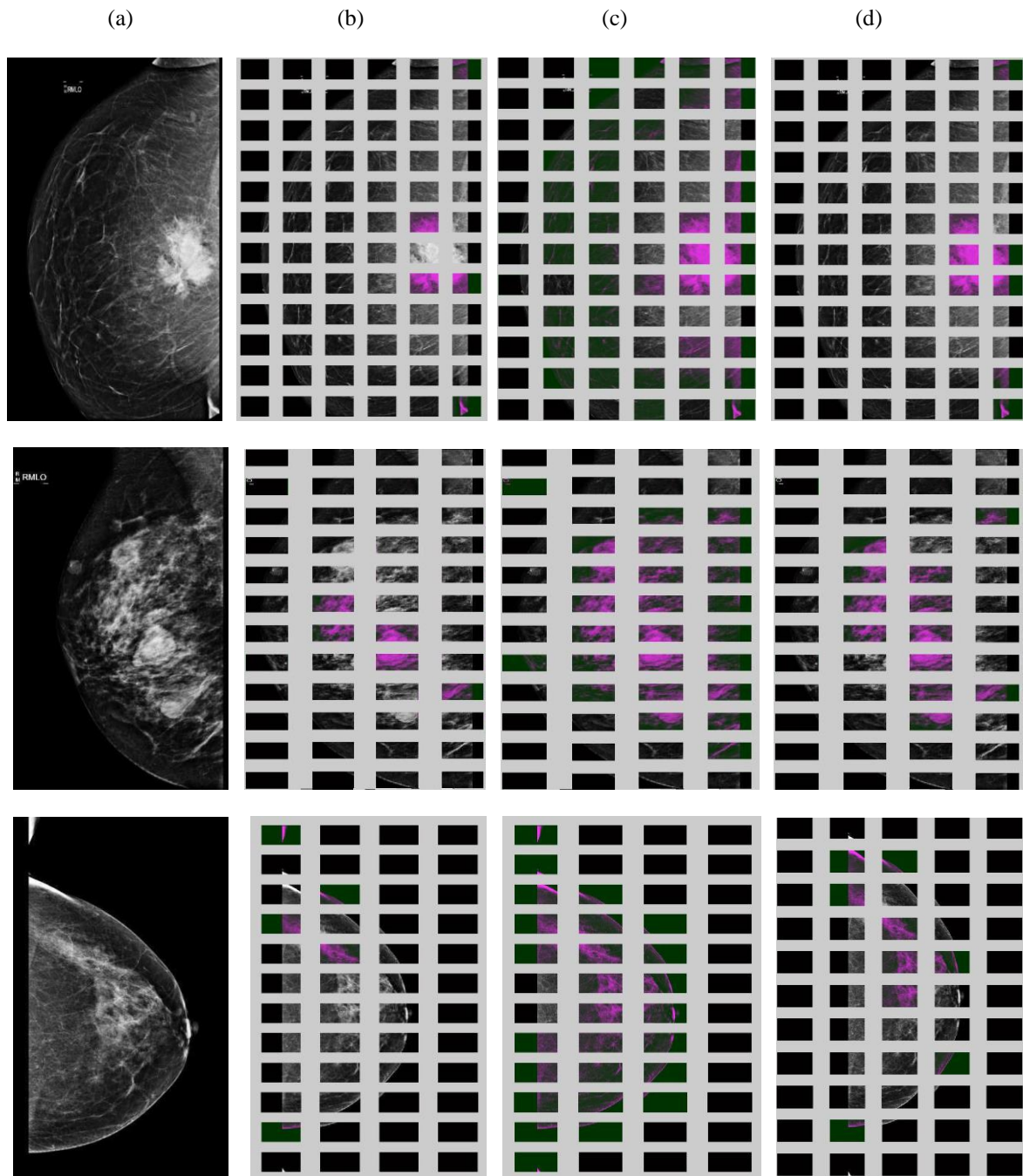


Figure V.2 Détection des tumeurs dans trois mammographies par les lois de Zipf: (a) mammographie originale, (b) la ROI extraite par l'application de la loi de Zipf avec le codage des 9 classes, (c) la ROI extraite par l'application de la loi de Zipf inverse avec le codage 9 classes, (d) la ROI extraite par l'application de la fusion de la loi de Zipf avec le codage des 9 classes et la loi de Zipf inverse avec le codage des rangs généraux.

V.5. Les lois de Zipf et de Zipf inverse pour la classification assistée par ordinateur (CADx) des tumeurs dans les mammographies

V.5.1. Caractérisation des régions d'intérêt par les lois de Zipf et de Zipf inverse

Nous proposons de distinguer les textures sous-jacentes dans des mammographies par les lois de Zipf. L'objectif de la classification des mammographies consiste en la répartition d'un ensemble de mammographies en groupes similaires de mammographies avec un tissu parenchymateux normal, mammographies portant des tumeurs malignes et les mammographies portant des tumeurs bénignes; des descripteurs pertinents et efficaces doivent être utilisés pour la discrimination. En effet, Généralement, les descripteurs de texture des motifs portant des tumeurs bénignes, malignes ainsi que ceux du tissu parenchymateux normal sont différents. Les tumeurs génèrent des perturbations et des changements dans la texture du tissu du sein: des tumeurs bénignes ont une texture homogène alors que les tumeurs malignes ont une texture hétérogène et complexe en raison de leur caractère invasif et les textures des tumeurs malignes et bénignes sont différentes par rapport à la texture du tissu mammaire normal.

Une fois les régions d'intérêt (ROIs) sont détectées dans les mammographies comme indiqué précédemment, nous réalisons un pré-traitement consistant en l'application du codage des rangs généraux. Nous avons choisis d'appliquer ce codage en raison que le codage des images par rangs a été utilisé pour caractériser la texture (Harwood et al. 1985) (Wang et al. 1990) (Patel et al. 1992), d'autre part, les lois de Zipf permettent l'analyse de la texture au sein des images, donc, le codage des régions d'intérêts par les rangs généraux et leur analyse par les lois de Zipf permettront une analyse judicieuse de la texture.

De ce fait, une fois les régions d'intérêt sont pré-traitées par le codage des rangs généraux, nous les analysons par les lois de Zipf et de Zipf inverse pour l'obtention des courbes de Zipf et de Zipf inverse relatives à chaque région d'intérêt, comme il est indiqué sur la figure V.3, afin d'extraire à partir de ces courbes les descripteurs de texture proposés dans la section V.3 pour le processus de caractérisation des régions d'intérêt.

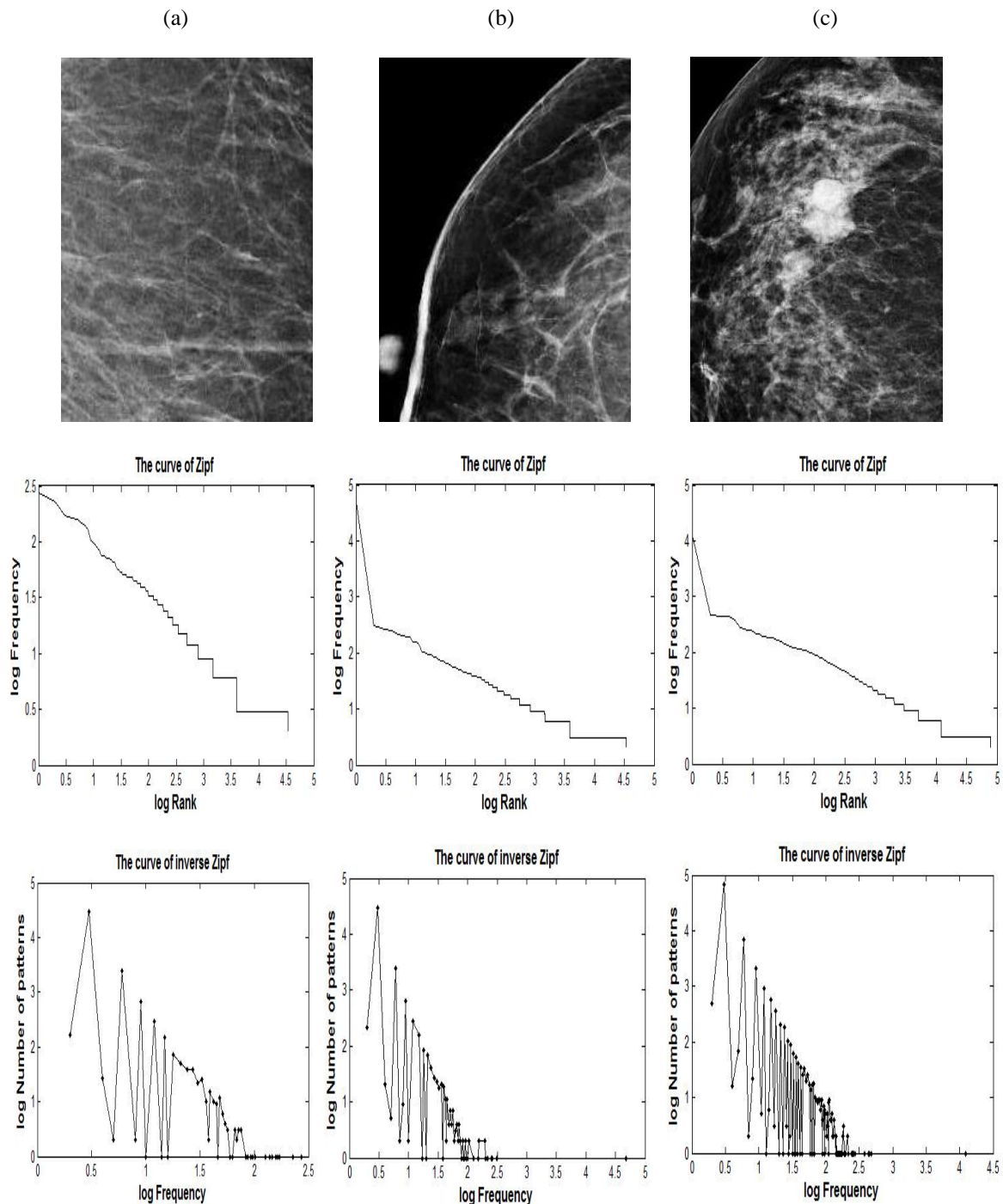


Figure V.3 Les courbes de Zipf (en haut) et de Zipf inverse (en bas) de trois régions d'intérêt obtenus en appliquant le codage des rangs généraux : (a) région d'intérêt sans lésion, (b) région d'intérêt portant une tumeur bénigne et (c) région d'intérêt portant une tumeur maligne.

Comme indiqué sur la figure V.3, les courbes de Zipf et de Zipf inverse du tissu parenchymateux sans lésions, de la région d'intérêt (ROI) représentant une tumeur bénigne et la région d'intérêt (ROI) représentant une tumeur maligne, obtenus suite au codage des

régions d'intérêt (ROIs) par le codage des rangs généraux, sont différentes ; en effet, les courbes de Zipf et de Zipf inverse diffèrent selon le contenu structurel de la région d'intérêt (ROI). Si nous comparons les courbes de Zipf des régions d'intérêt portant une tumeur bénigne et celles portant une tumeur maligne, nous pouvons observer que la région d'intérêt de la tumeur maligne contient beaucoup de détails ainsi qu'une texture complexe, due à la nature hétérogène de la texture des tumeurs malignes et donc il n'y a pas un grand nombre de motifs homogènes. De ce fait, la fréquence d'apparition maximale dans les images est plus basse que la fréquence d'apparition maximale de la courbe de Zipf de la région d'intérêt portant une tumeur bénigne, en effet, la texture des tumeurs bénignes est plus homogène que celles des tumeurs malignes, de ce fait, nous remarquons un nombre de motifs homogènes plus grand et donc une ordonnée à l'origine de la courbe de Zipf plus élevée.

Si nous comparons les courbes de Zipf inverse des régions d'intérêt portant une tumeur bénigne et celles portant une tumeur maligne, nous pouvons constater que la région d'intérêt de la tumeur maligne a une texture complexe, donc, le nombre de motifs ayant une faible fréquence d'apparition est très élevé faisant que la courbe de Zipf inverse a un grand nombre de motifs qui n'apparaissent qu'une seule fois. Au contraire, la région d'intérêt de la tumeur bénigne ayant une texture plus homogène donc il n'y a pas un grand nombre de motifs qui n'apparaissent qu'une seule fois et l'ordonnée à l'origine de la courbe de Zipf inverse est plus basse que celle de la courbe de Zipf inverse de la tumeur maligne.

Ainsi, l'analyse des régions d'intérêt (ROIs) par les lois de Zipf et de Zipf inverse avec le codage des rangs généraux peut être discriminante pour la distinction entre les tumeurs malignes, bénignes et les tissus parenchymateux normaux à travers les descripteurs extraits à partir des courbes de Zipf et de Zipf inverse de chaque région d'intérêt (ROI). Il est à noter que dans le cas des mammographies normales sans lésions, nous avons segmenté une région du tissu mammaire.

V.5.2. Classification des régions d'intérêt par Fuzzy c-means

Fuzzy c-means est une méthode de classification non supervisée développée par Dunn en 1973 (Dunn. 1973) et améliorée par Bezdek en 1981 (Bezdek. 1981) qui a atteint la solution d'optimisation alternée de classification floue en améliorant la performance de partitionnement du Fuzzy c-means. Avec la classification floue, une partition floue est générée basée sur le principe qu'il n'est pas nécessaire d'affecter une classification définitive

à chaque point de l'ensemble de données, en effet, le Fuzzy c-means permet à un point d'appartenir à différentes classes.

Fuzzy c-means a été largement utilisé dans la reconnaissance des formes, en particulier, dans la segmentation d'images médicales (Chen. 1997) (Kannan. 2012) et a été démontré qu'il est puissant face au bruit (Zhang et al. 2010). Ainsi, nous utilisons cet algorithme efficace dans la classification des régions d'intérêt (ROIs) détectées dans les mammographies selon trois classes : la classe des tumeurs bénignes, la classe des tumeurs malignes et celle des tissus parenchymateux sans lésions.

L'algorithme du Fuzzy c-means peut être introduit comme suit:

Soit un ensemble de données $X = \{x_k \mid k= 1, \dots, n\}$ représentant les descripteurs d'un espace vectoriel de dimension finie de réels.

Soit c représentant le nombre de clusters. L'algorithme FCM vise à répartir un ensemble de descripteurs en un nombre de c clusters par la minimisation d'un critère d'erreur quadratique appelée la fonction objective basée sur la métrique de la distance Euclidienne et définie par (Mohammad et al. 2013):

$$J_m(U, V) = \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^n u_{ik}^m d^2(x_k, v_i) \quad (V.5)$$

m est une variable de sorte que : $1.0 < m < \infty$ contrôlant la vitesse et la réalisation de la classification. Plus m est proche de l'infini (∞), plus le flou de la solution est grand et plus est proche de 1; la solution devient de plus en plus similaire à la classification basée k-means (Mohammad et al. 2013). Un choix optimal est de prendre $m = 2,0$.

$d^2(x_k, v_i)$ est la distance euclidienne entre un point x_k et le centre v_i et $V = (v_1, \dots, v_c)$ est le c -uplet de prototypes dont chacun caractérise un des c clusters. Chaque prototype v_i est constitué d'un ensemble de paramètres; ce prototype représente la valeur du centroïde ou d'un élément représentatif du cluster.

u_{ik} représente le degré d'appartenance du point x_k au k -ième sous-ensemble flou de X .

Selon la définition des ensembles flous, les appartenances floues de tout vecteur d'entrée x_k satisfont la contrainte de probabilité $\sum_{i=1}^c u_{ik} = 1$.

La distance euclidienne est définie par la formule V.6:

$$d_E(x_k, v_i) = \|x_k - v_i\|^2 \quad (V.6)$$

La minimisation locale de la fonction objective $J_m(U,V)$ est effectuée en ajustant répétitivement les valeurs d'appartenance u_{ik} et les centres du cluster v_i basé sur les équations suivantes:

$$u_{ik} = \left[\sum_{j=1}^c \left(\frac{d^2(x_k, v_i)}{d^2(x_k, v_j)} \right)^{\frac{1}{m-1}} \right]^{-1} \quad (V.7)$$

Le centre du cluster est défini par :

$$v_i = \frac{\sum_{k=1}^n u_{ik} x_k}{\sum_{k=1}^n u_{ik}}, \quad 1 \leq i \leq c \quad (V.8)$$

Vu que J_m est itérativement minimisé, v_i éventuellement devient plus stable, les équations (V.7) et (V.8) sont appliquées en alternance, jusqu'à ce que des prototypes du cluster se stabilisent.

Ainsi, l'itération du FCM est terminée lorsque la condition de fin $\max \{ \text{abs}(v_i^t - v_i^{t-1}) \} < \epsilon$ est satisfaite, où $v^{(t-1)}$ représente les centres de l'itération précédente, $\text{abs}()$ est la valeur absolue et ϵ est un petit critère d'arrêt prédéfini entre 0 et 1. A la fin, le partitionnement flou est réalisé et tous les points sont répartis en clusters selon l'adhésion maximale u_{ik} .

Notre approche pour la classification des régions d'intérêt (ROIs), en la classe des tumeurs bénignes, la classe des tumeurs malignes ou celle du tissu parenchymateux normal, est basée sur une procédure de classification floue. A cet effet, nous utilisons l'algorithme du Fuzzy c-means ayant des applications réussies dans plusieurs problèmes de classification. Le classifieur est appliqué sur les vecteurs descripteurs de la texture extraits à partir des courbes de Zipf et de Zipf inverse des régions d'intérêt (ROIs) et stockés dans des index ; en vue d'atteindre l'objectif d'une classification efficace des régions d'intérêt (ROIs). La figure V.4 présente le processus illustrant les étapes de classification assistée par ordinateur (CADx) des régions d'intérêt segmentées dans les mammographies.

Le résultat de la classification floue est une partition floue obtenue par le principe de l'adhésion partielle générée par le degré d'appartenance de chaque motif dans un cluster donné.

Nous nous basons sur les étapes suivantes pour la classification des régions d'intérêt (ROIs) par le Fuzzy c-means (Mohammad et al2. 2013):

- 1- Acquisition des vecteurs descripteurs des régions d'intérêt (ROIs) détectées et les distribuer dans un ensemble de données X .
- 2- Initialisation de $c = 3$ clusters (nous avons le cluster des tumeurs bénignes, le cluster des tumeurs malignes et le cluster du tissu parenchymateux normal) ; $m = 2,0$ et erreur = 0,301.
- 3- Initier au hasard le centre des vecteurs, V_0 .
- 4- Calculer u_{ik} comme mentionné dans (V.7).
- 5- Calculer les nouveaux centres des vecteurs des clusters comme indiqué dans (V.8).
- 6- Si $\max \{ \text{abs} (v_i^t - v_i^{t-1}) \} < \epsilon$ alors arrêter; sinon retourner à l'étape 4.
- 7- Affectez les régions d'intérêt (ROIs) aux clusters en fonction de leurs appartenances maximales.

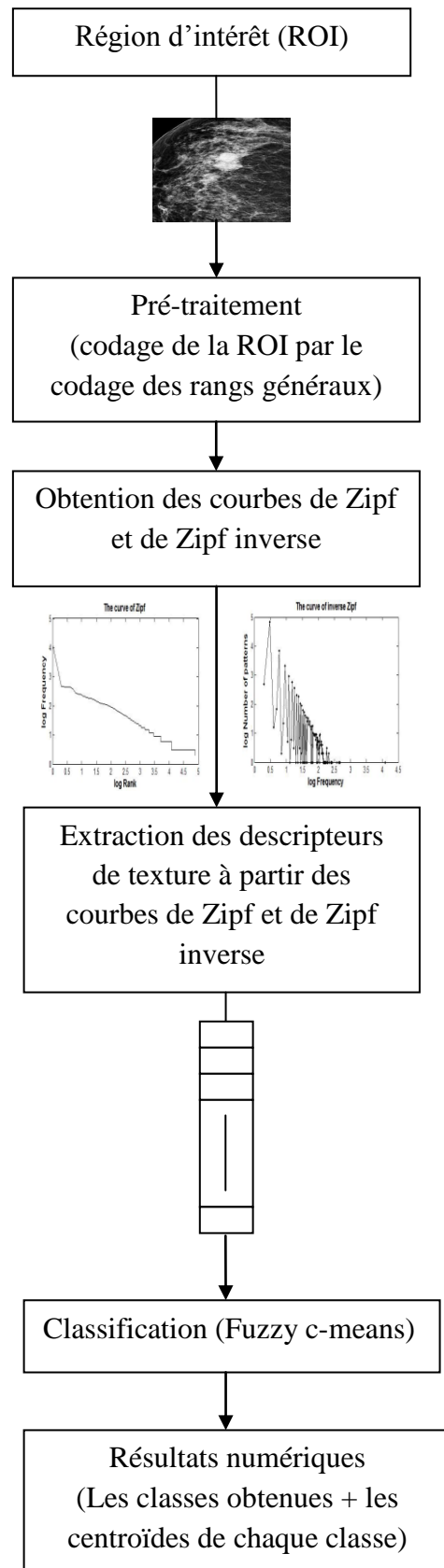


Figure V.4 Processus de classification assistée par ordinateur (CADx) des régions d'intérêt segmentées dans les mammographies.

V.6. Résultats obtenus et discussion

Les paramètres du Fuzzy c-means suivants ont été utilisés comme une norme pour toutes les expérimentations menées: $m = 2.0$, erreur = 0.301 et $c = 3$. La base de données présentée dans la section V.2 a été utilisé pour les expérimentations, nous avons extrait le contenu visuel des mammographies, constitué d'un ensemble de descripteurs de la texture obtenus suite à l'analyses des régions d'intérêt par les lois de puissance: Zipf et Zipf inverse en appliquant le codage des rangs généraux. Une fois les descripteurs sont obtenus, l'étape suivante est la classification, où le classifieurs Fuzzy c-means traite et analyse les descripteurs calculés et associe leurs régions d'intérêt correspondantes avec les classes de texture appropriées.

Nous avons utilisé la précision de la classification (ACC), la sensibilité et la spécificité pour tester les performances de notre approche de diagnostic du cancer du sein (CADx). En effet, nous les avons défini en fonction de la matrice de confusion indiquée dans le tableau V.1; où TP est le nombre de vrais positifs, ce qui signifie que certains cas ayant le cancer du sein sont correctement classés comme ayant le cancer du sein avec notre CADx; FN est le nombre de faux négatifs, ce qui signifie que certains cas ayant le cancer du sein sont classés comme des cas sains avec notre CADx; TN est le nombre de vrais négatifs, ce qui signifie que certains cas sain sont correctement classés comme des cas sains avec notre CADx; et FP est le nombre de faux positifs, ce qui signifie que certains cas sains sont considérés comme ayant le cancer du sein avec notre CADx (Ganschow et al. 2008).

- Précision de la classification

$$ACC = \left[\frac{TP+TN}{TP+FP+FN+TN} (\%) \right] \quad (V.9)$$

$$ACC = \left[\frac{38+56}{38+10+4+56} (\%) \right] = 87\%$$

- Sensitivité

C'est la proportion des positifs réels qui sont correctement identifiés comme cancer du sein.

$$\text{Sensitivité} = \left[\frac{TP}{TP+FN} (\%) \right] \quad (V.10)$$

$$\text{Sensitivité} = \left[\frac{38}{38+4} (\%) \right] = 90.47\%$$

- Spécificité

C'est la proportion de négatifs réels qui sont correctement identifiés comme des cas sains.

$$\text{Spécificité} = \left[\frac{TN}{TN+FP} (\%) \right] \quad (\text{V.11})$$

$$\text{Spécificité} = \left[\frac{56}{56+10} (\%) \right] = 84.84\%$$

Tableau V.1 La matrice de confusion de l'approche d'aide au diagnostic médical du cancer du sein (CADx)

	Prédiction positive	Prédiction négative
Positive réel	TP (38)	FN (4)
Négative réel	FP (10)	TN (56)

Nous pouvons affirmer que l'approche d'aide au diagnostic médical du cancer du sein (CADx) basée sur le classifieur Fuzzy c-means est performante, atteignant une précision de classification de 87%, une sensibilité de 90,47% et une spécificité de 84,84%. Néanmoins, selon le point de vue des radiologues, à qui les systèmes d'aide au diagnostic (CADx) sont destinés, l'inconvénient de ces systèmes réside dans le fait que le résultat ou la sortie d'un classifieur n'est pas familiarisée à eux. En effet, il est difficile pour les radiologues d'analyser et d'interpréter un aide au diagnostic abstrait sous la forme de valeurs numériques.

Les systèmes actuels d'aide au diagnostic médical du cancer du sein basés sur la sortie d'un classifieur ont été associés à une précision réduite d'interprétation de la mammographie du dépistage (El Naqa et al. 2014). Ces constats négatifs génèrent un besoin instamment du développement de techniques plus perfectionnées pour l'analyse des mammographies. Nous visons à renforcer la performance du diagnostic assisté par ordinateur basé sur la sortie numérique d'un classifieur (CADx), par la proposition d'un système d'indexation et de recherche des mammographies par le contenu ; susceptibles de fournir des possibilités nouvelles et passionnantes pour l'analyse et l'interprétation des mammographies. En effet, un système d'indexation et de recherche des mammographies par le contenu présente un potentiel fort comme un outil précieux pour le diagnostic assisté par ordinateur en mammographie (El Naqa et al. 2014).

V.7. Conclusion

Nous avons obtenu des résultats satisfaisants de détection et de classification des tumeurs dans les mammographies sur une base de mammographies précédemment analysée, illustrant que les lois puissance: Zipf et Zipf inverse sont adéquates pour l'analyse des mammographies. En effet, nous avons obtenu un taux de segmentation des tumeurs de 92% par notre système de détection assistée par ordinateur (CAdE) des tumeurs ainsi qu'un taux de 87% par notre approche de classification des mammographies (CADx), représentées par des régions d'intérêt. Néanmoins, les radiologues trouvent une difficulté à interpréter l'aide au diagnostic assisté par ordinateur du cancer du sein se basant sur la sortie numérique d'un classifieur.

Comme alternative aux systèmes d'aide au diagnostic médical du cancer du sein se basant sur la sortie abstraite d'un classifieur, nous proposons un système d'indexation et de recherche des mammographies par le contenu où l'aide au diagnostic sera fourni aux radiologues sous forme de cas préalablement diagnostiqués et indexés dans une base de mammographies, les radiologues se base sur ces cas retournés par le système pour l'élaboration du diagnostic final d'un cas en cours d'analyse.

Nous présenterons dans le chapitre suivant le système MammoZipf proposé pour l'indexation et la recherche des mammographies par le contenu (CBMIIR).

Chapitre VI : *MammoZipf, le système d'indexation et de recherche des mammographies par le contenu*

VI.1. Introduction

En médecine, la majorité des images médicales acquises sont actuellement stockées avec une description limitée basée sur le texte ainsi que leur contenu. En conséquence, les bases d'images médicales s'élargissent et il devient de plus en plus évident que ces descriptions textuelles simples sont insuffisantes pour la bonne recherche et la récupération des images médicales. Des informations précieuses de diagnostic et de pronostic sont stockées dans ces bases de données et malheureusement inutilisables, de ce fait, la demande augmente pour le développement de techniques de recherche exploitant ces données importantes.

Le diagnostic basé sur la comparaison des mammographies préalablement analysées et diagnostiquées avec des mammographies en cours d'analyse, associé à des états pathologiques est devenue l'une des principales approches de raisonnement à base de cas ou de la médecine fondée sur des cas préalablement traités (Weidong Cai et al. 2008), en effet, le radiologue construira son diagnostic à partir d'autres mammographies de la même modalité ou la région anatomique de la mammographie en cour d'analyse.

VI.2. MammoZipf : le système proposé pour l'indexation et la recherche des mammographies par le contenu

La recherche d'images par le contenu est une technique prometteuse pour le diagnostic assisté par ordinateur dans le domaine de l'imagerie médicale; un système d'indexation et de recherche d'images médicales par le contenu (CBMIIR) comprend les éléments clés suivants (Chang et al. 2013): l'acquisition de l'image médicale requête grâce à l'interface du système, le traitement, l'extraction des descripteurs de l'image médicale, la mesure de similarité avec les images médicales diagnostiquées et indexées dans la base, l'indexation du nouveau cas traité et l'affichage des résultats de recherche. Autrement dit, un système d'indexation et de recherche des images médicales doit avoir la capacité d'un système de base de données ayant une interface transparente avec les radiologues (Cherry et al. 2012).

Nous nous intéressons à la recherche des mammographies par le contenu, les images mammaires sont des images d'intensité représentées par des niveaux de gris; en effet, les descripteurs de couleur ne peuvent pas être utilisés dans la recherche d'images par le contenu. D'autre part, les images mammaires sont acquises selon plusieurs modalités et ont tendance à présenter un contraste faible et un bruit élevé. Ainsi, le développement de systèmes d'indexation et de recherche des mammographies par le contenu (CBMIIR) impose des défis en comparaison avec les systèmes de recherche des images numériques par le contenu (CBIR), en effet, Offrir une caractérisation appropriée de la mammographie avec l'archivage et la gestion de la grande quantité des mammographies produites dans les hôpitaux et les centres de dépistage du cancer du sein sont les défis du développement de CBMIIR.

Nous présentons MammoZipf, un système d'indexation et de recherche des mammographies par le contenu (CBMIIR), qui aide les radiologues dans le diagnostic du cancer du sein en s'appuyant sur une technique template-matching. En effet, le système proposé fournit à partir des cas déjà diagnostiqués et archivés dans une base de données, les images de mammographie, connus pathologiquement, les plus similaires au cas en cours d'évaluation. Par la suite, le système utilise les cas récupérés de la recherche pour l'adaptation du résultat de la classification en affectant la mammographie requête à la classe de la mammographie la plus similaire dans la base de données.

Donc CBMIIR offre un résultat pertinent en appui de cas déjà diagnostiqués, avec la classe où appartient le cas en cours d'évaluation.

Nous incorporons les lois puissance : Zipf et Zipf inverse dans le domaine d'indexation et de recherche des mammographies par le contenu (CBMIIR) pour la caractérisation des

mammographies. En outre, nous contribuons un nouveau codage des motifs basé sur une fusion des deux codages de l'écart-type et des rangs généraux pour l'extraction de l'ensemble des descripteurs texturaux proposé dans la section V.3. Ces lois agissent directement sur les pixels pour mesurer la complexité structurelle de la texture dans les mammographies.

Les requêtes dans les systèmes d'indexation et de recherche des mammographies par le contenu (CBMIIR) peuvent être effectuées sur la base de la similarité entre les descripteurs globaux des mammographies, la similarité entre les descripteurs associés à un constat radiologique spécifique ou la similarité entre les régions d'intérêt (ROIs) dans les mammographies (Kinoshita et al. 2007). Notre système MammoZipf effectue des requêtes sur la base de la similarité entre les caractéristiques structurelles générales des seins. Ainsi, nous analysons les dépendances spatiales des niveaux de gris de la texture du tissu mammaire par les lois de Zipf et de Zipf inverse qui génèrent la courbe de Zipf et de Zipf inverse.

Nous contribuons une fusion de l'écart type et du codage des rangs généraux. En effet, l'écart-type est un concept mathématique définie en probabilités et appliqué dans les statistiques; il est utilisé pour mesurer la dispersion d'un ensemble de données. L'écart-type se produit dans les probabilités pour comparer les distributions entre les variables. D'autre part, les lois puissance: Zipf et Zipf inverse sont basées sur une approche statistique; elles permettent de quantifier la structure sous-jacente du contenu de l'image et les descripteurs extraits des lois estimées caractérisent la texture au sein de l'image. Nous fusionnons le codage de l'écart type qui étudie la distribution statistique d'un ensemble de données avec le codage des rangs généraux qui caractérise la texture dans les images afin d'adapter le codage utilisé pour les motifs des images de la mammographie aux spécifications des lois de Zipf et de Zipf inverse. L'utilisation de cette mesure commence par la construction d'une image de l'écart-type. Pour cela, nous analysons l'image avec un masque de 3x3 et nous calculons l'écart type des niveaux de gris des pixels du masque. On associe la valeur d'écart-type au pixel situé au centre du masque. Ensuite, nous appliquons le codage des rangs généraux (Harwood et al. 1985) (Wang et al. 1990) (Patel et al. 1992). Une fois les mammographies sont pré-traitées par la fusion du codage de l'écart type et celui des rangs généraux, nous les analysons par les lois de Zipf et de Zipf inverse pour obtenir les courbes de Zipf et Zipf inverse relatives à chaque mammographie, afin d'extraire à partir de ces courbes les descripteurs de texture proposés dans la section V.3.

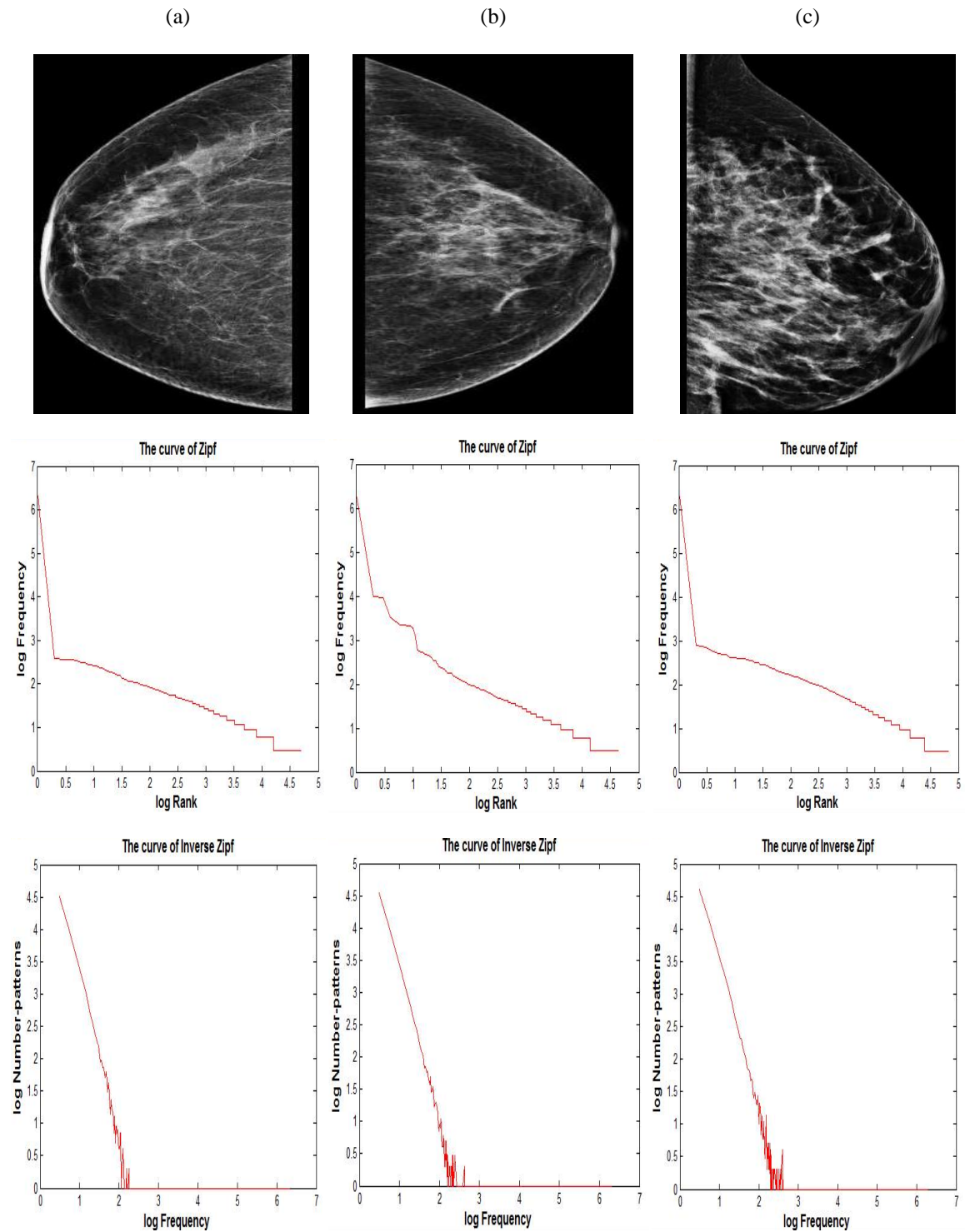


Figure VI.1 Les courbes de Zipf (en haut) et de Zipf inverse (en bas) de trois mammographies obtenues en appliquant la fusion du codage de l'écart type et des rangs généraux : (a) mammographie sans lésion, (b) mammographie portant une tumeur bénigne et (c) mammographie portant une tumeur maligne.

Comme mentionné dans le schéma de la figure VI.2, le système proposé est constitué de deux phases:

- **La phase hors ligne :** l'analyse des mammographies par les lois de Zipf et de Zipf inverse est effectuée et les courbes de Zipf et de Zipf inverse sont obtenues afin d'extraire le contenu visuel qui consiste en un vecteur multidimensionnel de descripteurs de la texture pour chaque mammographie de la base DDMA. Puis, les vecteurs descripteurs sont indexés dans la base de données.

- **La phase en ligne :** un radiologue expert soumet une mammographie requête au système; cette image de mammographie est converti en un vecteur multidimensionnel de descripteurs de texture.

La similarité entre le vecteur descripteur de la mammographie requête et le vecteur descripteur de chaque mammographie dans la base de données indexée est mesurée par la distance euclidienne qui a l'avantage d'être intuitivement évidente, par ailleurs, elle représente la mesure la plus couramment utilisée dans les systèmes CBIR (Kinoshita et al. 2007) et a été utilisé dans plusieurs systèmes CBMIR (Da Silva et al. 2011) (Muramatsu et al. 2007) (Abraham Chandy et al. 2013) (Wei et al. 2012). Nous classons les distances entre le vecteur descripteur de la mammographie requête et les vecteurs descripteurs des mammographies indexées dans la base selon un ordre croissant et nous fixons empiriquement un seuil pour les distances obtenues afin d'avoir comme résultat: la récupération et l'affichage des mammographies les plus similaires ayant une distance, avec la mammographie requête, inférieure au seuil fixé. Le processus de recherche est réalisé par l'application d'un processus d'indexation, utilisé pour rendre le système évolutif à l'inclusion des cas pathologiques qui n'ont pas été considérés auparavant.

Par la suite, nous affectons la mammographie requête à la classe de la mammographie la plus similaire, renvoyée par le système, suite au processus de recherche.

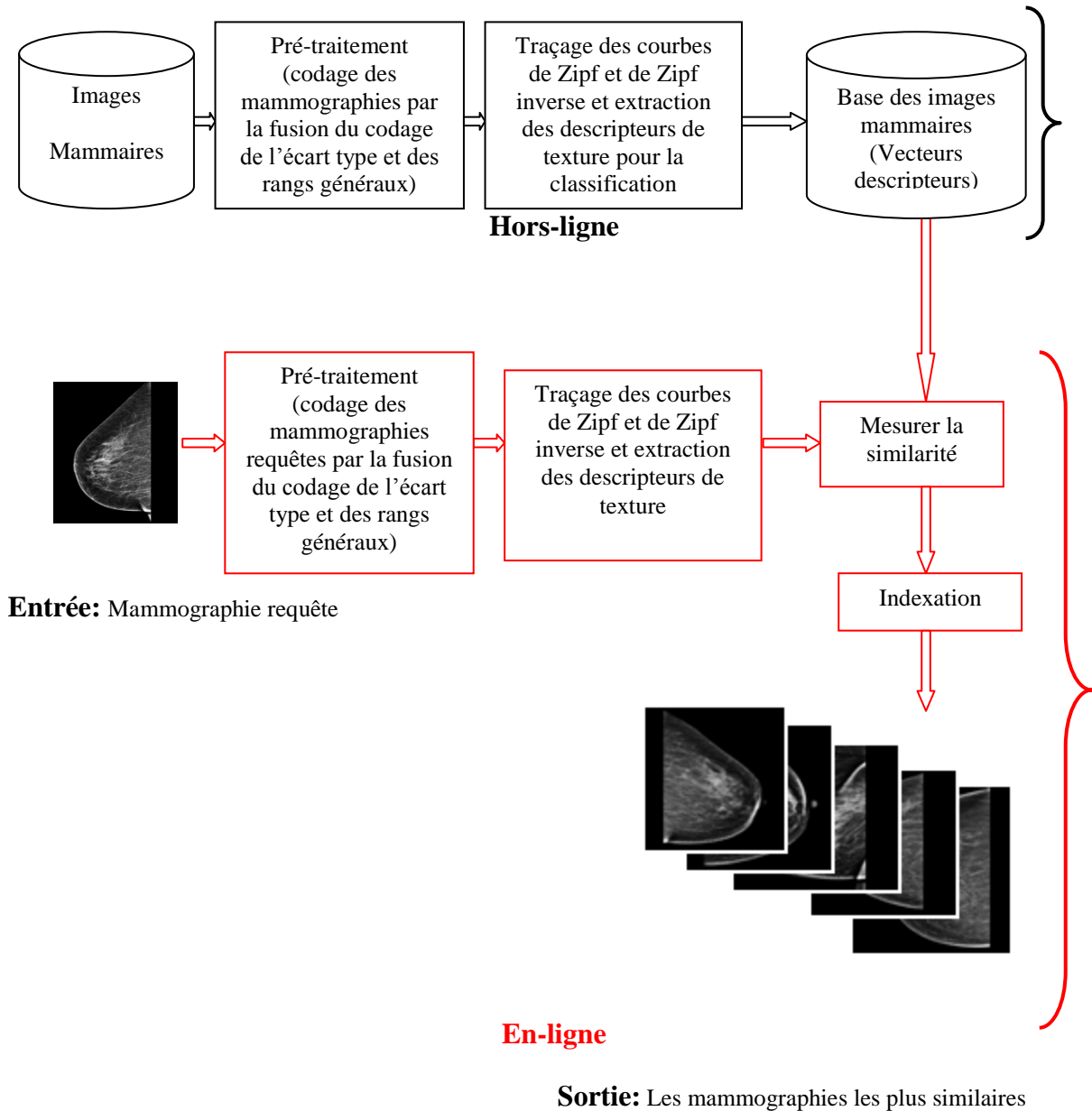


Figure VI.2 Architecture du système MammoZipf d'indexation et de recherche des mammographies par le contenu (CBMIIR).

VI.3. Résultats expérimentaux obtenus par le système d'indexation et de recherche des mammographies par le contenu MammoZipf

Notre système d'indexation et de recherche des mammographies par le contenu (CBMIIR) permet aux radiologues de rechercher des mammographies qui sont pathologiquement similaires à une mammographie requête.

Le système MammoZipf a été implémenté en utilisant Eclipse 3.5.2. Les étapes de l'extraction des descripteurs et de la recherche de mammographies ont été effectuées sur un processeur Intel Core i7.

La base de données DDMA a été utilisée pour les expérimentations.

En raison de la limitation de la taille de la base de données, les systèmes d'aide au diagnostic médical sont souvent formés et testés à l'aide de méthodes de validation croisée par exemple (Miller et al. 2013) pour définir à la fois l'ensemble d'apprentissage ainsi que l'ensemble de test. Le principe consiste en une simple division de l'échantillon de taille n à des sous-ensembles de données d'apprentissage ($> 60\%$ de l'échantillon) et l'échantillon de test.

Nous avons utilisé 78 mammographies pour extraire leurs contenus visuels qui consiste en un ensemble de descripteurs de texture obtenus une fois les mammographies analysées par les lois puissance: Zipf et inverse Zipf en appliquant un codage aux motifs basée sur la fusion du codage de l'écart-type et celui des rangs généraux. Nous avons également utilisé 30 mammographies requêtes pour l'étape de la recherche. Le résultat de la recherche est l'affichage d'une séquence d'images de mammographies classés par ordre de similarité avec la mammographie requête ; ensuite, la mammographie requête est affectée à la classe de la mammographie la plus similaire renvoyée suite au processus de la recherche. Il est à noter qu'il est impossible d'avoir deux mammographies totalement identiques, donc, un matching ou une correspondance exacte à une requête est peu probable même si la mammographie requête et l'image la plus similaire à cette mammographie requête ont la même pathologie.

Nous avons obtenu un taux de classification de 93% pour l'utilisation de la mammographie entière dans le processus d'indexation ainsi que celui de la recherche.

Nous illustrons dans la figure VI.3 le résultat de la recherche des mammographies les plus similaires à deux mammographies requêtes portant des tumeurs malignes

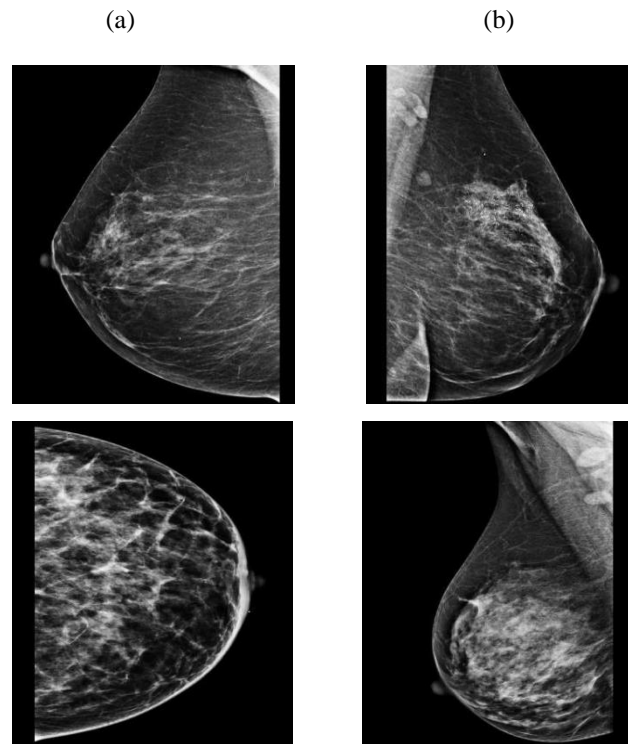


Figure VI.3 Recherche par le contenu pour des mammographies requêtes portant une tumeur maligne: (a) les mammographies requêtes portant des tumeurs malignes et (b) résultat de recherche des mammographies les plus similaires aux mammographies requêtes portant des tumeurs malignes également.

Nous pouvons affirmer que notre système réussit dans la classification des deux mammographies requêtes, en effet, les mammographies les plus similaires aux mammographies requêtes portent la même pathologie que celle des mammographies requêtes. Nous illustrons sur la figure VI.4, le résultat de la recherche des mammographies les plus similaires à deux mammographies requêtes portant des tumeurs bénignes.

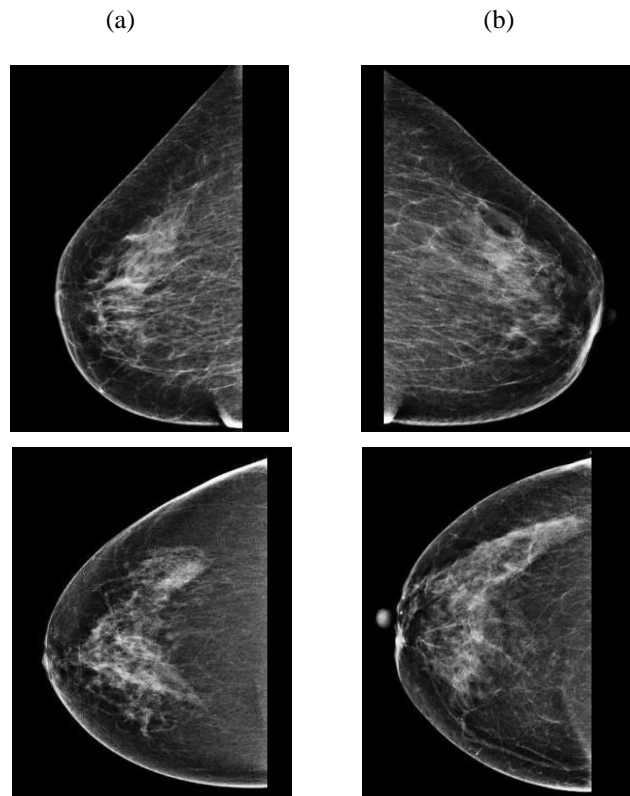


Figure VI.4 Recherche par le contenu pour des mammographies requêtes portant une tumeur bénigne: (a) les mammographies requêtes portant des tumeurs bénignes et (b) résultat de recherche des mammographies les plus similaires aux mammographies requêtes portant des tumeurs bénignes également.

Nous pouvons affirmer que notre système réussit dans la classification des deux mammographies requêtes, en effet, les mammographies les plus similaires aux mammographies requêtes portent la même pathologie que celle des mammographies requêtes.

Nous illustrons sur la figure VI.5, le résultat de la recherche des mammographies les plus similaires à deux mammographies requêtes ne portant pas de lésions.

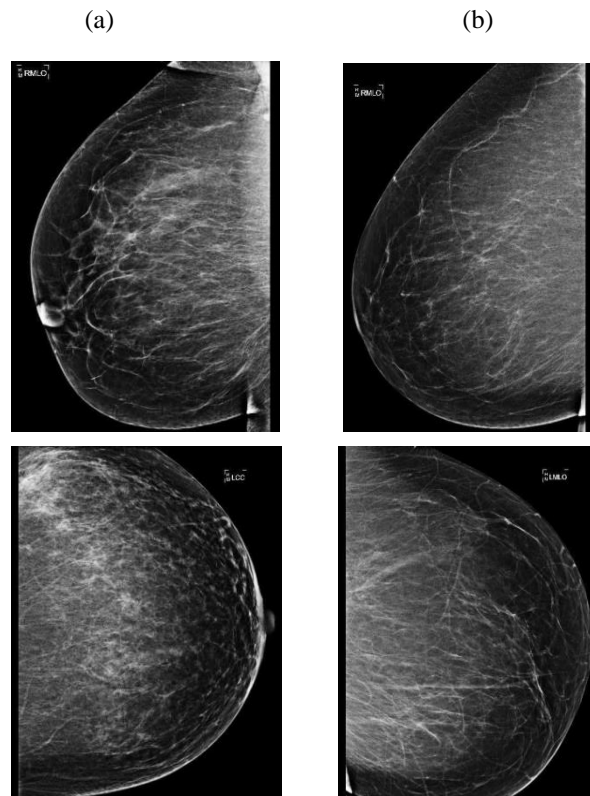


Figure VI.5 Recherche par le contenu pour des mammographies requêtes ne portant pas de lésions: (a) les mammographies requêtes sans la présence de lésions et (b) résultat de recherche des mammographies les plus similaires aux mammographies requêtes.

Nous pouvons affirmer que notre système réussit dans la classification des deux mammographies requêtes, en effet, les mammographies les plus similaires aux mammographies requêtes ne portent pas de lésions comme il est le cas pour les mammographies requêtes.

Dans la figure VI.6, nous présentons un cas où la mammographie la plus similaire à la mammographie requête n'appartient pas à la classe attendue du diagnostic pathologique.

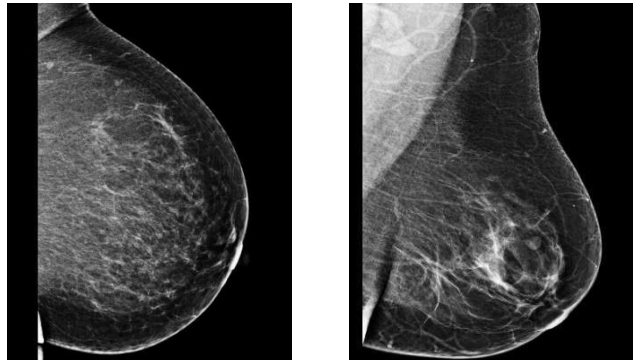


Figure VI.6 Recherche par le contenu pour une mammographie requête portant un cancer non invasif (in situ) : la mammographie en main gauche est la requête du cancer in situ et la mammographie en main droite est la mammographie la plus similaire renvoyée par le système et appartenant à la classe des tumeurs bénignes.

Nous pouvons affirmer que notre système a échoué dans la classification de la mammographie requête portant un cancer in situ. En effet, dans ce cas, la maladie n'est pas invasive et ne détruit pas le tissu de parenchyme, donc, ce cancer n'est pas visible sur la mammographie (Weinstein. 2011).

Nous pouvons noter que les systèmes d'indexation et de recherche des mammographies par le contenu présentent des cas similaires dans le diagnostic et semblables en apparence, d'une part, ainsi que des cas de similitude visuelle mais de diagnostics différent de l'autre part. De ce fait, les systèmes d'indexation et de recherche de mammographies par le contenu seraient utiles comme un outil d'apprentissage pour les étudiants en médecine, des résidents en radiologie et des chercheurs pour parcourir et rechercher de grandes collections d'images mammaires liées à une maladie en utilisant leurs attributs visuels (Weidong Cai et al. 2008).

VI.4. Expérimentations sur la base des mammographies MIAS pour la réalisation d'une étude comparative

Nous pouvons affirmer que le système d'aide au diagnostic médical du cancer du sein basé sur l'indexation et la recherche des mammographies par le contenu apporte des résultats meilleurs que ceux donnés par l'approche d'aide au diagnostic médical basé sur la sortie numérique d'un classifieur. En effet, nous pouvons attester qu'un système d'aide au diagnostic médical du cancer du sein basé sur l'indexation et la recherche des mammographies par le contenu renforce et améliore les performances d'un système d'aide au

diagnostic médical du cancer du sein se basant sur les sorties numérique abstraites données par un classifieur. En effet, nous avons obtenu un taux de classification de 87% par notre approche se basant sur un classifieur et un taux de 93% par le système d'indexation et de recherche des mammographies par le contenu.

Nous allons étendre nos expérimentations vers l'incorporation de travaux réalisés sur la base MIAS (Mammograms Image Analysis Society) pour permettre une comparaison judicieuse avec les approches proposées dans la littérature utilisant cette base de mammographies pour les expérimentations. D'autre part, nous visons à évaluer le système CBMIIR proposé sur différents ensembles de données afin de tester sa robustesse et sa capacité à traiter des mammographies acquises selon divers conditions et modalités.

VI.4.1. La base des mammographies MIAS (Mammograms Image Analysis Society)

Nous allons utiliser la base MIAS pour le processus de comparaison avec les approches de l'état de l'art, notre ensemble de mammographies englobe 167 images mammaires numérisées et ayant une pathologie connue (51 portant une tumeur maligne, 47 portant une tumeur bénignes, 69 sans la présence de lésions). Les images mammaires sont de taille 1024×1024 pixels, leurs classe pathologique est mentionnée ainsi que le centre de l'anomalie.

Les régions d'intérêt (ROIs) ont été extraites selon les détails concernant les coordonnées des mammographies ainsi que les rayons, disponibles en pixels, des cercles entourant les anomalies. Il est à noter que dans le cas des images de mammographie normale, nous avons segmenté des régions d'intérêts de 155×155 pixels.

VI.4.2. Les résultats de recherche des mammographies par le contenu en utilisant la base MIAS

Nous avons réduit le problème d'indexation et de recherche des mammographies par le contenu (CBMIIR) à l'intégration du classifieur des k plus proches voisins (k-NN) (Aci et al. 2010) (Beliakov et al. 2012) (Wang et al. 2014) afin de résoudre efficacement le problème des plus proches voisins. En effet, le k-NN est basé sur l'apprentissage supervisé, il réalise le matching entre les descripteurs de la mammographie requête et les descripteurs des mammographies de la base de données indexée selon une mesure de similarité. Lors de la phase d'apprentissage, le k-NN divise les données d'apprentissage en plusieurs catégories et pendant la phase de test, le système recherche depuis la base de données indexée utilisée pour

le processus d'apprentissage, un ensemble de k plus proches cas, préalablement diagnostiqués, ayant des descripteurs similaires au cas en cours d'analyse (la requête).

Il convient de noter que le k -NN utilise la distance euclidienne dans le calcul de la distance entre la requête et les mammographies de la base indexée. Afin d'adapter la technique de classification, nous utilisons les cas obtenus par la recherche, en affectant la mammographie requête, représentée par sa région d'intérêt, à la classe pathologique majoritairement renvoyée par le processus de recherche.

Les motivations à utiliser ce classifieur proviennent de sa simplicité numérique nécessitant seulement un nombre réduit de données d'apprentissage, en outre, sa performance dans la classification des données à multiples classes qui a fait que k -NN surpasse les autres classifieurs (Aci et al. 2010). En effet, les auteurs dans (Li et al. 2014) ont affirmé que le classifieur k -NN améliore la précision et la performance des méthodes de reconnaissance des formes classiques, y compris les réseaux de neurones, les machines à vecteurs de support (SVM) ainsi que le classifieur Fuzzy c -means (FCM). Vu que nous visons à comparer les performances du système d'indexation et de recherche des mammographies par le contenu (CBMIIR) proposé à ceux des systèmes d'aide au diagnostic basés sur la sortie d'un classifieur (CADx); nous utilisons des régions d'intérêt (ROIs) extraites des mammographies afin de rendre la comparaison entre le système CBMIIR proposé et les systèmes CADx de la littérature plus adéquate.

Nous avons appliqué la technique de la validation croisée pour définir l'ensemble d'apprentissage ainsi que l'ensemble du test. L'architecture du système MammoZipf utilisé dans cette section est identique à celle présentée dans la sous section VI.2, à l'exception de l'intégration du classifieur k -NN dans le processus du template-matching.

Le radiologue introduit une région d'intérêt requête au système, ensuite, cette requête est convertie en descripteurs numériques de la texture. Le k -NN utilise les étiquettes de classe des voisins similaires pour prédire la classe de la région d'intérêt requête. En effet, il classe les cas voisins selon une mesure de similarité basée sur la distance euclidienne et affecte la mammographie requête à la classe pathologique dont la plupart des k cas voisins utilisés pour l'apprentissage proviennent.

Malgré son efficacité dans le traitement des tâches de classification, le k -NN présente l'exigence de la détermination de la valeur optimale des k plus proches voisins. Dans les applications médicales, les radiologues sont généralement intéressés par un petit nombre de cas extraits (les k plus proches voisins) tels que: 3, 5, 8 pour réaliser l'analyse comparative avec le cas en cours d'analyse. Il est intéressant de noter que k reste un paramètre non fixé, le

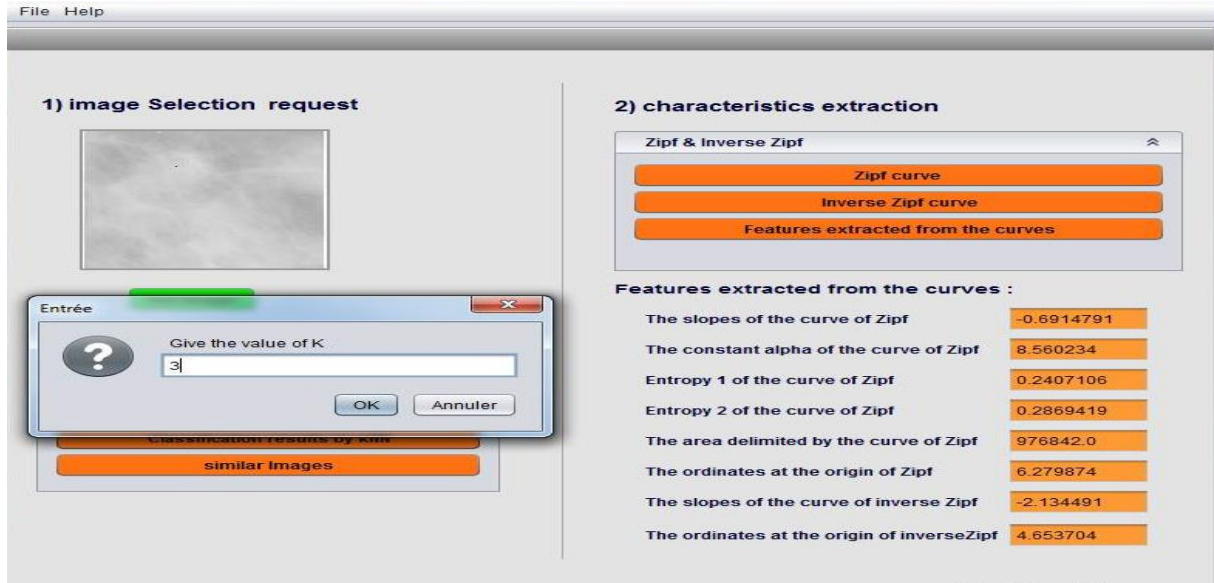
tableau VI.1 montre la variation de la précision de classification du système MammoZipf pour divers valeurs des k plus proche voisins.

Tableau VI.1 Variation de la précision de classification du système MammoZipf pour divers valeurs des k plus proche voisins

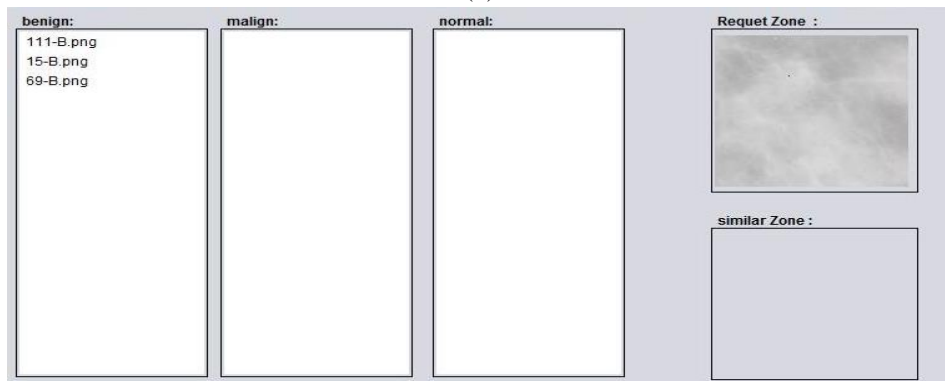
Les valeurs du k	Précision de la classification (%)
3	97
4	94
5	91
8	87
10	78

Nous pouvons observer que la précision de la classification varie entre 78% et 97%, en effet, lorsque k augmente, la précision du système MammoZipf diminue de façon constante pour des valeurs du k comprises entre 3 et 10. La meilleure performance du système proposé a été obtenue pour k=3. Toutefois, lorsque la valeur de k atteint 10, la performance de MammoZipf diminue remarquablement; en effet, en prenant un nombre considérable des k plus proches voisins, ceci génère l'apparition du bruit dans les cas d'apprentissage qui sont utilisés pour la décision de la classification du cas en cours d'analyse. La figure VI.7 présente la sortie du système MammoZipf proposé. Le radiologue introduit la région d'intérêt au système et cherche les régions d'intérêt similaires afin de donner le résultat de la classification : tumeur maligne ou bien bénigne ou tissu de parenchyme normal. Comme le montre cette figure, les 3 régions d'intérêt voisines récupérées appartiennent à la classe des tumeurs bénignes, aidant le radiologue à diagnostiquer la région d'intérêt requête comme tumeur bénigne. En outre, le système MammoZipf offre un affichage des voisins appartenant à la même classe pathologique de la région d'intérêt requête par le biais de la sélection de chaque cas renvoyé par le processus de recherche.

(a)



(b)



(c)

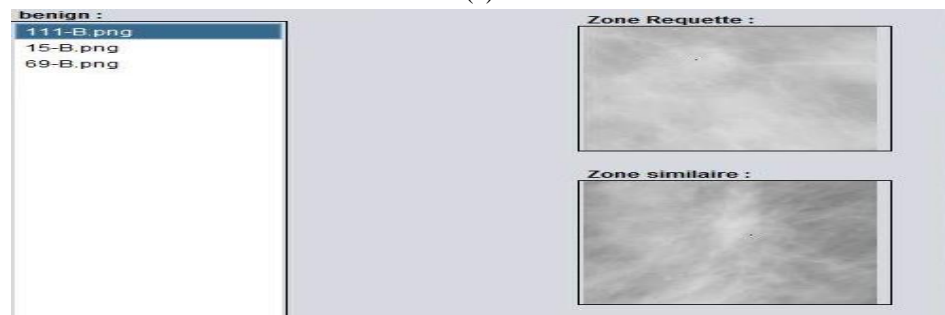


Figure VI.7 Processus de décision médicale issue de l'utilisation de la sortie de MammoZipf par la considération de $k=3$: en (a) l'interface de MammoZipf, en (b) les voisins récupérés et en (c) la classification de la région d'intérêt requête ainsi que l'affichage des voisins appartenant à la même classe pathologique de la région d'intérêt requête afin de communiquer les multiples régions d'intérêt requêtes obtenues par le processus de recherche au radiologue.

Pour évaluer notre système d'indexation et de recherche des mammographies, nous allons utiliser les mesures les plus courantes de rappel et de précision.

- **Le rappel**

C'est le rapport entre le nombre d'images pertinentes renvoyées par le système et le nombre d'images pertinentes dans la base d'images. Cette mesure est calculée par la formule suivante :

$$\text{Rappel} = |Ra| / |R| \quad (\text{VI.1})$$

- **La précision**

C'est le rapport entre le nombre d'images pertinentes renvoyées par le système et le nombre total d'images renvoyées par le système. Cette mesure est calculée par la formule suivante :

$$\text{Précision} = |Ra| / |A| \quad (\text{VI.1})$$

Où : $|Ra|$ est le nombre d'images pertinentes renvoyées par le système. $|R|$ le nombre d'images pertinentes dans la base d'images et $|A|$ est le nombre d'images renvoyées par le système pour une requête donnée. La figure VI.8 donne une vue globale de la performance de notre système MammoZipf par la courbe de rappel et précision, en utilisant la base des mammographies MIAS et en considérant $k=3$.

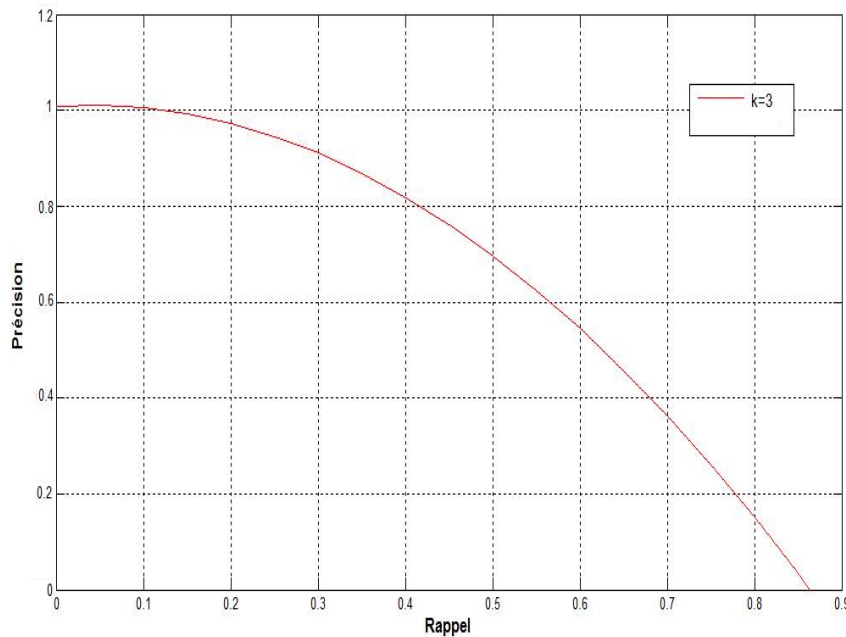


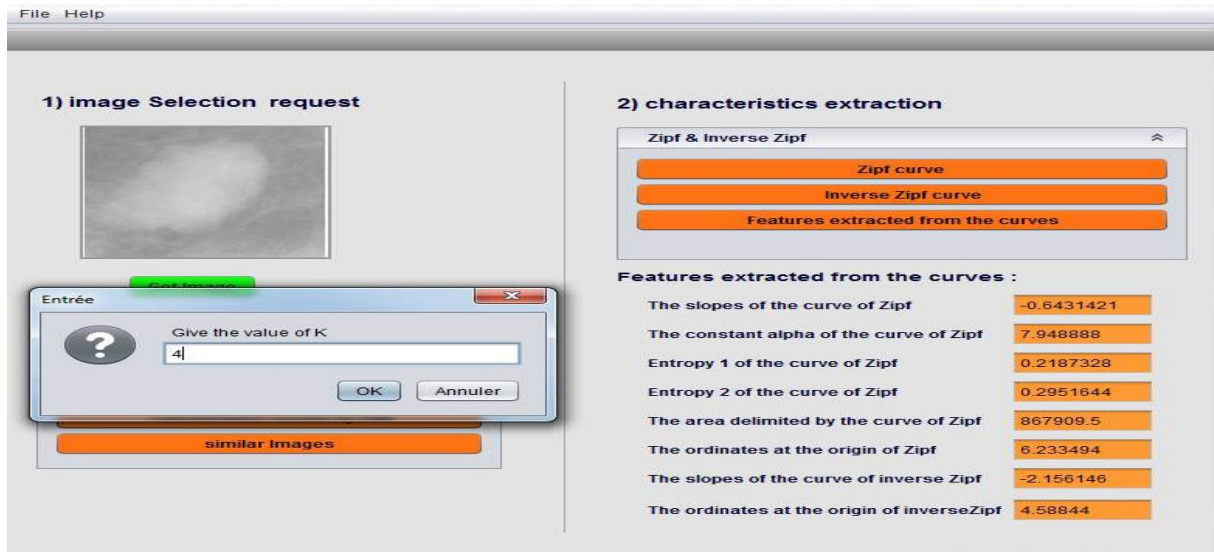
Figure VI.8 Courbe de rappel et précision du système MammoZipf pour $k=3$.

Nous pouvons constater que nous avons obtenus des valeurs élevées de précision pour notre système MammoZipf par la considération de $k=3$, par rapport à des valeurs basses pour le rappel. En effet, ces deux métriques ne sont pas indépendantes et il y a une forte relation entre elles : quand l'une augmente, l'autre diminue. La précision moyenne est une mesure de performance d'un système, c'est une mesure utilisée souvent en recherche d'information. Nous avons obtenu une précision moyenne de 94.33% corroborant la puissance de notre système d'indexation et de recherche des mammographies par le contenu.

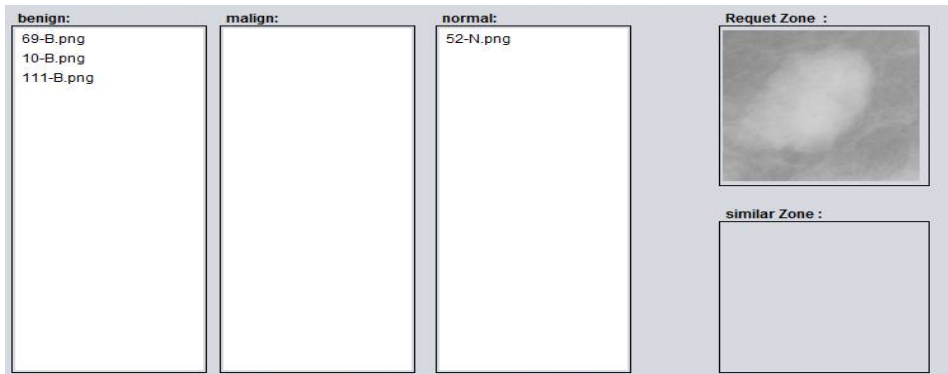
La figure VI.9 présente la sortie du système MammoZipf par la considération de $k=4$. Comme le montre cette figure, la classe pathologique dont la plupart des k cas d'apprentissage obtenus proviennent est la classe des tumeurs bénignes, en effet, parmi les 4 plus proches voisins de la région d'intérêt requête, un voisin appartient à la classe normale et trois voisins appartiennent à la classe des tumeurs bénignes ; aidant le radiologue à diagnostiquer la région d'intérêt requête comme bénigne.

La figure VI.10 présente la sortie du système MammoZipf par la considération de $k=5$. Comme le montre cette figure, la classe pathologique dont la plupart des k cas d'apprentissage obtenus proviennent est la classe des tumeurs malignes, en effet, parmi les 5 plus proches voisins de la région d'intérêt requête, un voisin appartient à la classe bénigne, un autre appartient à la classe normale et trois voisins appartiennent à la classe des tumeurs malignes ; aidant le radiologue à diagnostiquer la région d'intérêt requête comme maligne.

(a)



(b)

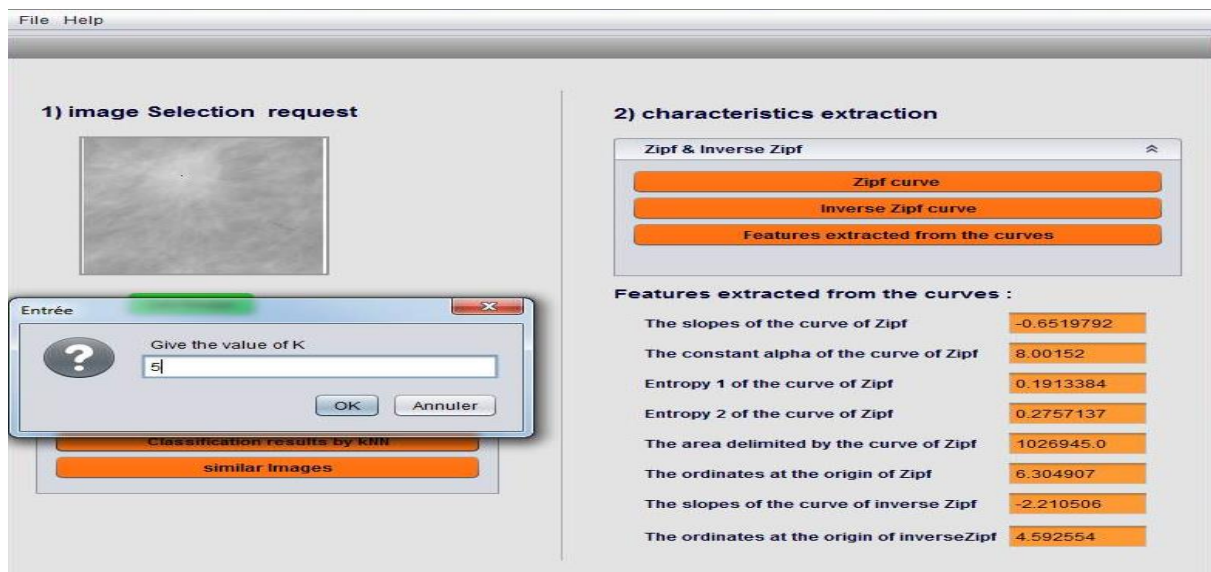


(c)

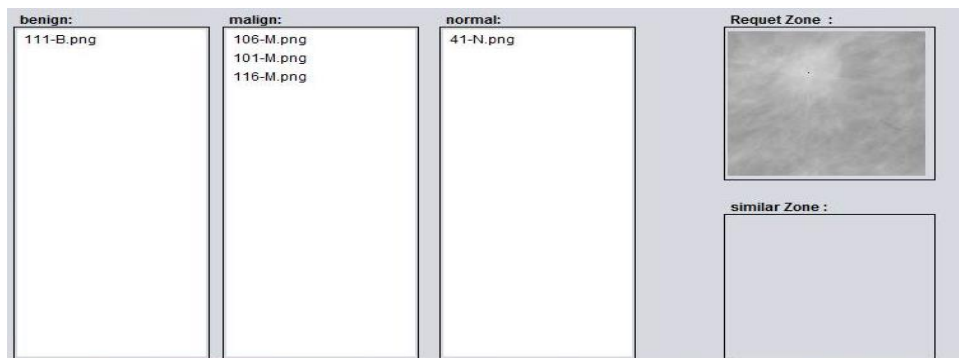


Figure VI.9 Processus de décision médicale issue de l'utilisation de la sortie de MammoZipf par la considération de $k=4$: en (a) l'interface de MammoZipf, en (b) les voisins récupérés et en (c) la classification de la région d'intérêt requête comme bénigne ainsi que l'affichage des voisins appartenant à la même classe pathologique de la mammographie requête afin de communiquer les multiples mammographies obtenues par le processus de recherche au radiologue.

(a)



(b)



(c)



Figure VI.10 Processus de décision médicale issue de l'utilisation de la sortie de MammoZipf par la considération de $k=5$: en (a) l'interface de MammoZipf, en (b) les voisins récupérés et en (c) la classification de la région d'intérêt requête comme maligne ainsi que l'affichage des voisins appartenant à la même classe pathologique de la mammographie requête afin de communiquer les multiples mammographies obtenues par le processus de recherche au radiologue.

Nous pouvons affirmer que MammoZipf surpasse les performances des systèmes de recherche de mammographies proposés dans (Wanget al. 2003) (Kinoshita et al. 2007) (Oliveira et al. 2010). De plus, nous avons comparé quantitativement la performance du système MammoZipf basé sur la technique template-matching par le classifieur k-NN avec sept systèmes d'aide au diagnostic médical du cancer du sein se basant sur la sortie d'un classifieur: considérant trois approches effectuées par Moayedi et al. (Moayedi et al. 2010), les deux approches proposées par Eltoukhy et al. (Eltoukhy et al. 2010), l'approche proposée par Hussain et al. (Hussain et al. 2012) et celle proposée par Ramirez-Villegas et al. (Ramirez-Villegas et al. 2012) comme indiqué dans le tableau VI.2.

Tableau VI.2 L'approche proposée vis-à-vis des approches de l'état de l'art

Approche	Descripteurs utilisés	Technique de Classification	Base de données	Taux de classification
L'approche proposée	Les loi puissance: Zipf et Zipf inverse	Template-matching à travers le classifieur k-NN	MIAS	97
Moayedi et al. (Moayedi et al. 2010)	Transformée en contourlets Descripteurs statistiques de texture	Vecteur support basé les réseaux de neurones flous (SVFNN)	MIAS	91.5
Moayedi et al. (Moayedi et al. 2010)	Transformée en contourlets Descripteurs statistiques de texture	Apprentissage d'amélioration successif (SEL) pondéré des SVM	MIAS	96.6
Moayedi et al. (Moayedi et al. 2010)	Transformée en contourlets Descripteurs statistiques de texture	SVM basé noyau	MIAS	82.1
Eltoukhy et al. (Eltoukhy et al. 2010)	Transformée en Ondelettes	k-NN	MIAS	90.05
Eltoukhy et al. (Eltoukhy et al. 2010)	Coefficients de Curvelet	k-NN	MIAS	94.07
Hussain et al. (Hussain et al. 2012)	Coefficients de Gabor extraits en utilisant des statistique du premier ordre	Apprentissage d'amélioration successif (SEL) pondéré des SVM	MIAS	100
RamirezVillegas et al. (Ramirez-Villegas et al. 2012)	Transformée en Ondelettes Mesure d'entropie Paramétrage statistique	SVM et réseaux de neurones multi-couches	MIAS	93.75

Nous pouvons affirmer que notre système d'indexation et de recherche des mammographies par le contenu basé sur la technique template-matching par le classifieur k-NN surpasse et améliore la performance de six systèmes d'aide au diagnostic du cancer du sein se basant sur la sortie numérique d'un classifieur, à savoir: les approches proposées par Moayedi et al. (Moayedi et al. 2010), les approches proposées par Eltoukhy et al. (Eltoukhy et al. 2010), l'approche proposée par Hussain et al. (Hussain et al. 2012) et celle proposée par Ramirez-Villegas et al. (Ramirez-Villegas et al. 2012). De plus, nous pouvons attester que les descripteurs texturaux obtenus par l'analyse des régions d'intérêt par les lois de Zipf et de Zipf inverse ont une puissance de discrimination plus élevée que les descripteurs texturaux utilisés par les autres approches de l'état de l'art indiqués sur le tableau VI.2.

VI.5. Conclusion

Nous avons proposé un système d'indexation et de recherche de mammographies par le contenu basé sur une technique template-matching à travers le classifieur des k plus proches voisins (k-NN) ; notre système proposé abouti à des taux de classification variant entre 93% et 97% et surpasse six approches développant des systèmes d'aide au diagnostic médical du cancer du sein (CADx) basés sur le résultat numérique d'un classifieur, en outre, les radiologues sont plus confiants d'un jugement de diagnostic basé sur des cas, diagnostiqués préalablement, similaires au cas en cours d'analyse plutôt que la classification donnée par un classifieur sous la forme de résultats abstraits dont les radiologues ne sont pas familiarisés.

Nous pouvons attester que les descripteurs de texture générés par l'analyse des mammographies par les lois de Zipf et de Zipf inverse indiquent une pathologie, en effet, lorsque nous avons extrait et exploité ces nouveaux descripteurs, nous avons affirmé qu'ils fournissent assez de puissance de discrimination pour distinguer les tumeurs malignes des tumeurs bénignes ainsi que du tissu parenchymateux normal.

Motivés par nos résultats obtenus, nous pouvons affirmer que les systèmes d'indexation et de recherche des mammographies par le contenu (CBMIIR) fournissent des possibilités nouvelles et passionnantes pour l'analyse et l'interprétation des images de la mammographie.

Conclusion générale

De nos jours, l'informatique est omniprésente dans les différents domaines de la vie, en particulier, ceux réexploitant une masse de données, assez grande. Dans ce contexte, le traitement d'image propose une contribution par le biais d'opérations automatiques simultanées et coopératives appliquées sur les images commençant par le traitement, l'analyse, la caractérisation, la détection ainsi que sélection d'informations intéressantes, la segmentation, la reconnaissance jusqu'à l'atteinte de la compréhension.

Nous nous sommes intéressés aux lois puissances : Zipf et Zipf pour l'analyse d'images, en effet, malgré la simplicité de calcul que présentent les relations linéaires, en revanche, elles sont très limitées pour la modélisation précise et efficace de la structure complexe d'une image. Par rapport à un modèle linéaire, un modèle en loi puissance présente l'avantage de posséder un degré de liberté supplémentaire consistant en l'exposant de la loi puissance qui présente le point fort d'une loi puissance et qui justifie son efficacité dans la modélisation de phénomènes complexes qui ne pourraient être approximés avec une précision suffisante à travers les modèles linéaires.

Nous avons proposé une fusion des lois puissance : Zipf et Zipf inverse pour la segmentation d'une région saillante dans les images, l'approche consiste en un découpage de l'image à des régions rectangulaires (imassettes) et à calculer des valeurs locales de saillance sur l'ensemble des imassettes au lieu de l'utilisation de fenêtres fixes comme c'est le cas dans la majorité des approches actuelles de détection de régions saillantes. En effet, les régions saillantes surviennent à des positions arbitraires, le système visuel humain a des champs récepteurs dispersés de façon aléatoire, il ne traite pas les stimuli d'entrée de façon séquentielle. En outre, il est bien connu que les descripteurs locaux sont assez puissants pour résoudre des tâches de la vision par ordinateur.

Notre approche se focalise sur le principe que la région saillante de l'image est définie comme une partie de l'image dont le contenu structurel diffère de l'arrière-plan, en effet, les lois de Zipf et de Zipf inverse modélisent la fréquence d'apparition des motifs dans les images selon des distributions en loi puissance; par conséquent, ces modèles permettent de caractériser la complexité structurelle des textures dans les imassettes, qui peut indiquer la localisation de régions saillantes. L'analyse des imassettes par les deux lois de Zipf et Zipf inverse permet de générer les courbes de Zipf et de Zipf inverse, ces courbes ne fournissent aucune mesure de texture qui peut être utilisée comme descripteurs, en effet; l'information utile à l'intérieur de la

courbe doit être extraite comme un ensemble de descripteurs de texture représentant des informations sur les niveaux de gris. En effet, les descripteurs de bas niveaux calculés à partir de la carte de saillance peuvent fournir une indication de la localisation où les humains concentrent leur attention. Par la suite, une classification est effectuée pour la distinction d'images composant la région saillante des images appartenant à l'arrière-plan.

Nous avons résolu un vieux problème dans la vision par ordinateur, celui de la détection d'une région saillante dans les images, basée sur la fusion des modèles de lois puissance : Zipf et Zipf inverse imitant les propriétés de la vision primaire humaine pour la détection d'une région saillante dans les images. En effet, la communauté de l'informatique a investi du temps et des efforts considérables pour la réalisation des modèles de calcul de l'attention visuelle ; malheureusement, les modèles proposés ne modélisent que partiellement les caractéristiques d'un système de l'attention visuelle humaine.

Notre approche basée sur les lois puissances : Zipf et Zipf inverse offre trois avantages par rapport aux méthodes existantes : la segmentation de l'entière région saillante, l'utilisation de la résolution complète de l'image et l'efficacité de calcul.

La fusion de tous les descripteurs texturaux extraits suite à l'analyse des images par la loi de Zipf et de Zipf inverse présentée dans notre travail précédent (Hamoud et al. 2011) a amélioré les résultats donnés par la loi de Zipf ou de Zipf inverse appliquées individuellement avec des taux de détection de 83%, 45% et 75% respectivement. Motivés par les premiers résultats encourageants obtenus par la fusion des lois de Zipf et de Zipf inverse, nous avons proposé l'incorporation des techniques d'apprentissage supervisé, à la fois, par les classificateurs des séparateurs à vaste marge (SVM) ainsi que le classificateur de l'arbre de décision (J48) pour la distinction entre les images de la région saillante ainsi que celle de l'arrière plan. En effet, nous avons obtenu des régions saillantes cohérentes avec les résultats de la segmentation manuelle humaine. Cependant, la méthode proposée basée sur la fusion des deux lois puissance ainsi que le classificateur de l'arbre de décision (J48) a aboutie à de meilleures performances que celles abouties par la fusion basée sur le classificateur SVM ainsi que les méthodes existantes : la loi de Zipf, la loi de Zipf inverse, et la fusion de tous les descripteurs extraits suite à l'analyse des images par la loi de Zipf et de Zipf inverse présentée dans notre travail précédent (Hamoud et al. 2011) avec des taux de détection de 98%, 90%, 45%, 75%, 83% respectivement; ceci ; sur un sous-ensemble de 450 images de la base d'images MSRA (Liu et al. 2007). En outre, notre approche basée sur le classificateur de l'arbre de décision (J48) est plus performante et robuste que cinq approches de l'état de l'art, pour la détection d'une région saillante dans les images.

Suite aux résultats satisfaisants obtenus sur l'image numérique, nous avons réalisé une extension de notre champ de recherche vers le domaine de l'imagerie médicale. En effet, nous avons contribué les lois puissance : Zipf et Zipf inverse à la détection et la classification assistées par ordinateur des tumeurs dans la mammographie, dans le but de donner un deuxième avis aux radiologues pour effectuer le diagnostic final.

Les radiologues manquent un pourcentage élevé de cas de cancer du sein, générés de l'analyse visuelle dont les limitations posées par la fatigue visuelle, les tumeurs sont difficiles à détecter visuellement car elles sont camouflées par le tissu parenchymateux dense. De ce fait, la précision des radiologues dans le diagnostic du cancer du sein a été estimée à 75% uniquement (Cheng et al. 2006). Des études (Sampat et al. 2005) ont montré que les systèmes de détection et de diagnostic des tumeurs assistés par ordinateur (CADE/CADx) lorsqu'ils sont utilisés comme un aide, ont permis d'améliorer la précision de la détection du cancer du sein effectuée par les radiologues.

La majorité des approches dans la littérature se basent sur la classification des tumeurs et le tissu parenchymateux appelée détection ou segmentation des tumeurs ou sur la classification des tumeurs malignes et des tumeurs bénignes appelée classification ou diagnostic des tumeurs. Cependant, une minorité d'approches se base sur la détection des tumeurs ainsi que leur classification. Nous avons proposé un système de détection des tumeurs (CADE) basé sur la fusion des lois de Zipf et de Zipf inverse. Nous avons, en outre, proposé un système de classification des tumeurs (CADx) qui procède par le calcul d'une nouvelle famille de descripteurs de texture pour le processus de caractérisation, ces descripteurs sont extraits à partir des courbes de Zipf et de Zipf inverse de chaque région d'intérêt détectée. Le classifieur Fuzzy c-means a été appliqué pour le processus de la classification. Nous avons obtenu un taux élevé de la segmentation des tumeurs de l'ordre de 92% sur la base DDMA des mammographies précédemment analysées ainsi qu'un taux de classification des tumeurs de 87%. Dans les systèmes d'aide au diagnostic médical (CADx) basé sur la sortie d'un classifieur, les radiologues reçoivent l'aide à travers des symboles numériques, par exemple si nous tenons à réaliser la classification d'un nouveau cas avec le classifieur Fuzzy c-means, nous pouvons utiliser une mesure de similarité pour calculer la distance entre le vecteur descripteur du nouveau cas ainsi que les trois vecteurs descripteurs désignant les centroïdes de chaque classe générée par la classification ; comme résultat de classification du nouveau cas une valeur numérique indiquant la classe où appartient le nouveau cas sera affichée. L'inconvénient selon le point de vue des radiologues réside dans le fait que le résultat du diagnostic fourni à travers la sortie numérique d'un classifieur n'est pas évident à interpréter.

En effet, l'utilisation des mammographies similaires pour fournir l'aide assisté par ordinateur aux radiologues afin d'effectuer leur diagnostic final est motivée par l'hypothèse que les radiologues répondent mieux à un résultat de diagnostic assisté par ordinateur sous forme d'un affichage des mammographies similaires au cas en cours d'analyse, au lieu des chiffres abstraits. En outre, les radiologues acquièrent leur formation en radiologie par des mammographies de lecture, et ils acquièrent de l'expérience de la lecture d'un grand nombre de cas, à partir desquels ils apprennent à reconnaître l'anatomie normale, l'anomalie bénigne, et quel est le cancer. Suite à ce constat négatif des systèmes d'aide au diagnostic médical du cancer du sein se basant sur la sortie d'un classifieur, nous avons proposé un système d'indexation et de recherche des mammographies par le contenu. Notre système MammoZipf présente une structure similaire à celle des systèmes d'aide au diagnostic médical se basant sur la sortie d'un classifieur (CADx), à savoir, l'extraction des descripteurs quantitatifs pour la caractérisation des mammographies suivie d'une analyse comparative pour la décision du diagnostic. Nous renforçons la performance du diagnostic assisté par ordinateur (CADx) au niveau de l'étape de la présentation du diagnostic aux radiologues. En effet, MammoZipf est basé sur une technique template-matching à travers le classifieur k-NN, une fois le radiologue introduit le cas requête au système, une recherche des cas les plus similaires dans une base de mammographies préalablement diagnostiquées et indexées s'effectue pour matcher le cas requête avec les k plus similaires cas récupérés à partir de la base des mammographies. Par la suite, la mammographie requête sera affectée à la classe pathologique majoritairement renvoyée par le processus de recherche. Nous avons obtenu une précision de classification de 97% en utilisant un sous-ensemble de la base MIAS par la considération de $k=3$ qui semble être, selon nos expérimentations, la valeur optimale des k plus proches voisins. Suite à une étude comparative, MammoZipf surpasse six états de l'art d'approches développant des systèmes d'aide au diagnostic médical du cancer du sein (CADx) basées sur le résultat numérique d'un classifieur. Nous pouvons attester que les systèmes d'indexation et de recherche des mammographies par le contenu (CBMIIR) pour l'analyse des mammographies est un champ prometteur dans le but d'améliorer la détection automatisée et le diagnostic assisté par ordinateur des lésions cancéreuses du sein. De plus, les radiologues peuvent indexer des cas pathologiques non traités précédemment. Voir plus, nous croyons que l'application des systèmes d'aide au diagnostic médical du cancer du sein basée sur la sortie d'un classifieur (CADx) pourrait être facilitée aux radiologues par le développement de systèmes d'indexation et de recherche des mammographies par le contenu (CBMIIR). Nous avons pu démontrer à travers la réalisation de cette thèse que les lois de puissance: Zipf et

Zipf inverse sont adéquates pour l'analyse des images numérique ainsi que les images de la mammographie. En effet, les descripteurs de texture générés par le codage des mammographies par le codage des rangs généraux ou le codage des 9 classes ainsi que la fusion du codage de l'écart type et des rangs généraux possèdent une puissance de discrimination entre différentes catégories de texture. Les radiologues contribuant à la réalisation de cette thèse étaient très satisfaits par la proposition d'un système d'indexation et de recherche des mammographies par le contenu (CBMIIR) pour l'aide au diagnostic du cancer du sein, qui renforce les systèmes de diagnostic de cette maladie envahissante, se basant sur la sortie numérique d'un classifieur dont les radiologues ne sont pas familiarisés

Perspectives

- Dans nos futurs travaux, nous prévoyons d'étendre la segmentation d'une région saillante dans les images numériques au domaine de la vidéo en détectant les actions humaines saillantes dans les vidéos.
- L'intégration des descripteurs sémantiques de haut niveau pour la description des cas (Weidong Cai et al. 2008) obtenus à partir de chaque femme avant la réalisation de la mammographie, citons son âge, l'utilisation de l'hormonothérapie, information sur l'origine ethnique, biopsies mammaires antérieures, présence du cancer du sein dans des antécédents familiaux et les symptômes du sein. Cependant, cette analyse de la fonction sémantique peut nécessiter une intervention humaine, puisque les objets sémantiques explicites doivent être reconnus. La description sémantique est habituellement décrite manuellement par l'utilisateur en raison du fait que le domaine médical est très complexe, et chaque terme peut avoir plusieurs significations, selon le contexte.
- Une étape essentielle pour l'utilisation clinique des systèmes d'indexation et de recherche des mammographies par le contenu consiste en leur intégration dans les systèmes de communication et d'archivage d'images médicales (PACS) (Aggarwal et al. 2009). En effet, ces systèmes sont maintenant largement utilisés dans les hôpitaux pour gérer le stockage et la distribution d'images. De ce fait, les systèmes CBMIIR devrait avoir un grand impact sur les systèmes de communication et d'archivage d'images médicales (PACS).
- Le succès de CBMIIR va ouvrir de nombreuses nouvelles perspectives dans les services médicaux et de la recherche, telles que le suivi de la maladie, le diagnostic

différentiel, la planification chirurgicale, la formation clinique et recherche sur les résultats (El Naqa et al. 2014).

- Le contraste faible et le bruit élevé dans les mammographies font de la détection automatique et la classification des tumeurs mammaires un problème extrêmement complexe et les systèmes d'aide au diagnostic médical du cancer du sein jouent le rôle d'un outil de signalisation seulement pour un radiologue. En effet, l'utilisation des systèmes numériques ouvre la voie à de nouvelles méthodes de détection du cancer du sein. De ce fait, comme alternative à la mammographie, nous pourrions utiliser la mammographie de contraste amélioré.
- Nous observons d'énormes inégalités d'augmentation de l'incidence entre les pays riches et les pays pauvres. Malgré que les taux d'incidence sont plus élevés dans les régions les plus développées, cependant, la mortalité est plus élevée dans les pays pauvres à cause de l'absence des centres de dépistage du cancer du sein pour la détection précoce de cette maladie envahissante. Citons l'exemple de l'Europe occidentale où l'incidence du cancer du sein est supérieure à 90 nouveaux cas pour 100 000 femmes par an, par rapport à 30 pour 100 000 en Afrique de l'Est. En revanche, nous observons que les taux de mortalité dans ces deux régions sont identiques et de l'ordre de 15 pour 100 000 (Ferlay et al. 2013), ce qui est justifié par un diagnostic tardif et une survie beaucoup moins bonne en Afrique de l'Est. De ce fait, aujourd'hui, il est urgent de développer des approches efficaces et les intégrer dans des centres de dépistages qui devraient être ouvert dans les pays les moins développés du monde pour mieux lutter contre le cancer du sein. Notons qu'actuellement un essai de dépistage du cancer du sein dans la population au Caire, en Egypte (Miller et al. 2013), a montré que les femmes participeront à des centres de santé primaires pour les examens de dépistage du sein, et il y a une indication préliminaire que le changement de phase dans le diagnostic a été réalisé. Des projets similaires à l'essai du Caire sont en cours à Khartoum, au Soudan, et Sanaa, Yémen en espérant que ces projets du dépistage du cancer du sein seront répartis vers toute l'Afrique.

Annexes

Annexe A

Statistiques mondiales sur le cancer du sein ainsi que des prédictions sur l'évolution de cette maladie envahissante

Le centre international de recherche sur le Cancer (CIRC) fait partie de l'organisation mondiale de la santé. Sa mission consiste à coordonner et à mener des recherches sur les causes du cancer chez l'homme et sur les mécanismes de la cancérogenèse, ainsi qu'à élaborer des stratégies scientifiques de lutte contre le cancer. Le Centre participe à des recherches épidémiologiques et expérimentales, et assure la diffusion de l'information scientifique au moyen de publications, de conférences, de cours, et de bourses d'études.

Selon le communiqué de presse n° 223 du centre international de recherche sur le cancer (CIRC) apparu le 12 décembre 2013, les dernières statistiques mondiales sur le cancer étaient en augmentation à 14,1 millions de nouveaux cas en 2012. En outre, l'augmentation marquée était dans le cancer du sein. Ce dernier était classé en deuxième position des cancers les plus fréquemment diagnostiqués dans le monde avec 1,7 million de cas, ou 11,9% du total, dépassé seulement par le cancer du poumon avec 1,8 million de cas, soit 13,0 % du total. En effet, le communiqué de presse a évoqué les fortes hausses des cancers du sein dans le monde entier.

Depuis les dernières estimations pour 2008, l'incidence a augmenté de plus de 20%, et la mortalité de 14%. Le cancer du sein est la cause la plus fréquente de décès par cancer chez les femmes (522 000 décès) et le cancer le plus fréquemment diagnostiqué chez les femmes dans 140 des 184 pays couverts par GLOBOCAN dans le monde, y compris l'Algérie. Il représente maintenant un cancer sur quatre chez les femmes.

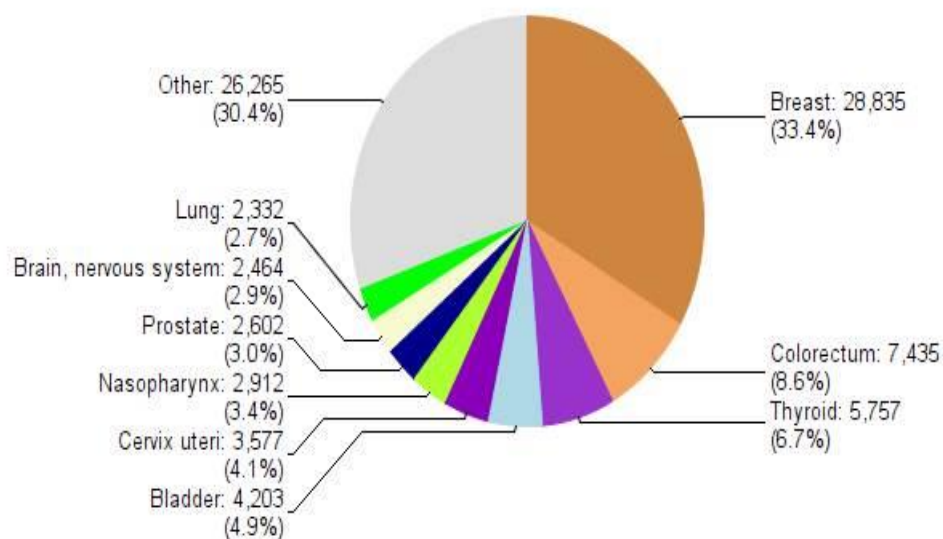
La nouvelle version de la base de données en ligne du CIRC, GLOBOCAN 2012, disponible sur <http://globocan.iarc.fr/> donne les dernières données et les estimations les plus récentes sur l'incidence, la mortalité et la prévalence du cancer dans le monde pour 28 types de cancers dans 184 pays. En effet, cette base de données est facile à explorer et dispose d'outils de production de cartes et d'autres graphiques. En outre, GLOBOCAN 2012 offre la possibilité de tabuler des prédictions pour l'incidence et la mortalité sur les 20 prochaines années, conformément aux changements anticipés dans la croissance démographique et le vieillissement de la population.

(1) La répartition en pourcentage des cancers les plus fréquents en Algérie

International Agency for Research on Cancer
 Organization

Algeria: Both sexes

Estimated 5-year prevalent cancer cases, adult population (total: 86,382)



(2) Prédiction sur l'évolution de l'incidence du cancer du sein en Algérie pour l'année 2020



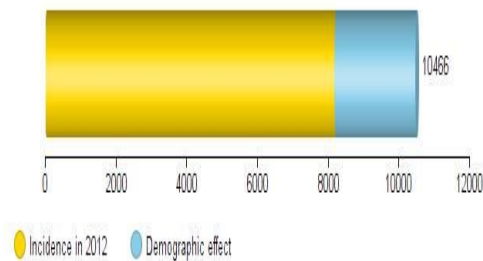
Algeria
Breast

Year	Estimated number of new cancers (all ages)	Male	Female	Both sexes
2012		-	8177	-
	ages < 65	-	7182	-
	ages >= 65	-	995	-
2020		-	10466	-
	ages < 65	-	9084	-
	ages >= 65	-	1382	-
	Demographic change	-	2289	-
	ages < 65	-	1902	-
	ages >= 65	-	387	-

GLOBOCAN 2012 (IARC) - 13.11.2014

Population forecasts were extracted from the United Nations, World Population prospects, the 2012 revision. Numbers are computed using age-specific rates and corresponding populations for 10 age-groups.

International Agency for Research on Cancer



(3) Prédiction sur l'évolution de la mortalité par le cancer du sein en Algérie pour l'année 2020



Algeria
Breast

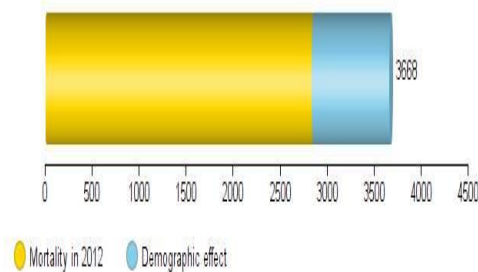
Year	Estimated number of cancer deaths (all ages)	Male	Female	Both sexes
2012		-	2839	-
	ages < 65	-	2220	-
	ages >= 65	-	619	-
2020		-	3668	-
	ages < 65	-	2839	-
	ages >= 65	-	829	-
	Demographic change	-	829	-
	ages < 65	-	619	-
	ages >= 65	-	210	-

GLOBOCAN 2012 (IARC) - 13.11.2014

Population forecasts were extracted from the United Nations, World Population prospects, the 2012 revision. Numbers are computed using age-specific rates and corresponding populations for 10 age-groups.

International Agency for Research on Cancer

Algeria
Breast
Number of cancer deaths in 2020 (all ages)



Annexe B

Environnement de développement

Le langage de programmation Java

Le langage de programmation java est un langage de programmation informatique orienté objet créé par James Gosling et Patrick Naughton, employés de Sun Microsystems, avec le soutien de Bill Joy (cofondateur de Sun Microsystems en 1982), présenté officiellement le 23 mai 1995 au SunWorld. Il est très utilisé, notamment par un grand nombre de programmeurs professionnels, le rendant un langage incontournable actuellement.

Les principales caractéristiques de Java sont :

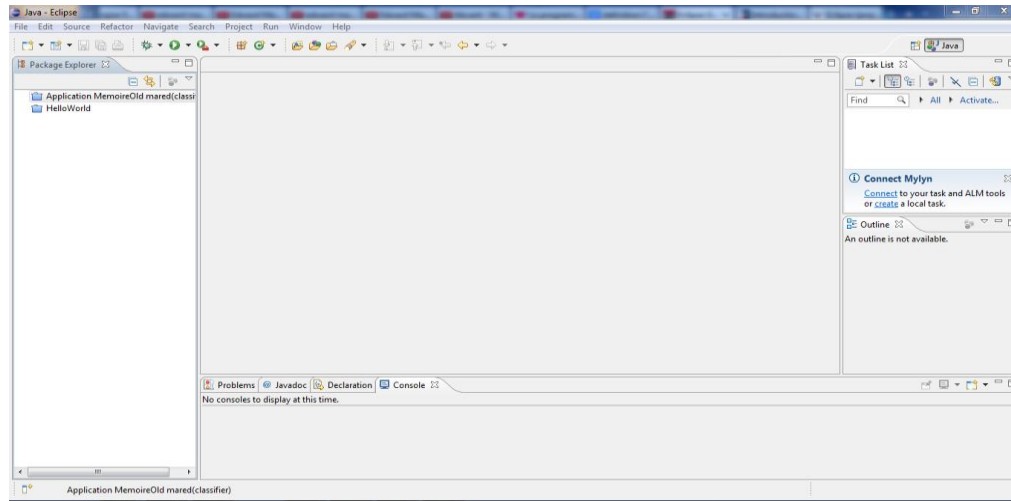
1. C'est un langage de programmation moderne développé par Sun Microsystems (aujourd'hui racheté par Oracle).
2. Une de ses plus grandes forces est son excellente portabilité : une fois votre programme créé, il fonctionnera automatiquement sous Windows, Mac, Linux, etc.
3. Nous pouvons faire de nombreuses sortes de programmes avec Java :
 - Des applications, sous forme de fenêtres ou de consoles.
 - Des applets, qui sont des programmes Java incorporés à des pages web.
 - Des applications pour appareils mobiles, avec J2ME.

L'environnement Eclipse

Eclipse IDE est un environnement de développement intégré libre (le terme Eclipse désigne également le projet correspondant, lancé par IBM) extensible, universel et polyvalent, permettant potentiellement de créer des projets de développement mettant en œuvre n'importe quel langage de programmation. Eclipse IDE est principalement écrit en Java (à l'aide de la bibliothèque graphique SWT, d'IBM), et ce langage, grâce à des bibliothèques spécifiques, est également utilisé pour écrire des extensions.

La spécificité d'Eclipse IDE vient du fait de son architecture totalement développée autour de la notion de plug-in (en conformité avec la norme OSGi) : toutes les fonctionnalités de cet atelier logiciel sont développées en tant que plug-in.

L'interface de l'environnement Eclipse est la suivante :



Eclipse possède de nombreux points forts qui sont à l'origine de son énorme succès dont les principaux sont :

- Une plate-forme ouverte pour le développement d'applications et extensible grâce à un mécanisme de plug-ins
- Plusieurs versions d'un même plug-in peuvent cohabiter sur une même plate-forme.
- Un support multi langage grâce à des plug-ins dédiés : Cobol, C, PHP, C#, ...
- Support de plusieurs plates-formes d'exécution : Windows, Linux, Mac OS X, ...
- Malgré son écriture en Java, Eclipse est très rapide à l'exécution grâce à l'utilisation de la bibliothèque SWT.
- Les nombreuses fonctionnalités de développement proposées par le JDT (refactoring très puissant, complétion de code, nombreux assistants, ...)
- Une ergonomie entièrement configurable qui propose selon les activités à réaliser différentes « perspectives ».
- Un historique local des dernières modifications.
- La construction incrémentale des projets Java grâce à son propre compilateur qui permet en plus de compiler le code même avec des erreurs, de générer des messages d'erreurs personnalisés, de sélectionner la cible (java 1.3 ou 1.4) et de mettre en œuvre le scrapbook (permet des tests de code à la volée).
- Une exécution des applications dans une JVM dédiée sélectionnable avec possibilité d'utiliser un débogueur complet (points d'arrêts conditionnels, visualiser et modifier des variables, évaluation d'expression dans le contexte d'exécution, changement du code à chaud avec l'utilisation d'une JVM 1.4, ...).
- Propose le nécessaire pour développer de nouveaux plug-ins.

- Possibilité d'utiliser des outils open source : CVS, Ant, Junit.
- La plate-forme est entièrement internationalisée dans une dizaine de langue sous la forme d'un plug-in téléchargeable séparément.
- Le gestionnaire de mise à jour permet de télécharger de nouveaux plug-ins ou nouvelles versions d'un plug-in déjà installées à partir de sites web dédiés (Eclipse 2.0).

Les bibliothèques utilisées

Java contient une grande variation de bibliothèques.

JFreeChart

JFreeChart est une API Java permettant de créer des graphiques et des diagrammes de très bonne qualité L'ensemble des caractéristiques étendu de JFreeChart inclut :

- Une API cohérente et bien documentée, soutenir un large éventail de types de graphiques.
- Une conception flexible qui est facile à étendre, et ciblant des applications aussi bien côté serveur et côté client.
- Prise en charge pour de nombreux types de sortie, y compris les composants Swing, fichiers d'image (PNG et JPEG) et formats de fichiers graphiques vectoriels (y compris les PDF, EPS et SVG).

Swing

Swing est une bibliothèque graphique pour le langage de programmation Java, faisant partie du package Java Foundation Classes (JFC), inclus dans J2SE. Swing constitue l'une des principales évolutions apportées par Java 2 par rapport aux versions antérieures. Swing propose de nombreux composants dont certains possèdent des fonctions étendues, une utilisation des mécanismes de gestion d'événements performants (ceux introduits par le JDK 1.1) et une apparence modifiable à la volée (une interface graphique qui emploie le style du système d'exploitation Windows ou Motif ou un nouveau style spécifique à Java nommé Metal). Les composants Swing forment une nouvelle hiérarchie parallèle à celle de l'AWT. L'ancêtre de cette hiérarchie est le composant JComponent. Presque tous ses composants sont écrits en pur Java : ils ne possèdent aucune partie native sauf ceux qui assurent l'interface avec le système d'exploitation : JApplet, JDialog, JFrame, et JWindow. Cela permet aux

composants de toujours avoir la même apparence indépendamment du système d'exploitation là où ils s'exécutent. Les packages de Swing sont :

javax.swing	package principal : il contient les interfaces, les principaux composants, les modèles par défaut
javax.swing.border	Classes représentant les bordures
javax.swing.colorchooser	Classes définissant un composant pour la sélection de couleurs
javax.swing.event	Classes et interfaces pour les événements spécifiques à Swing. Les autres événements sont ceux d'AWT (java.awt.event)
javax.swing.filechooser	Classes définissant un composant pour la sélection de fichiers
javax.swing.plaf	Classes et interfaces génériques pour gérer l'apparence
javax.swing.plaf.basic	Classes et interfaces de base pour gérer l'apparence
javax.swing.plaf.metal	Classes et interfaces pour définir l'apparence Metal qui est l'apparence par défaut
javax.swing.table	Classes définissant un composant pour la présentation de données sous forme de tableau
javax.swing.text	Classes et interfaces de bases pour les composants manipulant du texte
javax.swing.text.html	Classes permettant le support du format HTML
javax.swing.text.html.parser	Classes permettant d'analyser des données au format HTML
javax.swing.text.rtf	Classes permettant le support du format RTF
javax.swing.tree	Classes définissant un composant pour la présentation de données sous forme d'arbre
javax.swing.undo	Classes permettant d'implémenter les fonctions annuler/refaire

Java 2D

L'API Java2D est un ensemble de classes destinées au dessin en deux dimensions. L'API Java 2D, contient deux classes très importantes dédiées aux images :

A.java.awt.Image

C'est la super classe fournie dans la JDK depuis sa version 1.0. C'est une classe abstraite qui permet de représenter les images sous forme d'un rectangle de pixels. La restriction de cette classe est qu'elle ne permet pas d'accéder aux pixels. Elle est donc inadaptée pour le traitement d'images.

B.java.awt.image.BufferedImage

Ajoutée à la JDK depuis sa version 2. Elle hérite de la classe Image et implémente ses interfaces pour permettre d'examiner l'intérieur des images chargées et travailler directement sur ses données. On peut donc à partir d'un objet BufferedImage, récupérer les couleurs des pixels et changer ces couleurs. Comme son nom l'indique, BufferedImage est une image tampon. Cette classe gère l'image dans la mémoire et fournit des méthodes pour l'interprétation des pixels.

L'outils Weka

Weka est un Logiciel libre disponible sous la Licence publique générale GNU (GPL), développé sous Java, à l'Université de Waikato en Nouvelle-Zélande. Il est utilisable soit via une interface, soit via des lignes de commandes, ou encore à travers son API Java. Il propose beaucoup d'algorithmes classiques en apprentissage automatique (supervisé ou non), avec les fonctionnalités de prétraitement des données, analyse et évaluation des résultats.

Weka contient :

Des Outils de prétraitement des données (filtering) :

- Sélection, transformation, combinaison d'attributs.
- Normalisation.
- Ré-échantillonnage, ...

Des Algorithmes pour l'exploration de données :

- Classification non supervisée.
- Classification supervisée.
- Analyse de résultats.

Comparaison d'algorithmes

- Plusieurs interfaces graphiques.

Sous Weka l'apprentissage est réalisé dans un fichier, ce fichier peut être de différents formats :

- CSV.
- Bases de données SQL (avec JDBC).
- ARFF (Attribute-Relation File Format).

Références

Abdullah, S. L.S. Hambali, H. A. Jamil. N. (2012). Segmentation of Natural Images Using an Improved Thresholding-based Technique. *Procedia Engineering*, 41. pp. 938 – 944.

Abraham Chandy, D. Stanly Johnson, J. Easter Selvan, S. (2013). Texture feature extraction using gray level statistical matrix for content-based mammogram retrieval. *Multimedia Tools and Applications*, 72. pp. 2011-2024.

Achanta, R. Hemami, S. Estrada, F. Susstrunk, S. (2009). Frequency-tuned salient region detection. In *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. pp. 1597–1604.

Achanta, R. Susstrunk, S. (2010). Saliency detection using maximum symmetric surround. In *IEEE International Conference on Image Processing*. pp. 2653–2656.

Aci, M. Inan, C. Avci, M. (2010). A hybrid classification method of k nearest neighbor, Bayesian methods and genetic algorithm. *Expert Systems with Applications*, 37. pp. 5061–5067.

Adamic, L. A. Huberman, B. A. (2002). Zipf’s law and the Internet. *Glottometrics*, 3. pp. 143-150.

Aggarwal P, Sardana HK, Jindal G (2009). Content based medical image retrieval: theory gaps and future directions. *ICGST Journal of Graphics, Vision and Image Processing*, 9. pp. 27–37.

Amroun, F. (2013). Extraction de la composante texturée d’une image. Mémoire de magister en automatique. Université Mouloud Mammeri. Tizi Ouzou.

Aptoula, E. Lefèvre, S. (2011). Morphological Texture Description of Grey-Scale and Color Images. *Advances in Imaging and Electron Physics*, 169. pp. 1-74.

Auerbach, F. (1913). Das Gesetz der Bevölkerungskonzentration, *Petermanns Geographische Mitteilungen*. pp. 73-76.

Bajscy. R., Lieberman. L. (1976). Texture gradient as a depth cue. *Compur. Graph. Image Process*, 5(1). pp. 52-67.

Bajscy.R. (1973). Computer Description of Textural Surfaces. In the proceeding of the 3rd International Joint Conference, Artificial Intelligence. pp. 572-579.

Bakhshali, M. A. Shamsi, M. (2014). Segmentation of color lip images by optimal thresholding using bacterial foraging optimization (BFO). *Journal of Computational Science*, 5. pp. 251-257.

Beauvisage, T. (2004). Sémantique des parcours des utilisateurs sur le Web. Thèse de doctorat de l'Université de Paris X – Nanterre.

Beliakov, G. Li. G. (2012). Improving the speed and stability of the k-nearest neighbors method. *Pattern Recognition Letters*, 33. pp. 1296-1301.

Benaichouche, A. N. Oulhadj, H. Siarry, P. (2013). Improved spatialfuzzy c-means clustering for image segmentation using PSO initialization, Mahalanobis distance and post-segmentation correction. *Digital Signal Processing*, 23. pp. 1390–1400.

Besag, J. Chernoff, H., Gidas, B. Gillick, L. S. Simpson, J. (1991). *Spatial Statistics and Digital Image Analysis*. Panel on Spatial Statistics and Image Processing. Board on Mathematical Sciences. Commission on Physical Sciences, Mathematics and Applications. National Research Council. National Academy Press. Washington, D.C.

Bezdek, J. C. (1981). *Pattern Recognition with Fuzzy Objective Function Algorithms*. Plenum Press, New York Tariq Rashid: “Clustering”.

Bharati, M. H. Liu, J. J. Mac Gregor, J. F. (2004). Image texture analysis: methods and comparisons. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 72. pp. 57– 71.

Bhattacharyya, S. Maulik, U. Dutta, P. (2011). Multilevel image segmentation with adaptive image context based thresholding. *Applied Soft Computing*, 11. pp. 946–962.

Bi, D. (1997). Segmentation d'image basée sur les statistiques de rangs des niveaux de gris. PhD thesis, Université de Tours.

Billmeier, G. (1969). Worthauffigkeiten vom Zipfschen Typ, überprüft an deutschem Textmaterial, Hamburg: Buske.

Birdwell, R.L., Bandodkar, P., and Ikeda, D.M. (2005). Computer-aided detection with screening mammography in a university setting. *Radiology*, 236. pp. 451-457.

Bong, C. W. Rajeswari, M. (2011). Multi-objective nature-inspired clustering and classification techniques for image segmentation. *Applied Soft Computing*, 11. pp. 3271–3282.

Borji, A. Itti, L. (2012). State-of-the-art in visual attention modeling. *IEEE transaction on pattern analysis and machine intelligence*, 35. pp. 185-207.

Boser, B. Guyon, I. Vapnik, V. (1992). A training algorithm for optimal margin classifiers. In *Fifth Annual Workshop on Computational Learning Theory*, Pittsburgh, ACM. pp. 144-152.

Bozek, J. Mustra, M. Delac, K. Grgic, M. (2009). A Survey of Image Processing Algorithms in Digital Mammography. *Advanced. in Multimedia. Signal. Processing. and Communication SCI*, 231. pp. 631–657.

Breslau, L. Cao, P. Fan, L. Phillips, G. Shenker, S. (1999). Web caching and Zipf-like distributions: evidence and implications, *Proceedings of INFOCOM'99* (IEEE Press).

Bruce, N. D. B. Tsotsos, J. K. (2005) Saliency based on information maximization, *Advances in Neural Information Processing Systems*, 18. pp. 155–162.

Bully, P. (1969). Zipf, créateur de la linguistique statistique. In: *Communication et langages*, 2. pp. 23-28.

Burgos, J. D. Moreno-Tovar, P. (1996). Zipf-scaling behavior in the immune system. *BioSystems*, 39. pp. 227-232.

Burhenne, L.J.W., Wood, S.A., D'Orsi, C.J., Feig, S.A., Kopans, D.B., O'Shaughnessy, K.E, Sickles, E.A., Tabar, L., Vyborny, C.J., and Castellino, R.A. (2000). Potential contribution of computer-aided detection to the sensitivity of screening mammography. *Radiology*, 215. pp. 554-562.

Cao, A. Song, Q. Yang, X. (2008). Robust information clustering incorporating spatial information for breast mass detection in digitized mammograms. *Computer Vision and Image Understanding*, 109. pp. 86–96.

Caron, Y. (2004). Contribution de la loi de Zipf à l'analyse d'images. Thèse de doctorat. Université de Tour.

Caron, Y. Makris, P. Vincent, N. (2002). A method for detecting artificial objects in natural environments. In *International Conference on Pattern recognition (ICPR-IAPR)*. pp. 600-6003.

Caron, Y. Makris, P. Vincent, N. (2007). Use of power law models in detecting region of interest, *the journal of the Pattern Recognition*, 40. pp. 2521–2529.

Chang, B. Tsai, H. Chou, W. (2013). Using visual features to design a content-based image retrieval method optimized by particle swarm optimization algorithm. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 26. pp. 2372–2382.

Chao, W. H. Chen, Y. Y. Cho, W. Lin, S. H. Shih, Y.Y.I. Tsang, S. (2008). Improving segmentation accuracy for magnetic resonance imaging using a boosted decision tree. *Journal of Neuroscience Methods*, 175. pp. 206–217.

Chen, C. H. Lee, G. G. (1997). On digital mammogram segmentation and microcalcification detection using multiresolution wavelet analysis. *Graphical Models Image Processing*, 59. pp. 349–364.

Cheng, H.D. Shi, X.J. Min, R. Hu, L.M. Cai, X.P. Du, H.N. (2006). Approaches for automated detection and classification of masses in mammograms. *Pattern Recognition*, 39. pp. 646 – 668.

Cherry, S. R. Sorenson, J. A. Phelps, M. E. (2012). *Physics in Nuclear Medicine (Fourth Edition). Digital Image Processing in Nuclear Medicine.* pp. 363-378.

Chul Ko, B. Nam, J. (2006). Object-of-interest image segmentation based on human attention and semantic region clustering. *Journal of the Optical Society of America*, 23. pp. 2462-2470.

Cockburn, A. Mckenzie, B. (2000), What do Web users do? An empirical analysis of Web use, *Actes. The International Journal of Human-Computer Studies.*

Cohen, A. Mantegna, R. Havlin, S. (1997). Numerical analysis of word frequencies in artificial and natural language texts. *Fractals-an Interdisciplinary Journal on the Complex Geometry*, 5. pp. 95-104.

Cui, X. Liu, Q. Metaxas, D. (2009). Temporal spectral residual: fast motion saliency detection. In the 17th ACM international conference on Multimedia. pp. 617-620.

Cunha, C. Bestavros, A. Crovella, M. (1995). Characteristics of WWW client-based traces. Technical Report TR-95-010, Boston University, Computer Science Dept., Boston, MA 02215, USA.

Cupples, T.E., Cunningham, J.E., and Reynolds, J.C. (2005). Impact of computer-aided detection in a regional screening mammography program. *Am. J. Radiol*, 185. pp. 944-950.

Da Silva, S. F. Ribeiro, M. X. do E.S, J. Neto, B. Traina-Jr, C. Traina, A. J.M. (2011). Improving the ranking quality of medical image retrieval using a genetic feature selection method. *Decision Support Systems*, 51. pp. 810–820.

Dahl, H. (1979). *Word Frequencies of Spoken American English.* Essex, CT: Verbatim.

Dellandrea, E. Makris, P. Boiron, M. Vincent, N. (2002). A medical acoustic signal analysis method based on Zipf law. *International Conference on Digital Signal Processing (DSP 2002)*. Santorini, Greece, 2. pp. 615-618.

Destounis, S.V., DiNitto, P., Logan-Young, W., Bonaccio, E., Zuley, M.L., Willison, K.M. (2004). Can computer-aided detection with double reading of mammograms help decrease the false-negative rate? Initial experience. *Radiology*, 232. pp. 578-584.

Dirami, A. Hammouche, K. Diaf, M. Siarry, P. (2013). Fast multilevel thresholding for image segmentation through a multiphase level set method. *Signal Processing*, 93. pp 139–153.

Dominguez, a. R. Nandi, A. K. (2008). Detection of masses in mammograms via statistically based enhancement, multilevel-thresholding segmentation, and region selection. *Computerized Medical Imaging and Graphics*, 32. pp. 304–315.

Drbohlav, O. Leonardis, A. (2010). Towards correct and informative evaluation methodology for texture classification under varying viewpoint and illumination. *Computer Vision and Image Understanding*, 114(4). pp. 439–449.

Dua, S. Singh, H. Thompson, H.W. (2009). Associative classification of mammograms using weighted rules. *Expert Systems with Applications*, 36. pp. 9250–9259.

Dunn, J. C. (1973). A Fuzzy Relative of the ISODATA Process and Its Use in Detecting Compact Well-Separated Clusters. *Journal of Cybernetics*, 3. pp. 32-57.

Dunn, S. Keizer, R. Rosenfeld, A. (1988). Random field identification from a sample: Experimental results. *Pattern Recognition Letters*, 8(1). pp. 15-20.

Eanes, T. Pereira, E. Gomes, H. (2006) Guiding a Bottom-Up Visual Attention Mechanism to Locate Specific Image Regions Using a Distributed Genetic Optimization. J.F. Martinez-Trinidad et al. (Eds.): *CIARP, LNCS*, 4225. pp. 257–266.

Eklunch. J. O. (1979). On the use of Fourier phase features for texture discrimination. *Computer Graphics and Image Processing*, 9(2). pp. 199-201.

El Naqa, I. Yang, Y. (2014). The Role of Content-Based Image Retrieval in Mammography CAD. *Computational Intelligence in Biomedical Imaging*. pp 33-53.

Eltoukhy, M. M. Faye, I. Samir, B. B. (2010). A comparison of wavelet and curvelet for breast cancer diagnosis in digital mammogram. *Computers in Biology and Medicine*, 40. pp. 384–391.

Fang, L. Wang, X. (2013). Image segmentation framework using Edge Flow-Based active contours. *Optik*, 124. pp. 3739–3745.

Ferlay, J. Shin, H. R. Bray, F. Forman, D. Mathers, CD. Parkin, D. (2008). *Cancer Incidence and Mortality Worldwide: IARC Cancer Base No. 10*. Lyon, France: International Agency for Research on Cancer. Site: <http://globocan.iarc.fr>.

Ferlay J, Soerjomataram I, Ervik M, Dikshit R, Eser S, Mathers C, Rebelo M, Parkin DM, Forman D Bray, F.(2013). *GLOBOCAN 2012 v1.0, Cancer Incidence and Mortality Worldwide: IARC Cancer Base No. 11*. Lyon, France: International Agency for Research on Cancer. Site: <http://globocan.iarc.fr>.

Freer, T.W. Ulissey, M.J. (2001). Screening mammography with computer-aided detection: prospective study of 12,860 patients in a community breast center. *Radiology*, 220. pp. 781-786.

Frejlichowski, D. Grzegorzewicz, K. (2013). An Approach to Automatic Detection and Extraction of Regions of Interest in Still Images. *Image Processing & Communications Challenges*, AISC, 184. pp. 3–10.

Frintrop, S. Erich, R. Christensen, H. I. (2010). Computational visual attention systems and their cognitive foundations: a survey, *ACM Transactions on Applied Perception*, 7.

Gabaix, X. (1999a). Zipf's law for cities: an explanation. *Q J Econ*, 114. pp. 739–67.

Gabaix, X. (1999b). Zipf's law and the growth of cities. In: *American economic review papers and proceedings*. LXXXIX. pp. 129–32.

Gabaix, X. Loannides, Y. (2004). The evolution of city sizes distribution in Henderson J.V et Thisse J-F (eds) *Handbook of regional and urban economics*.4. Elsevier Science B.B. Amsterdam. pp. 2341-2376.

Gambette. (2006). Site: <http://gambette.blogspot.com/2006/10/quand-la-loi-de-zipf-atteint-le-nombre.html>

Ganschow, P. S. Elmore, J. G. (2008). *Cancer Imaging, Volume I. False-positive Mammography Examinations*. pp. 473-485.

Giesen, K. Zimmermann, A. Suedekum, J. (2010). The size distribution across all cities Double Pareto lognormal strikes. *Journal of Urban Economics*, 68. pp. 129–37.

Giger, M. L. Suzuki, K. (2008). *Biomedical information technology. Computer-Aided Diagnosis*. pp. 359-374 XXII.

Glassman, S. A. (1994). *Caching Relay for the World Wide Web. Computer Networks and ISDN systems, First International Conference on the World-Wide Web*, Elsevier Science BV.

Görgel, P. Sertbas, A. Ucan, O. N. (2013). Mammographical mass detection and classification using Loca ISeed Region Growing–Spherical Wavelet Transform (LSRG–SWT) hybridscheme. *Computers in Biology and Medicine*, 43. pp. 765–774.

Griff, S. K. Dershaw, D. D. (2002) *Oncologic Imaging (Second Edition). Breast Cancer*. pp 265-294.

Grower-Thomas, K. (2009). *Hughes, Mansel & Webster's Benign Disorders and Diseases of the Breast (Third Edition). Imaging of the Breast*. pp 71-80.

Guanming, L. Houjie, B. Ping, J. (2000). Motion-based region growing segmentation of image sequences. *Journal of electronics*, 17. pp. 53-58.

Hall, M. Frank, E. Holmes, G. Pfahringer, B. Reutemann, P. Witten, I. H. (2009). The WEKA data mining software: an update. *ACM SIGKDD explorations newsletter*, 11. pp. 10–18.

Hamoud, M. Merouani, H. F. (2011a). Détection d'une zone d'intérêt dans les images basée lois de Zipf, conférence internationale sur l'Extraction et Gestion des Connaissances Maghrébine. EGCM'2011, Tanger, Maroc.

Hamoud, M. Merouani, H. F. (2011b). Detection of a zone of interest in the images based on Zipf laws, international conference on Computer Science and its Applications. CIIA, Saida, Algérie.

Hamoud, M. Merouani, H. F. (2011). Detection of a Region of Interest in the Images Based on Zipf Laws. In *The Seventh IEEE International Conference on Signal-Image Technology and Internet-Based Systems*, (SITIS'2011). Dijon, France. pp. 416 – 421.

Hamoud, M. Merouani, H. F. (2012). The Power Laws for the Determination of a Region of Interest in a Mammogram, 2èmes Journées Doctorales en Informatique (JDI'2012). Guelma, Algérie.

Hamoud, M. Merouani, H. F. Laimeche, L. (2013). Computer aided detection of mammogram masses by the power laws, 2ème rencontre des femmes scientifiques méditerranéennes REFSCIMES'2013, Skikda, Algérie.

Hamoud, M. Merouani, H. F. Laimeche, L. (2014). The power laws: Zipf and inverse Zipf for automated segmentation and classification of masses within mammograms. *Evolving Systems*. DOI 10.1007/s12530-014-9116-y.

Hanifi. M. (2009). Extraction de caractéristiques de texture pour la classification d'images satellites. Thèse de doctorat. Université de Toulouse III.

Haralick, R. M. (1979). Statistical and structural approaches to textures. *Proceedings of the IEEE*, 67 (5). pp. 786-804.

Haralick, R. M. Image Texture Survey. (1982). *Handbook of Statistics*. 2. North-Holland Publishing Company. pp. 399-415.

Harel, J. Koch, C. Perona, P. (2007). Graph-based visual saliency. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 19. pp. 545–552.

Harwood, D. Subbarao, M. Davis, L.S. (1985). Texture classification by local rank correlation, *CVGIP*, 32. pp. 404-411.

Hassner. M., Sklansky. J. (1978). Markov random field models of digitized image texture. In *Proceeding of the 4th International Joint Conference. On Pattern Recognition*, Kyoto, Japan. pp. 538-540.

Herdan, G. (1960). *Type-token mathematics: a textbook of mathematical linguistics*. Gravenhage: Mouton. *Journal of Quantitative Linguistics*. London/New York: Routledge.

Honda, M.O. de Azevedo Marques, P.M. Rodrigues, J.A.H. (2002). Content-based image retrieval in mammography: using texture features for correlation with BI-RADS categories, in: H.-O. Peitgen (Ed.), *Proceedings of the Sixth International Workshop on Digital Mammography: IWDM*. Pp. 231–233.

Huang, S. M. Yen, D. C. (2008). Luen-Wei Yang, Jing-Shiuan Hua. An investigation of Zipf's Law for fraud detection (DSS#06-10-1826R (2)). *Decision Support Systems*, 46. pp. 70–83.

Hussain, M. Khan, S. Muhammad, G. Bebis, G. (2012). A Comparison of Different Gabor features for Mass Classification in Mammography. *Eighth International Conference on Signal Image Technology and Internet Based Systems*. pp. 142-148.

Itti, L. Koch, C. (2001). Computational Modeling of Visual Attention, *Nature Reviews Neuroscience*, 2. pp. 194-203.

- Itti, L. Koch, C. Niebur, E. (1998). A model of saliency-based visual attention for rapid scene analysis. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 20. pp. 1254–1259.
- Jalalian, A. Mashohor, S. B .T. Rozi Mahmudb, H. Iqbal. M. Saripan, B. Ramli, A. B. Karasfi, B. (2013). Computer-aided detection/diagnosis of breast cancer in mammography and ultrasound: a review. *Clinical Imaging*, 37. pp. 420–426.
- Jiang. Y. *Handbook of Medical Imaging* (2000). Classification of Breast Lesions from Mammograms. pp. 341-357.
- Journet, N. Ramel, J. Y. Eglin, V. Mullet, R. (2007). Analyse d'images de documents anciens: une approche texture. *Traitement du signal*, 24. pp. 461-479.
- Kadir, T. Brady, M. (2001). Saliency, Scale and Image Description. *International Journal of Computer Vision*, 45. pp. 83–105.
- Kalinin, V.M. (1964). *Razvitie schemy Puassona i ee primeneniye dlja statisticeskich svojstv reci*, Leningrad.
- Kaneko, H. Yodogawa, E. (1982). A markov random field application to texture classification. In *Proceeding of Pattern Recognition and Image Processing*. pp. 221-225.
- Kannan, S.R. Ramathilagam, S. Devi, R. Hines, E. (2012). Strong fuzzy c-means in medical image data analysis. *The Journal of Systems and Software*, 85. pp. 2425–2438.
- Kashyap, R. Chellappa, R. Khotanzad, A. (1982). Texture classification using features derived from random field models. *Pattern Recognition Letters*, 1(1). pp. 43-50.
- Kinoshita, S. K. 1,2 Paulo Mazzoncini de Azevedo-Marques, Pereira, 1 R. R. Heisinger Rodrigues, J. A. Rangayyan, R. M. (2007). Content-based Retrieval of Mammograms Using Visual Features Related to Breast Density Patterns. *Journal of Digital Imaging*, 20. pp. 172-190.

Koch, C. Ullman, S. (1985). Shifts in Selective Visual-Attention. Towards the Underlying Neural Circuitry, *Human Neurobiology*, 4. pp. 219–277.

Krugman, P. (1996). *The Self-Organizing Economy*, Blackwell, Cambridge, MA.

Laws, K. I. (1980). *Textured Image Segmentation*. Thèse de doctorat de l'Université de Southern California.

Lendaris, G. G. Stanley, G. L. (1970). Diffraction pattern sampling for automatic pattern recognition. *Proceeding of IEEE*, 58(2). pp. 198-216.

Lewin, J. M. (2008). *Digital Mammography*. *Cancer Imaging*, Volume I. pp. 455-458.

Li, F. Wang, J. Tang, B. Tian, D. (2014). Life grade recognition method based on supervised uncorrelated orthogonal locality preserving projection and K-nearest neighbor classifier. *Neurocomputing*, 138. pp. 271–282.

Li, W. (1992). Random texts exhibit Zipf's-law-like word frequency distribution. *IEEE Transactions on Information Theory*, 38(6). pp. 1842–1845.

Lim, Y.W. LEE, S.Y. (1990). On the color image segmentation algorithm based on the thresholding and the Fuzzy c-means techniques lee. *Pattern Recognition*, 23 (9). pp. 935-952.

Lin, Y. Fang, B. Tang, Y. (2010). A Computational Model for Saliency Maps by Using Local Entropy. In *24 th AAAI Conference on Artificial Intelligence*. pp. 967-973.

Liu, T. Sun, J. Zheng, N. N. Tang, X. Shum, H. X. (2007). Learning to detect a salient object. In *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. pp. 1–8.

Lu, N. Silva, J. Gu, Y. Gerber, S. Wu, H. Gelbard, H. Dewhurst, S. Miao. H. (2013). Directional histogram ratio at random probes: A local thresholding criterion for capillary images. *Pattern Recognition*, 46. pp. 1933–1948.

Lu, Y. Miao, J. Duan, L. Qiao, Y. Jia, R. (2008). A new approach to image segmentation based on simplified region growing PCNN. *Applied Mathematics and Computation*, 205. pp. 807–814.

Lua, K.T. (1994). Frequency-rank curves and entropy for Chinese characters and words. *Computer Processing of Chinese & Oriental Languages*, 8. pp. 37-52.

Mandelbrot, B.B. (1983). *The Fractal Geometry of Nature*, Freeman, New York.

Mandelson, M.T., Oestreicher, N., Porter, P.P., White, D., Finder, C.A., Taplin, S.H., White, E. (2000). Breast density as a predictor of mammographic detection: comparison of interval vs. screen-detected cancers. *J. Natl. Cancer Inst*, 92. pp. 1081-1087.

Melouah, A. (2013). A Novel Region Growing Segmentation Algorithm for Mass Extraction in Mammograms. A. Amine et al. (Eds.): *Modeling Approaches and Algorithms*, SCI 488. pp. 95–104.

Merouani, H.F (1999). *A Markov Random Field Approach to the Analysis of Texture in Digitized Mammograms*. These de doctorat. Robert Gordon University Aberdeen UK.

MIAS: Database was created by the Mammographic Image Analysis Society (MIAS), United Kingdom. Source: <http://www.wiau.man.ac.uk/services/MIAS/MIASweb.html>
mias@svl.smb.man.ac.uk.

Miller, A. B. (2013). *Breast Cancer Screening. Women and Health (Second Edition)*. pp 1127-1134.

Miller, G. A. Chomsky, N. A. (1963). Finitary models of language users. *Handbook of mathematical psychology*, 2. pp. 419–492.

Miller, G.A. Newman, E.B. (1958). Tests of a statistical explanation of the rank frequency relation for words in written English, *American Journal of Psychology*, 71. pp. 209-218.

Minh-Nguyen, T. Jonathan-Wu, Q. M. (2013). A fuzzy logic model based Markov random field for medical image segmentation. *Evolving Systems*, 4. pp. 171-181.

Mitnick. J. (2005). *Mammographic Diagnosis of Breast Cancer*. Breast Cancer (Second Edition). pp. 211-245.

Moayedi, F. Azimifar, Z. Boostani, R. Katebi, S. (2010). Contourlet-based mammography mass classification using the SVM family. *Computers in Biology and Medicine*, 40. pp. 373–383.

Mohammad, A. Kim, H. J. (2013). An analysis of content-based classification of audio signals using a fuzzy c-means algorithm. *Multimedia Tools and Applications*, 63. pp. 77–92.

Mohammad, A. Kim, H. J. (2013). An enhanced fuzzy c-means algorithm for audio segmentation and classification. *Multimedia Tools and Applications*, 63 pp. 485–500.

Morfu, S. Marquié, P. Nofiélé, B. Ginhac, D. (2008). *Nonlinear Systems for Image Processing*. *Advances in Imaging and Electron Physics*. Elsevier, 152. pp. 79-151.

Morton, M., Amrami, K., Brandt, K., and Whaley, D. (2002). The effects of computer-aided detection (CAD) on a local/regional screening mammography program: prospective evaluation of 12,646 patients. *RSNA 2002, 88 th Scientific Assembly and Annual Meeting*, Chicago.

Mose. A, King. R. (1989). Textural features Corresponding to Textural Properties. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, 19(5). pp. 1264-1274.

Mudigonda, R. N. Rangaraj, M. Rangayyan, J. E. Desautels, L. (2000). Gradient and Texture Analysis for the Classification of Mammographic Masses. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 19. pp. 1032-1043.

Müller, H. Michoux, N. Bandon, D. Geissbuhle. (2004). A review of content-based image retrieval systems in medical applications—Clinical benefits and future directions. *International Journal of Medical Informatics*, 73. pp. 1–23.

- Muramatsu, C. Li, Q. Schmidt, R.A. Shiraishi, J. Suzuki, K. Newstead, G.M. Doi, K. (2007). Determination of subjective similarity for pairs of masses and pairs of clustered microcalcifications on mammograms: comparison of similarity ranking scores and absolute similarity ratings. *Medical Physics*, 34. pp. 2890–2895.
- Nagi El Saghir, S Mazen, K. Eid, T. El Kinge, A.R. Charafeddine, M. Geara, F. Seoud, M. Shamseddine, A. I. (2007). Trends in epidemiology and management of breast cancer in developing Arab countries: A literature and registry analysis. *International Journal of Surgery*, 5. pp. 225-233.
- Najjar, H. Easson, A. (2010). Age at diagnosis of breast cancer in Arab nations. *International Journal of Surgery*, 8. pp. 448-452.
- Nishiyama, Y. Osada, S. Mirumune, M. (2004). Estimation and testing for rank-size rule regression under Pareto distribution. Working paper, Kyoto Institute of economic research.
- Nitsch, V. (2005). Zipf zipped, *Journal of Urban Economics*, 57. pp. 123–146.
- Oliveira, J. E.E. Machadob, A. M.C. Chaveza, G. C. Lopesa, A.P.B. Desernoc, T.M. Araújo, A.A. (2010). MammoSys: A content-based image retrieval system using breast density patterns. *Computer methods and programs in biomedicine*, 99. pp. 289–297.
- Otsu, N. (1979). A threshold selection method from gray-level histograms. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, 9. pp 62–66.
- Overman, H.G. Loannides, Y. (2003). Zipf Law for cities: an empirical examination, Centre for Economic Performance, London School of Economics and Political Science, London.
- Pareto, V. (1897). *Cours d'économie politique*, Rouge, Lausanne et Paris.
- Patel, D. Stoneham, T.J. (1992). Texture Image classification and segmentation using rankorder clustering, Proc. 11th TCPR, Den Haag.

Perc, M. (2010). Zipf's law and log-normal distributions in measures of scientific output across fields and institutions: 40 years of Slovenia's research as an example. *Journal of Informetrics*, 4. Pp. 358-364.

Pérot, G. (1972). Mot et image : les mêmes lois statistiques. *Revue de Communication et Langage*, 17. pp. 1-9.

Pinto, C. M. A. Mendes Lopes, A. Tenreiro Machado, J.A. (2012). A review of power laws in real life phenomena. *Communication Nonlinear Science and Numerical Simulation*, 17 pp. 3558–3578.

Pruthi, S. Amin, S. H. (2004). Breast Diseases in Older Women and Men. *Principles of Gender-Specific Medicine*, 2. pp. 1154-1162.

Quinlan, J. R. (1993). C4.5: Programs for Machine Learning. Morgan Kaufmann Publishers, Inc. San Francisco, CA, USA.

Rabottino, G. Mencattini, A. Salmeri, M. Caselli, F. Lojacono, R. (2011). Performance evaluation of a region growing procedure for mammographic breast lesion identification. *Computer Standards & Interfaces*, 33. pp. 128–135.

Rahmati, P. Adler, A. Hamarneh, G. (2012). Mammography segmentation with maximum likelihood active contours. *Medical Image Analysis*, 16. pp. 1167-1186.

Ramirez-Villegas, J. F. Ramirez-Moreno, D. F. (2012) Wavelet packet energy, Tsallis entropy and statistical parameterization for support vector-based and neural-based classification of mammographic regions. *Neurocomputing*, 77(1). pp. 82-100.

Ramos, R. P. Zanchetta do Nascimento, M. Cesar Pereira, D. (2012). Texture extraction: An evaluation of ridgelet, wavelet and co-occurrence based methods applied to mammograms. *Expert Systems with Applications*, 39. pp. 11036–11047.

Rao, R. Lohse, G. L. (1993). Identifying high Level Features of Texture Perception. *Graphical Models and Image Processing*, 55. pp. 218-233.

Reed, W.J. (2001). The Pareto, Zipf and other power laws. *Economics Letters*, 74. pp. 15-19.

Rosenberg, C. (1999). Mise en œuvre d'un système adaptatif de segmentation d'images. Thèse de doctorat.

Rosin, P. L. (2009). A simple method for detecting salient regions. *Pattern Recognition*, 42. pp. 2363–2371.

Saimurugan, M. Ramachandran, K. I. Sugumaran, V. Sakthivel, N. R. (2011). Multi component fault diagnosis of rotational mechanical system based on decision tree and support vector machine. *Expert Systems with Applications*, 38. pp. 3819–3826.

Sampaio, W. b. Diniz, E. M. Silva, A. C. Cardoso de Paiva, A. Gattass, M. (2011). Detection of masses in mammogram images using CNN, geostatistic functions and SVM. *Computers in Biology and Medicine*, 41. pp. 653–664.

Sampat, M. P. Markey, M. K. Bovik. A. C. (2005). Computer-Aided Detection and Diagnosis in Mammography. *Handbook of Image and Video Processing (Second Edition)*. pp. 1195-1217.

Schaffar, A. (2008). La loi de Zipf est-elle pertinente ? Un examen méthodologique. XLV ème colloque de l'ASRDLF. Rimouski. Canada. pp 2-23.

Scholkopf, B. Smola, A. J. (2002). Learning with Kernels. Support Vector Machines, Regularization, Optimization, and Beyond. Massachusetts Institute of Technology.

Seo, H. J. Milanfar, P. (2009) Static and space-time visual saliency detection by self-resemblance. *Journal of Vision*, 9. pp. 1–27.

Shen, H. C. Srivastava, D. (1996). Texture Representation and Classification: The Feature Frequency Matrix Approach. *Advances in imaging and electron physics*, 95. pp. 387-407.

Shih, F. Y. Cheng, S. (2005). Automatic seeded region growing for color image segmentation. *Image and Vision Computing*, 23. pp. 877–886.

Sonka, M. Hlavac, V. Boyle, R. (2008). *Image Processing, Analysis, and Machine Vision*. International Student Edition. Third Edition. Thomson Learning, part of the Thomson Corporation. USA.

Soo, K. T. (2005). Zipfs law for cities: a cross-country investigation. *Regional science and urban Economics*. 35 (3). pp. 239–263.

Stu, U. Melssen, W.J. Buydens, L.M.C. (2006). Facilitating the application of Support Vector Regression by using a universal Pearson VII function based kernel. Ch L.M.C. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 81. pp. 29-40.

Su, T. C. Yang, M. D. Wu, T. C. Lin, J. Y. (2011). Morphological segmentation based on edge detection for sewer pipe defects on CCTV images. *Expert Systems with Applications*, 38. pp. 13094–13114.

Suliga, M. Deklerck, R. Nyssen, E. (2008). Markov random field-based clustering applied to the segmentation of masses in digital mammograms. *Computerized Medical Imaging and Graphics*, 32. pp. 502–512.

Tamura, H. Mori, S. Yamawaki, T. (1978). Textural Features Corresponding to Visual Perception. *IEEE Transaction on Systems Man and Cybernetics*. 8 pp 460-473.

Tan, K. S. Isa, N. A. M. Lim, W. H. (2013). Color image segmentation using adaptive unsupervised clustering approach. *Applied Soft Computing*, 13. pp. 2017–2036.

Tenreiro Machado, J. A. Pinto, C. M. A. Mendes Lopes, A. (2014). A review on the characterization of signals and systems by power law distributions. *Signal Processing*. In press.

Tuceryan, M. Jain, A. K. (1998). Texture Analysis. *The Handbook of Pattern Recognition and Computer Vision* (2nd Edition). World Scientific Publishing Co. pp. 207-248.

Uttama, S. Ogier, J.M. Loonis, P. (2005). Top-down segmentation of ancient graphical drop caps: lettrines. In Proceedings of 6th IAPR International Workshop on Graphics Recognition, Hong Kong. Pp. 87–96.

Van de Walle, J. Willems, K. (2006). Zipf, George Kingsley (1902–1950). Elsevier.

Vieira, M. A. Formaggio, A. B. Rennó, C. D. Atzberger, C. Aguiar, D. A. Mello, M. P. (2012). Object Based Image Analysis and Data Mining applied to a remotely sensed Landsat time-series to map sugarcane over large areas. *Remote Sensing of Environment*, 123. pp. 553–562.

Vikram, T. N. Tscherepanow, M. Wrede, B. (2012). A saliency map based on sampling an image into random rectangular regions of interest. *Pattern Recognition*, 45. pp. 3114–3124.

Voss, R.F. Clarke, J. (1975). $1/f$ Noise in music and Speech, *Nature* 258. pp. 317-318.

Wang, L. He, D.C. (1990). Texture classification using texture spectrum. *Pattern Recognition*, 23. pp. 905-910.

Wang, W. Wang, Y. Huang, Q. Gao, W. (2010). Measuring Visual Saliency by Site Entropy Rate. In IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. pp. 2368–2375.

Wang, X. Wang, B. Zhang, L. (2011). Airport Detection in Remote Sensing Images Based on Visual Attention. *Neural Information Processing Lecture Notes in Computer Science*, 7064. pp. 475-484.

Wang, X.H. Good, W.F. Chapman, B.E. Chang, Y.H. Poller, W.R. Chang, T.S. Hardesty, L.A. (2003). Automated assessment of the composition of breast tissue revealed on tissue-thickness-corrected mammography. *American Journal of Roentgenology*, 180. pp. 257–262.

Wang, Y. Gao, X. Li, X. Tao, D. Wang, B. (2009). Embedded Geometric Active Contour with Shape Constraint for Mass Segmentation. *Computer Analysis of Images and Patterns. Lecture Notes in Computer Science*, 5702. pp. 995-1002

Wang, Y. Zhang, R. Xu, C. Qi, J. Gu, Y. Yu, G. (2014). Continuous visible k nearest neighbor query on moving objects. *Information Systems*, 44. pp. 1–21.

Wei, C. Chenb, S.Y. X. Liub. (2012). Mammogram retrieval on similar mass lesions. *Computer methods and programs in biomedicine*, 106. pp. 234–248.

Wei, C. H. Li, Y. Jung Huang, P. (2011). Mammogram retrieval through machine learning within BI-RADS standards. *Journal of Biomedical Informatics*, 44. pp. 607–614.

Weidong Cai, T. Kim, J. Dagan Feng, D. (2008). *Content-Based Medical Image Retrieval*. Elsevier. pp. 83-113.

Weinstein, S. P. (2011). *Diagnostic Mammography. Radiology Secrets Plus (Third Edition)*. pp. 34-41.

Winsberg, F. Elkin, M. Macy, J. Bordaz, V. Weymouth, W. (1967). Detection of radiographic abnormalities in mammograms by means of optical scanning and computer analysis. *Radiology*, 89. pp. 211-215.

Witten, I .H. Frank, E. (1999). *Data mining: Practical machine learning tools and techniques with java Implementations* San Mateo, CA: Morgan Kaufmann.

World Cancer Day. (2011). Site : <http://www.worldcancerday.org/>. Union for International Cancer Control (UICC) | World Cancer Day.

Wu, Y. Wang, Y. Jia, Y. (2013). Adaptive diffusion flow active contours for image segmentation. *Computer Vision and Image Understanding*, 117. pp. 1421–1435.

Yanulevskaya, V. Geusebroek, J. M. (2009). Significance of the Weibull Distribution and Its Sub-Models in Natural Image Statistics. *International Conference on Computer Vision Theory and Applications*. pp. 355-362.

Zhang, K. Lu, H. Wang, Z. Zhao, Q. Duan, M. (2007). A Fuzzy Segmentation of Salient Region of Interest in Low Depth of Field Image. *Advances in Multimedia Modeling. Lecture Notes in Computer Science*, 4351. pp. 782-791.

Zhang, L. Tong, M. H. Marks, T. K. Shan, H. Cottrell, G.W. (2008). Sun: a Bayesian framework for saliency using natural statistics. *Journal of Vision*, 8. pp 1-20.

Zhang, Q, Sornette, D. (2011). Empirical test of the origin of Zipf's law in growing social networks. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 390. pp. 4124–4130.

Zhang, Q. Gu, G. Xiao, H. (2009). Image Segmentation Based on Visual Attention Mechanism. *Journal of Multimedia*, 4. pp. 363-370.

Zhang, Y. Xie, F. Huang, D. Ji, M. (2010). Support vector classifier based on fuzzy c means and Mahalanobis distance. *Journal of Intelligent Information Systems*, 35. pp. 333–345.

Zhao, F. Jiao, L. Liu, H. Gao, X. (2011). A novel fuzzy clustering algorithm with non local adaptive spatial constraint for image segmentation. *Signal Processing*, 91. pp. 988–999.

Zhao, Y. Zhang, Y. (2008). Comparison of decision tree methods for finding active objects. *Advances in Space Research*, 41. pp. 1955-1959.

Zheng, B. (2008). Mass Detection Scheme for Digitized Mammography. *Cancer Imaging. Volume I*. pp. 325-337.

Zhu, R. Yao, M. Liu, Y. (2011). A two-level strategy for segmenting center of interest from pictures. *Expert Systems with Applications*, 38. pp. 1748–1759.

Zipf, G.K. (1949). *Human Behavior and the Principle of Least Effort*, Addison-Wesley, Reading, MA.

Zivian, M. T. Gershater, R. (2008). The Accuracy of Diagnostic Radiology. *Cancer Imaging: Instrumentation and Applications*. pp 109-118.

Références personnelles

- **Publications internationales**

Hamoud, M. Merouani, H.F. (2011). Detection of a region of interest in the images based on Zipf laws. Conférence internationale sur Signal Image Technology and Internet based systems. IEEE xplore. ISBN: 978-0-7695-4635-3. pp 416-421. Dijon, France.

Hamoud, M. Merouani, H.F. (2011). Détection d'une zone d'intérêt dans les images basée lois de Zipf. Conférence internationale sur l'Extraction et Gestion des Connaissances Maghrébine. Tanger, Maroc.

Hamoud, M. Merouani, H.F. (2011). Detection of a zone of interest in the images based on Zipf laws. Conférence internationale sur Computer Science and its Applications. Saida, Algérie.

Hamoud, M. Merouani, H.F. Laimeche, L. (2013). Computer aided detection of mammogram masses by the power laws. 2ème rencontre des femmes scientifiques méditerranéennes REFSCIMES'2013. Skikda, Algérie.

Hamoud, M. Merouani, H.F. Laimeche, L. (2014). The power laws: Zipf and inverse Zipf for automated segmentation and classification of masses within mammograms. Evolving Systems. DOI 10.1007/s12530-014-9116-y.

- **Publications nationales**

Hamoud, M. Merouani. (2010).Segmentation et indexation d'images basée lois de Zipf et Zipf inverse. Journées Ecole Doctorale & Réseaux de Recherche en sciences et technologies de l'information JED'10- Annaba.

Hamoud, M. Merouani. (2011). Détection d'une zone d'intérêt dans les images par la loi de Zipf et la loi de Zipf inverse, Journées Doctorales du Laboratoire D'Informatique d'Oran JDLIO'11.

Hamoud, M. Merouani, H.F. (2012). The Power Laws for the Determination of a Region of Interest in a Mammogram. 2èmes Journées Doctorales en Informatique (JDI'2012). Guelma, Algérie.

Hamoud, M. Merouani, H.F. Laimeche, L. (2013). Computer-aided to medical diagnosis of mammogram masses by the biclustering and the power laws. Workshop sur la Modélisation Mathématiques et Contrôle. Annaba, Algérie.

Liste des abréviations

Abréviation	Description textuelle
ACP	Analyse en Composantes Principales
ACR	American College of Radiology
ANN	Artificial Neural Network
AUC	Area Under the Curve
BCDDP	Breast Cancer Detection Demonstration Project
BI-RADS	Breast Imaging-Reporting And Data System
CADe	Computer Aided Detection
CADx	Computer Aided Diagnosis
CBIR	Content Based Image Retrieval
CBMIIR	Content Based Mammogram Image Indexing and Retrieval
CNN	Cellular Neural Network
DCIS	Ductal Carcinoma In Situ
DDMA	Database of Digital Mammograms of Annaba
DDSM	Digital Database for Screening Mammography
FCM	Fuzzy c-means
FDA	U.S Food and Drug Administration
FDG	Fluoro Désoxy Glucose
FNs	False Negatives
FPs	False Positives
FSM	Film Screen Mammography
GCM	Gray-level Co-occurrence Matrix
HIP	Health Insurance Plan
HTML	HyperText Markup Language
IRM	Imagerie à Résonance Magnétique
k-NN	k-Nearest Neighbors
LBP	Local binary patterns
LDA	Linear Discriminant Analysis
LSMD	Least Squares Minimum Distance
MANOVA	Multivariate analysis of variance
MIAS	Mammographic Image Analysis Society

Liste des abréviations

MLP	Multi-Layer Perceptron
MRF	Markov Random Fields
NTSC	National Television System Committee
PAL	Phase Alternating Line
PET	Positron Emission Tomography
PUK	Pearson VII function-based Universal Kernel
RBF	Radial Basis Function
ROC	Receiver Operating Characteristic
ROI	Region Of Interest
SECAM	SÉquentiel Couleur À Mémoire
SVM	Support Vector Machine
URL	Uniform Resource Locator
WEKA	Waikato Environment for Knowledge Analysis