

**REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA
RECHERCHE SCIENTIFIQUE**

**Université Mouloud Mammeri Tizi-Ouzou
Faculté de Génie Electrique et Informatique
Département d'Electronique**

Mémoire de fin d'études

En vue de l'obtention du diplôme d'ingénieur d'état
En électronique
Option : communication

Thème :

**Segmentation d'images IRM par techniques de codage
De vecteur de rangs**

Encadré par :

Pr Soltane Ameer

Etudié par :

Aghilés Ahmed Zaid

Promotion : 2008 / 2009

Sommaire

Introduction	01
Chapitre I : Généralités sur le traitement d'image	03
I.1 Préambule	04
I.2 Définition de l'image	04
I.3 Image numérique	05
I.4 Caractéristiques d'une image numérique	05
I.4.1 Pixel	06
I.4.2 Dimension	06
I.4.3 Résolution	07
I.4.4 Bruit	07
I.4.5 Histogramme	07
I.4.6 Contours et textures	09
I.4.7 Luminance	10
I.4.8 Contraste	10
I.4.9 Images à niveaux de gris	11
I.4.10 Images en couleurs	11
I.5 Qualité de l'image numérique	13
I.6 Images bitmaps et images vectorielles	13
I.7 Notion de voisinage	14
I.7.1 Définition d'un N-voisinage	14
I.7.2 Exemple d'un 8-voisinage	14
I.8 Prétraitement des images	15
I.8.1 Modification de l'histogramme	15
I.8.2 Rehaussement d'image	17
I.8.3 Filtrage numérique	18
I.8.3.1 Filtrage linéaire local	19
I.8.3.2 Filtrage adaptatif	20
I.9 Mesure de ressemblance des régions	22
I.9.1 Distance Euclidienne	23
I.9.2 Distance de Mahalanobis	23
I.10 Notions d'analyse de données	23

I.10.1 Centres de gravité	24
I.10.2 Matrices de covariance	24
I.11 Discussion	26
Chapitre II : Méthodes de segmentation d'image	27
II.1 Préambule	28
II.2 Définition de la segmentation	28
II.3 Synoptique du processus de segmentation d'images	30
II.4. Méthodes de segmentation d'images	31
II.4.1 Approche région	32
II.4.1.1 Approche par fusion	33
II.4.1.2 Approche par division	33
II.4.1.3 Approche par division fusion	34
II.4.2 Approche contour	34
II.4.2.1 Détection des contours par dérivée première	35
II.4.2.2 Détection des contours par dérivée seconde	37
II.4.2.3 Détection des contours par filtrage optimal	37
II.4.2.4 Les contours actifs (snakes)	40
II.4.3 Approche classification	40
II.4.3.1 Techniques hiérarchiques	41
II.5 Analyse d'images texturées	42
II.5.1 Attributs de texture	43
II.5.2 Définition de la texture	43
II.5.3 Signature d'une texture	46
II.5.4 Approche d'analyse de la texture	47
II.5.4.1 Approche structurelle	47
II.5.4.2 Approche spatio-fréquentielle	47
II.5.4.3 Approche statistique	48
II.5.5 Définition des motifs	49
II.5.6 Techniques de caractérisation de la texture	49
II.5.6.1 Matrice de cooccurrence (stat. du 2ème ordre)	49
II.5.6.2 Matrice des longueurs de plage	50
II.5.6.3 Transformée de Fourier	50
II.5.6.4 Fonction d'auto corrélation	51
II.5.6.5 Différence des niveaux de gris	52

II.5.6.6 Histogramme de somme et de différence des niveaux de gris	52
II.5.6.7 Méthode basée sur les distributions statistiques de rangs directionnels	54
II.6 Choix de la méthode de classification	55
II.7 Discussion	56
Chapitre III : Segmentation par codage rang 24	57
III.1 Le vecteur de rang et ses propriétés	58
III.1.1 Définitions	58
III.1.2 Codage du vecteur de rangs	63
III.1.3 Pouvoir de détection de l'orientation des textures par des vecteurs de rangs	63
III.1.4 Calcul des fréquences d'apparition des codes	66
III.2 Méthode des rangs 24 et rangs 75	66
III.3. Algorithme général de la méthode	68
III.4 Discussion	69
Chapitre IV : Applications aux images (IRM) cérébrales	70
IV.1. Préambule	71
IV.2 Présentation des images IRM à segmenter	71
IV.3 Application de la méthode des rangs 24	73
IV. 4. Discussion du résultat de la méthode des rangs 24	75
IV.5. Méthode des rangs 75	76
IV.6. Discussion des résultats de la méthode des rangs 75	78
Conclusion	80
Annexe A	81
Annexe B	83
Bibliographie	86

INTRODUCTION

L'imagerie est sans doute l'un des outils incontestable qui a permis au domaine médical d'enregistrer un saut qualitatif prodigieux ces dernières décennies. En effet, le traitement d'images, permet au personnel médical d'extraire des informations de plus en plus précises et lui permet ainsi de prendre les meilleures décisions en un laps de temps réduit.

L'imagerie médicale a fait ses premiers pas avec les premiers clichés radiographiques obtenus dès la fin du 19^{ème} siècle. Aujourd'hui, les images du scanner X et de l'IRM sont de mieux en mieux affinées et accroissent la précision des objectifs recherchés par les praticiens du domaine.

Il est évident que l'obtention d'une bonne image, et ce quelque soit l'outil ou le procédé utilisé, nécessite une technologie appropriée impliquant à la fois une maîtrise de la source ou du signal utilisé, de la collecte ou signal de sortie et, bien entendu, toute une minutie dans le traitement de l'information avant de la traduire en image visuelle, sur support papier ou sur support magnétique interprétable par le praticien.

C'est dans la perspective de mettre en œuvre des techniques d'extraction des informations utiles contenues dans une image médicale que s'inscrit le présent mémoire. On s'intéressera particulièrement à la segmentation d'images médicales obtenues par 'Imagerie de Résonance Magnétique' (IRM).

Notre mémoire a été organisé en quatre chapitres. Le premier chapitre est entièrement consacré aux généralités et définitions du traitement d'image. Chaque notion y est détaillée.

Dans le deuxième chapitre, nous présenterons les principales techniques de segmentation (définition, différentes approches existantes, etc.), nous y aborderons aussi la notion de texture ainsi que ses principales caractéristiques.

Dans le troisième chapitre nous présenterons la méthode de segmentation retenue.

Le quatrième chapitre sera consacré à la mise en œuvre de la méthode retenue et aux principaux résultats obtenus ainsi qu'aux discussions.

En guise de conclusion, nous mettrons en relief l'efficacité de la méthode utilisée à travers la qualité des résultats obtenus et évoquerons les différentes perspectives ouvertes à ce travail.

Chapitre I

Généralités sur le traitement d'images

I.1 PREAMBULE

Comme la parole, l'image constitue l'un des moyens les plus importants qu'utilise l'homme pour communiquer avec autrui. C'est un moyen de communication universel dont la richesse du contenu permet aux êtres humains de tout âge et de toute culture de se comprendre.

C'est aussi l'un des moyens les plus efficace pour communiquer, car chacun peut porter une analyse et débattre de l'image à sa manière, afin d'en dégager une impression et d'en extraire des informations bien précises.

De ce fait, le traitement d'images est l'ensemble des méthodes et techniques opérant sur celles-ci, dans le but de rendre cette opération possible, commode et plus agréable, d'améliorer l'aspect visuel de l'image et d'en extraire des informations jugées pertinentes.

I.2 Définition de l'Image

L'image n'est autre qu'une représentation d'une personne ou d'un objet par différentes formes d'expression comme la peinture, la sculpture, le dessin, la photographie, le film, etc.

Elle représente aussi un ensemble structuré d'informations qui ont une signification pour l'œil humain. Elle est décrite sous la forme d'une fonction de brillance analogique continue $I(x,y)$, définie dans un domaine borné, tels que x et y sont les coordonnées spatiales d'un point de l'image et I est une fonction d'intensité lumineuse ou de couleur. Sous cet aspect, l'image est inexploitable par la machine, ce qui nécessite sa numérisation.

I.3 Image numérique

A l'inverse des images obtenues par des méthodes photographiques, optiques ou analogiques électroniques, les images manipulées par un ordinateur sont numériques (représentées par une série de bits).

L'image numérique est définie comme l'image dont la surface est divisée en éléments de tailles fixes appelés cellules ou « pixels », ayant chacun comme caractéristique un niveau de gris ou de couleurs prélevé à l'emplacement correspondant dans l'image réelle, ou calculé à partir d'une description interne de la scène à représenter.

La numérisation d'une image est la conversion de celle-ci de son état analogique (distribution continue d'intensités lumineuses dans un plan xOy .) en une image numérique représentée par une matrice bidimensionnelle de valeurs numériques $f(x, y)$ où :

x, y : coordonnées cartésiennes d'un point de l'image.

$F(x, y)$: niveau de gris en ce point

Pour des raisons de commodité de représentation pour l'affichage et l'adressage, les données images sont généralement rangées sous formes d'un tableau de n lignes et p colonnes. Chaque élément de ce tableau représente un pixel de l'image auquel est associé un niveau de gris codé sur m bits. On a ainsi, 2^m niveaux de gris le niveau 0 correspond au noir et le niveau $2^m - 1$ au blanc. La valeur en chaque point exprime la mesure d'intensité lumineuse perçue par le capteur.

I.4 Caractéristiques d'une image numérique

L'image est un ensemble structuré d'informations caractérisé par plusieurs paramètres que nous décrivons ci après.

I.4.1 Pixel

Le terme « Pixel » est l'abréviation de l'expression anglaise " picture element " (élément d'image). Il est le plus petit point de l'image, en effet, si le bit est la plus petite unité d'information que peut traiter un ordinateur, le pixel est le plus petit élément que peuvent manipuler les matériels et logiciels d'affichage ou d'impression. La lettre A, par exemple, peut être affichée comme un groupe de pixels (voir figure 1).

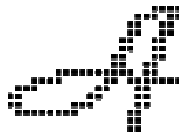


Figure 1.1 : Représentation de la lettre *A*

La quantité d'information que véhicule chaque pixel donne des nuances entre images monochromes et images couleurs. Dans le cas d'une image monochrome, chaque pixel est codé sur un octet, et la taille mémoire nécessaire pour afficher une telle image est directement liée à la taille de l'image. Dans une image couleur (R.V.B.), un pixel est représenté sur trois octets (un octet pour chacune des couleurs : rouge (R), vert (V) et bleu (B)) et la taille mémoire requise est trois fois plus grande.

I.4.2 Dimension

C'est la taille de l'image. Cette dernière se présente sous forme d'une matrice dont les éléments sont des valeurs numériques représentatives des intensités lumineuses (pixels). Le nombre de lignes de cette matrice multiplié par le nombre de colonnes nous donne la dimension de l'image qui représente le nombre total de pixels dans une image.

I.4.3 Résolution

C'est la clarté ou la finesse de détails atteinte par un moniteur ou une imprimante dans la production d'images. Sur les moniteurs d'ordinateurs, la résolution est exprimée en nombre de pixels par unité de mesure (pouce ou centimètre). On utilise aussi le mot résolution pour désigner le nombre total de pixels affichables horizontalement ou verticalement sur un moniteur. Plus ce nombre est grand, meilleure est la résolution.

I.4.4 Bruit

Un bruit (parasite) dans une image est considéré comme un phénomène de brusque variation de l'intensité d'un pixel par rapport à ses voisins, il provient de l'éclairage des dispositifs optiques et électroniques du capteur.

I.4.5 Histogramme

L'histogramme des niveaux de gris de l'image est une fonction qui donne la fréquence d'apparition de chaque niveau de gris. L'histogramme permet alors de donner la distribution des niveaux de gris de l'image appelée « dynamique de l'image ».

L'histogramme est un outil privilégié en analyse d'images car il représente un résumé simple, mais souvent suffisant du contenu de l'image. On peut distinguer trois types d'histogrammes d'images (voir figure 1.2).

a) *histogramme unimodal* : ce type d'histogramme n'a qu'un seul pic, il représente soit un objet, soit un fond.

b) *histogramme bimodal* : il est formé de deux modes bien séparés (deux pics séparés par une vallée) et l'on déduit ainsi qu'il existe un objet sur un fond.

c) *histogramme multimodal* : formé de plusieurs modes séparés (plusieurs pics séparés par plusieurs vallées) qui nous renseigne sur la présence de plusieurs objets.

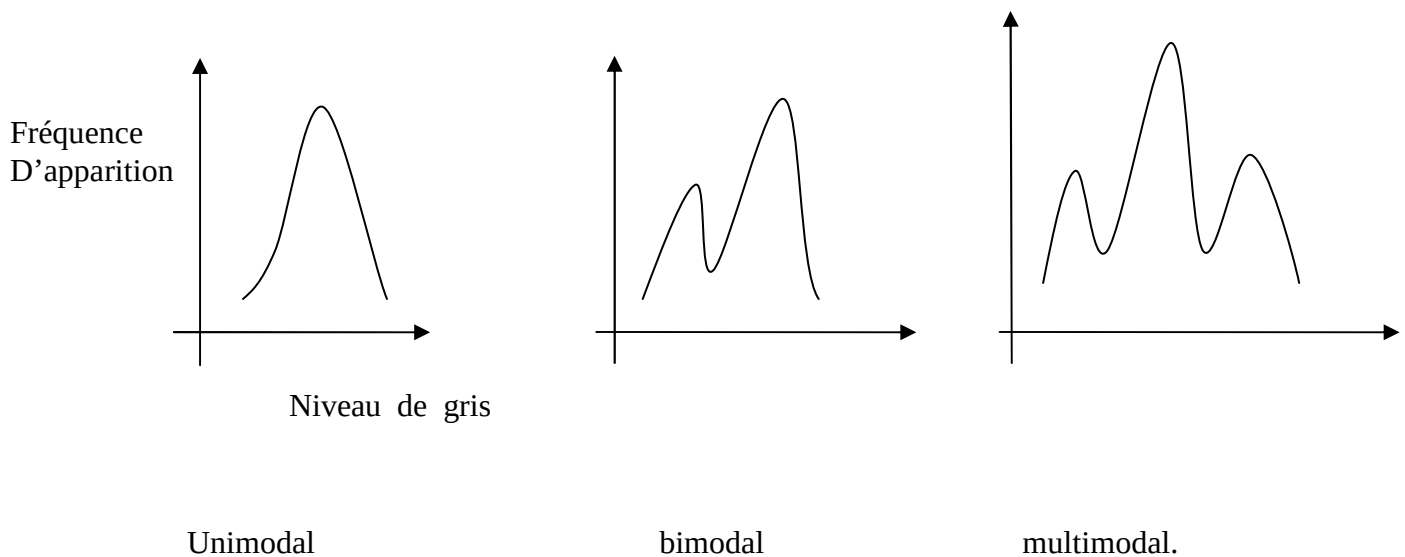


Figure 1.2 : Types d'histogramme

I.4.6 Contours et textures

Le contour correspond à des changements brusques des propriétés physiques des objets dans l'image. Il se manifeste dans l'image par des variations locales importantes des valeurs de niveaux de gris correspondant à des élévations de la dérivée première de la fonction image. Il représente la frontière entre les objets de l'image, ou la limite entre deux pixels dont les niveaux de gris représentent une différence significative. L'extraction de contour consiste à identifier dans l'image les points qui séparent deux objets différents.

La notion de texture est utilisée pour traduire un aspect homogène de la surface d'un objet sur une image. La texture se manifeste donc par une information visuelle qui permet de la décrire qualitativement à l'aide des adjectifs suivants: grossière, fine, lisse, tachetée, granuleuse, marbrée, régulière ou irrégulière. Des études psycho visuelles faites sur la discrimination de texture par le système visuel humain, ont mis en évidence que dans la plupart des cas, l'œil humain ne peut discerner instantanément deux textures décrites par les mêmes distributions statistiques du second ordre. Cependant, il existe des cas où bien que ces distributions soient identiques, les textures sont discriminables sur la base des propriétés locales.

En pratique, on distingue deux grandes classes de textures, qui correspondent à deux niveaux de perception: Les macrotextures et les microtextures.

Les macrotextures présentent un aspect régulier, sous formes de motifs répétitifs spatialement placés selon une règle précise (ex: peau de lézard, mur de brique).

Les microtextures présentent des primitives "microscopiques" distribuées de manière aléatoire (ex: sable, laine tissée, herbe).

I.4.7 Luminance

C'est le degré de luminosité des points de l'image. Elle est définie aussi comme étant le quotient de l'intensité lumineuse d'une surface par l'aire apparente de cette surface, pour un observateur lointain, le mot luminance est substitué au mot brillance, qui correspond à l'éclat d'un objet. Une bonne luminance se caractérise par :

- Des images lumineuses (brillantes);
- Un bon contraste : il faut éviter les images où la gamme de contraste tend vers le blanc ou le noir; ces images entraînent des pertes de détails dans les zones sombres ou lumineuses.
- L'absence de parasites.

I.4.8 Contraste

C'est l'opposition marquée entre deux régions d'une image, plus précisément entre les régions sombres et les régions claires de cette image. Le contraste est défini en fonction des luminances de deux zones d'images.

Si L_1 et L_2 sont les degrés de luminosité respectivement de deux zones voisines A_1 et A_2 d'une image, le contraste C est défini par le rapport :

$$C = \frac{L_1 - L_2}{L_1 + L_2}$$

I.4.9 Images en niveaux de gris

Le niveau de gris est la valeur de l'intensité lumineuse en un point. La couleur du pixel peut prendre des valeurs allant du noir au blanc en passant par un nombre fini de niveaux intermédiaires. Donc pour représenter les images à niveaux de gris, on peut attribuer à chaque pixel de l'image une valeur correspondant à la quantité de lumière renvoyée. Cette valeur peut être comprise par exemple entre 0 et 255. Chaque pixel n'est donc plus représenté par un bit, mais par un octet. Pour cela, il faut que le matériel utilisé pour afficher l'image soit capable de produire les différents niveaux de gris correspondant.

Le nombre de niveaux de gris dépend du nombre de bits utilisés pour décrire la " couleur " de chaque pixel de l'image. Plus ce nombre est important, plus les niveaux possibles sont nombreux.

I.4.10. Images en couleurs

Même s'il est parfois utile de pouvoir représenter des images en noir et blanc, les applications multimédias utilisent le plus souvent des images en couleurs. La représentation des couleurs s'effectue de la même manière que les images monochromes avec cependant quelques particularités. En effet, il faut tout d'abord choisir un modèle de représentation. On peut représenter les couleurs à l'aide de leurs composantes primaires. Les systèmes émettant de la lumière (écrans d'ordinateurs, etc.) sont basés sur le principe de la synthèse additive : les couleurs sont composées d'un mélange de rouge, vert et bleu (modèle R.V.B.).

➤ ***La représentation en couleurs réelles***

Elle consiste à utiliser 24 bits pour chaque point de l'image. Huit bits sont employés pour décrire la composante rouge (R), huit pour le vert (V) et huit pour le bleu (B). Il est ainsi possible de représenter environ 16,7 millions de couleurs différentes simultanément. Cela est cependant théorique, car aucun écran n'est capable d'afficher 16 millions de points. Dans la plus haute résolution (1600 x 1200), l'écran n'affiche que 1 920 000 points. Par ailleurs, l'œil humain n'est pas capable de distinguer autant de couleurs.

➤ ***La représentation en couleurs indexées***

Afin de diminuer la charge de travail nécessaire pour manipuler des images en 24 bits, on peut utiliser le mode de représentation en couleurs indexées. Le principe consiste à déterminer le nombre de couleurs différentes utilisées dans l'image, puis à créer une table de ces couleurs en attribuant à chacune une valeur numérique correspondant à sa position dans la table. La table, appelée palette, comporte également la description de chacune des couleurs, sur 24 bits.

➤ ***Autres modèles de représentation***

Le modèle R.V.B. représentant toutes les couleurs par l'addition de trois composantes fondamentales, n'est pas le seul possible. Il en existe de nombreux autres. L'un d'eux est particulièrement important. Il consiste à séparer les informations de couleurs (chrominance) et les informations d'intensité lumineuse (luminance). Il s'agit du principe employé pour les enregistrements vidéo. La chrominance est représentée par deux valeurs (selon des modèles divers) et la luminance par une valeur.

I.5 Qualité d'une image numérique

Elle dépend, d'une part, de la qualité des images d'origine et, d'autre part, des moyens mis en œuvre pour convertir un signal analogique en signal numérique. Elle dépend aussi de :

- La qualité des périphériques de numérisation de l'image, du nombre de niveaux de gris ou de couleurs enregistrées, etc.
- La qualité de l'affichage à l'écran : définition de l'écran, nombre de teintes disponibles simultanément, calibrage de l'écran, etc.

Les critères d'appréciation de la qualité d'une image, tels que cités succinctement ci-dessus, dépendent largement de la structure même de l'image réaliste ou conceptuelle et de son mode de représentation (bitmap ou vectorielle).

I.6 Images bitmaps et images vectorielles

Les images appartiennent à deux grandes familles : bitmap (image-bit) et vectorielle. Alors qu'une image vectorielle est décrite à l'aide de courbes et d'équations mathématiques, une image bitmap est constituée de pixels et se réduit donc à une matrice de points.

Si les images vectorielles peuvent être manipulées avec beaucoup de facilité, les modifications de taille, par exemple, apportées à une image bitmap ne sont pas sans incidence.

I.7 Notions de voisinage

Souvent utilisée dans le traitement d'images, la notion de voisinage est définie comme l'ensemble des pixels entourant un pixel donné P de coordonnées (i,j) dans toutes les directions possibles.

I.7.1 Définition d'un n-voisinage

On appelle un n -voisinage, l'ensemble des n pixels entourant le pixel central dans toutes les directions possibles.

I.7.2 Exemple d'un 8-voisinage

On peut citer l'exemple du 8-voisinage ou chaque point (à l'exception des bords d'une image numérique) est entouré de quatre voisins horizontaux et verticaux et quatre voisins diagonaux.

$(x-1, y-1)$	$(x-1, y)$	$(x-1, y+1)$
$(x, y-1)$	(x, y)	$(x, y+1)$
$(x+1, y-1)$	$(x+1, y)$	$(x+1, y+1)$

I.8. Prétraitement des images

L'étape de prétraitement a pour but de faciliter l'analyse d'une image en renforçant la ressemblance entre pixels appartenant à une même région, ou en accentuant la dissemblance entre pixels appartenant à des régions différentes.

Le prétraitement est nécessaire notamment dans les cas suivants :

- l'éclairement de l'image n'est pas uniforme
- l'image est bruitée
- le contraste n'est pas suffisant.

Les méthodes les plus utilisées sont :

- La modification de l'histogramme.
- Le rehaussement de contraste.
- La réduction de bruit par filtrage

I.8.1.Modification de l'histogramme

On cherche à améliorer l'image en lui appliquant une transformation ponctuelle d'intensité

La modification de l'histogramme est une opération qui consiste à donner à l'histogramme une forme bien déterminée dans le but d'améliorer l'image. Cette forme peut être de type exponentiel, logarithmique ou uniforme (histogramme plat).

Cette dernière forme est la plus utilisée, elle est connue sous le nom d'Egalisation de l'histogramme. En effet, dans une image, une majorité des pixels ont une valeur inférieure à la lumière moyenne, c'est pourquoi les détails dans les régions sombres sont difficilement perceptibles. Une technique appelée « égalisation de l'histogramme » est utilisée pour pallier

à cet inconvénient. Elle permet l'obtention d'un histogramme plat (uniforme) qui donne une meilleure dynamique et un fort contraste à l'image. On distingue deux méthodes :

- **Première méthode** : Elle consiste à égaliser les fréquences d'apparition de chaque niveau de gris. Soit $R(i)$ la fonction de répartition des niveaux de gris et soit N_g le nombre de niveaux de gris présents dans l'image ; $R(i)$ est alors définie par :

$$R(i) = \sum_{K=0}^i P_k \quad (1-1)$$

avec $i = 0, 1, \dots, N_g-1$ et P_k la fréquence d'appariation du niveau k .

$R(i)$ croit de 0 à 1, elle est normalisée en la multipliant par le nombre maximum des niveaux de gris, on aura finalement :

$$R(i) = (N_g - 1) \sum_{K=0}^i P_k. \quad (1-2)$$

➤ **deuxième méthode** : Egalisation autour de la valeur moyenne idéale :

Soit une image de dimension $H \times W$ pixels, codée sur N_i niveaux de gris et son image résultante (après égalisation) codée sur N_R niveaux. On fixe la valeur moyenne idéale m de l'histogramme égalisée :

$$m = \frac{H \times W}{N_R}$$

On part du niveau zéro et on calcule la valeur cumulée des niveaux suivants dans l'histogramme original jusqu'au moment où la somme est la plus proche possible de la valeur moyenne m .

Tous les niveaux de l'histogramme initial qui ont participé à la somme sont recadrés en un seul niveau dans l'histogramme final. On recommence l'opération pour les niveaux suivants. En général, on choisit $N_R = \frac{N_i}{2}$.

Après égalisation (par les deux méthodes), le nombre de niveaux de gris résultant est égal à celui de départ, mais, il y'aura alors des « trous » dans l'histogramme final. Celui-ci n'est pas parfaitement plat.

1.8.2. Rehaussement d'images

Le rehaussement consiste à normaliser les niveaux de gris de l'image de façon à accroître le contraste global de celle-ci. Cette opération est réalisée grâce à une fonction de rehaussement construite soit à partir de l'information fréquentielle, soit à partir de l'information spatiale des niveaux de gris. Nous présentons ci après la méthode de Lee qui est souvent utilisée pour rehausser le contraste.

➤ Méthode de Lee

Cette méthode consiste à remplacer la valeur d'un point de coordonnées (x, y) par une valeur calculée à partir des informations de son voisinage. Soit $L(x, y)$, la luminance de ce point et soit $A(x, y)$, la valeur moyenne de la luminance observée dans une fenêtre centrée en ce point. La fonction de rehaussement est:

$$R(x, y) = \alpha A(x, y) + \beta [L(x, y) - A(x, y)] + \eta \quad (1 - 3)$$

α , β et η sont des paramètres d'ajustement. Le paramètre α permet de contrôler le contraste de l'image et β , celui de la finesse. η est un paramètre d'ajustement du contraste global. La normalisation de la fonction $R(x, y)$ se fait en écrivant que:

$$r(x, y) = (N_g - 1) \frac{R(x, y) - R_{\min}}{R_{\max} - R_{\min}} \quad (1 - 4)$$

où $R_{\max}$ et $R_{\min}$ sont respectivement le maximum et le minimum de $R(x, y)$.

I.8.3. Filtrage numérique

Pour améliorer la qualité visuelle de l'image, on doit éliminer les effets des bruits (parasites) en lui faisant subir un traitement appelé filtrage. Le filtrage consiste à modifier la distribution fréquentielle des composantes d'un signal selon des spécifications données.

Nous présentons ci après deux types de filtrage à savoir le filtrage linéaire local et le filtrage adaptatif.

- le filtrage linéaire local : qui regroupe, les filtres passe-bas (lissage), les filtres passe-haut (accentuation), les filtres passe-bande (différenciation) et les filtres directionnels.
- le filtrage adaptatif : qui regroupe les filtres d'ordre et les filtres de position.,

I.8.3.1.Filtrage linéaire local

Ce type de filtrage regroupe, les filtres passe-bas (lissage), les filtres passe-haut (accentuation), les filtres passe-bande (différenciation) et les filtres directionnels.

➤ Filtre passe-bas (lissage)

Ce filtre n'affecte pas les composantes de basse fréquence dans les données d'une image, mais doit atténuer les composantes de haute fréquence.

L'opération de lissage est souvent utilisée pour atténuer le bruit et les irrégularités de l'image. Elle peut être répétée plusieurs fois, ce qui crée un effet de flou. En pratique, il faut choisir un compromis entre l'atténuation du bruit et la conservation des détails et contours significatifs.

➤ Filtre passe haut (accentuation)

L'accentuation des contours et leur extraction s'obtiennent dans le domaine fréquentiel par l'application d'un filtre passe-haut.

Le filtre digital passe-haut a les caractéristiques inverses du filtre passe-bas .Ce filtre n'affecte pas les composantes de haute fréquence d'un signal, mais doit atténuer les composantes de basse fréquence.

➤ **Filtre passe bande (différentiation)**

Cette opération est une dérivée du filtre passe-bas. Elle consiste à éliminer la redondance d'information entre l'image originale et l'image obtenue par filtrage passe-bas. Seule la différence entre l'image source et l'image traitée est conservée.

➤ **Filtre directionnel**

Dans certains cas, on cherche à faire apparaître des détails de l'image dans une direction bien déterminée. Pour cela, on utilise des filtres qui opèrent suivant des directions (horizontales, verticales et diagonales).

I.8.3.2. filtrage adaptatif :

Les filtres adaptatifs peuvent être classés en deux catégories : les filtres d'ordre et les filtres de position.

Les filtres d'ordre classent les niveaux de gris d'un voisinage et sélectionnent parmi ces quantités une certaine valeur, les filtres de position considèrent des sous voisinages du point.

➤ **Filtres d'ordre :** Ils sont de deux types

- filtrage par la médiane (filtre médian)
- filtrage par le plus proche voisin radiométrique.

a) filtrage par la médiane (filtre médian) : le filtrage par la médiane est le filtre d'ordre le plus connu. Il produit un adoucissement de l'image puisque la valeur du point central d'une fenêtre est affectée par celle de ses voisins.

A la différence du filtre linéaire classique, on n'effectue pas une moyenne, mais on prend la valeur médiane, c'est à dire celle qui par classement en valeur croissante, se trouve au milieu.

Exemple :

$$\begin{bmatrix} 1 & 1 & 2 \\ 2 & 3 & 1 \\ 3 & 4 & 2 \end{bmatrix} \longrightarrow 1 \ 1 \ 1 \ 2 \ 2 \ 2 \ 3 \ 3 \ 4$$

dans ce cas, la valeur du point central devra être mise à 2.

b) plus proche voisin radiométrique : Pour ce type de filtrage, on attribue au pixel central la valeur moyenne des K pixels voisins dont les valeurs radiométriques (niveaux de gris) sont les plus proches de la sienne.

Exemple : pour $K=4$, et en utilisant l'exemple précédant :

$(2+2+3+4)/4 \approx 3$. Dans ce cas, le point central gardera sa valeur.

➤ **Filtres de position :**

Pour ce filtrage, on utilise des voisinages 5×5 . Le sous voisinage le plus homogène est sélectionné et son niveau de gris moyen est affecté au point central. Exemple :

3	3	4	5	6
3	4	3	6	7
3	3	4	8	3
9	2	3	2	1
8	5	3	2	6

La valeur du point central passera de 4 à 3.

Ce filtre présente l'inconvénient d'avoir recours à un voisinage très grand (en nombre de pixels) du point considéré, ce qui nécessite un temps d'exécution long.

Pour cette raison, on choisit le filtre d'ordre.

I.9 Mesure de ressemblance des régions

Le but est d'affecter différents éléments dans leurs classes adéquates, d'où une certaine obligation de définir une mesure de ressemblance entre cet ensemble d'éléments, afin de comparer le vecteur descripteur de chaque élément aux vecteurs descripteurs des différents

noyaux choisis [Dida, 1982]. Entre ces mesures utilisées on citera : la distance Euclidienne et la distance de Mahalanobis.

I.9.1 Distance Euclidienne

Considérée comme la plus employée, elle est utilisée en présence de classes sphériques, et elle aboutit à des résultats satisfaisants sous formes matricielle, elle est définie comme suit :

$$d^2(x_1, x_2) = (x_1, x_2)' (x_1, x_2) \text{ ou } x_1, x_2 \in R^q \quad (1- 5)$$

Avec R^q espace des paramètres.

I.9.2 Distance de Mahalanobis

Utilisée comme indice de dis-similarité, elle permet une prise en compte des différentes formes de classes. L'expression analytique de cette distance est donnée par :

$$d^2(x_1, x_2) = (x_1 - x_2)T^{-1}(x_1 - x_2)' \quad (1- 6)$$

Avec T^{-1} qui représente la matrice inverse de la matrice de variance covariance des individus.

I.10 Notions d'analyse de données

Considérons un ensemble de pixels Ω représentant une image que l'on désire traiter. Soient n le nombre d'éléments constituant cet ensemble et q le nombre de paramètres caractérisant chaque élément.

On désignera par $w_1, w_2, \dots, w_n$ les éléments et par $v_1, v_2, \dots, v_q$ les paramètres. Le tableau de données associé est une matrice à N lignes et M colonnes défini par :

$$X = \{ x_{ij} \}$$

$$i = 1, 2, \dots, N \text{ et } j = 1, 2, \dots, M \text{ avec } x_{ij} = v_j(w_i)$$

I.10.1 Centres de gravité

Supposons que les n éléments de la matrice X représentent K classes que nous noterons C_k .

Avec $k=1, 2, \dots, K$ tel que :

$$\bigcup_{i=1}^K C_i = n$$

$$C_i \cap C_j = \Phi$$

$$\forall (i, j) \text{ tel que } i \neq j$$

Le centre de gravité des n éléments est donné par

$$X_{moy} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i \quad (1-7)$$

Le centre de gravité associé aux individus de la $K^{ième}$ classe est donné par :

$$X_{K_{moy}} = \frac{1}{n_k} \sum_{i \in C_k} X_i \quad (1-8)$$

Avec $n_k = \text{cardinal}(C_k)$

I.10.2 Matrices de covariance

a. Matrice de covariance totale

Composé d'une matrice de dimension (q, q) définie comme telle :

$$T = \text{cov}(X_i, X_j) = \sum_{i=1}^n (X_i - X_{moy})(X_i - X_{moy})^t \quad (1-9)$$

b. Matrice de covariance inter-classe

Désigné par B (qui veut dire between) la matrice (q, q) définie :

$$B = \sum_{j=1}^k n_j (X_{jmoy} - X_{moy})(X_{jmoy} - X_{moy})^t \quad (1-10)$$

C'est une matrice de covariance associée aux centres de gravité de chacune des classes pondérées par leurs masses respectives.

c. Matrice de covariance intra-classe

Désignée par W (qui veut dire within) la matrice (q, q) est donnée par :

$$W = \sum_{j=1}^k \sum_{i \in C_j} (X_i - X_{j\text{moy}})(X_i - X_{j\text{moy}})^t \quad (1-11)$$

W représente la somme des matrices de covariance relatives à chacune des classes.

Il existe un lien entre les matrices T, B, W par l'application du théorème de Huygens qui décompose l'inertie des classes (T) en inertie inter-classes (B) et inertie intra-classes (W) d'où on va conclure que : $T = B + W$

I.11 Discussion

Le traitement d'images possède un aspect multidisciplinaire. On trouve ses applications dans des domaines très variés tels que les télécommunications (T.V., vidéo, publicité, par exemple), la médecine (radiographie, ultrasons, par exemple), la biologie, l'astronomie, la géologie, l'industrie (robotique, sécurité), la météorologie, l'architecture, l'imprimerie, l'armement (application militaire).

De nouvelles applications pratiques sont possibles aujourd'hui et touchent tous les domaines d'activités, tels que les métiers du spectacle, la radio, les créations artistiques, etc.

Chapitre II

Méthodes de segmentation et de
caractérisation d'images

II.1Préambule

La segmentation d'images est un problème important dans le traitement numérique des images. La segmentation est une opération qui a pour objectif la description de l'information contenue dans l'image en donnant une représentation plus condensée et facilement exploitable. Il est difficile de définir d'une manière absolue, une bonne segmentation. La segmentation, souvent, n'est pas une fin en soi, Le choix d'une technique est lié à :

- La nature de l'image (éclairage, contours, texture...)
- Aux opérations en aval de la segmentation (compression, reconnaissance des formes, mesures...)
- Aux primitives à extraire (droites, régions, textures,...)
- Aux contraintes d'exploitation 'temps réel, espace mémoire,...)

Dans ce chapitre Nous présentons les différentes approches et méthodes de segmentation d'images et nous donnerons des notions sur la texture et les techniques permettant sa caractérisation.

II.2.Définition la segmentation

Trouver une définition bien précise de la segmentation est un peu ardue du fait qu'elle soit confondue avec la classification ou l'étiquetage, mais pour lever toute ambiguïté on dira que : segmenter une image revient à trouver ses régions homogènes et ses contours. Ces régions et contours sont supposés très pertinents, c'est-à-dire que les régions doivent correspondre aux parties significatives des objets du monde réel avec leurs contours apparents. Une définition formelle d'un algorithme de segmentation a été donnée [Horowitz et Pavladis, 1975].

➤ Formalisme mathématique

Soit X le domaine de l'image et f la fonction qui associe chaque pixel une valeur $f(x,y)$. Si nous définissons un prédicat P sur l'ensemble des parties de X , la segmentation de X est définie comme une partition de X en n sous ensemble $\{R_1, \dots, R_n\}$ tels que :

1. $X = \bigcup_{i=1}^n R_i$
2. $\{1, \dots, n\}$ R_i est connexe
3. $\{1, \dots, n\}$ $P(R_i) = \text{vrai}$
4. $\{1, \dots, n\}$ $R_i \cap R_j = \emptyset$

Le prédicat P est utilisé pour tester l'homogénéité des ensembles R_i . Ces sous ensembles constituent les régions de l'image. Une segmentation de l'image est donc sa décomposition en un ensemble de régions homogènes.

Zucker a résumé les conditions de la définition d'Horowitz comme suit [Zucker, 1976] :

La première condition implique que tout pixel de l'image appartient à une et seule région ; cela signifie que l'algorithme de segmentation ne doit pas se terminer avant d'avoir traité tous les points.

La seconde condition implique que toute région doit être connexe. La connexité des régions étant induite par le voisinage défini sur l'image.

La troisième condition implique que chaque région doit être homogène.

Enfin, la quatrième condition est une condition de maximalité indiquant que la fusion de deux régions ne doit pas être homogène. Il est important de remarquer que le nombre n de régions formant la partition de l'image reste indéterminé. Il peut donc exister plusieurs segmentations possibles pour un prédicat P donné.

II.3. Synoptique global du processus de segmentation d'images

Les différentes étapes permettant la segmentation d'une image sont résumées dans la figure 2.1

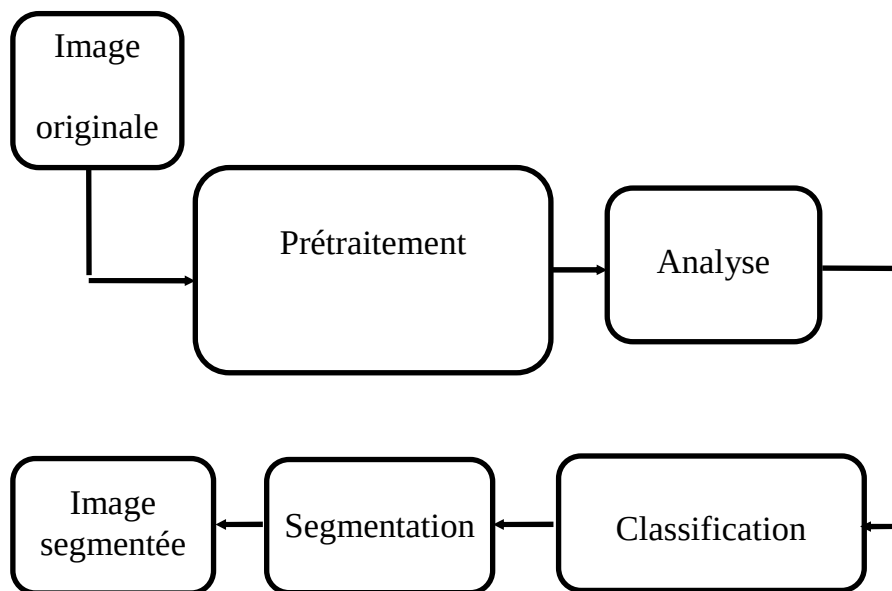


Fig.2.1 : Etapes de segmentation d'images.

Le pré-traitement consiste en diverses opérations visant à améliorer la qualité de l'image et à faciliter la segmentation. Ces opérations sont principalement le rehaussement du contraste, la modification des histogrammes et la réduction du bruit.

L'analyse a pour but d'extraire les paramètres caractéristiques permettant de classifier les pixels de l'image.

La classification est une opération préalable à la segmentation ; l'image étant formée d'un certain nombre de classes, la classification revient à affecter chaque pixel de l'image à l'une de ces classes selon des critères appropriés.

La segmentation est un traitement de bas niveau qui consiste à créer une partition de l'image en sous-ensembles appelés régions. La segmentation est alors obtenue par

extraction des composantes connexes des pixels appartenant à la même classe. Ainsi, une région sera constituée de pixels d'une même classe. Mais, il peut aussi y avoir dans l'image plusieurs régions correspondant à une même classe.

Comme nous nous intéressons tout particulièrement aux images texturées, nous avons adopté une méthodologie qui consiste à choisir, d'abord, l'approche appropriée à la segmentation de ce type d'images. Les étapes suivantes sont un choix pertinent de méthodes d'analyse et de classification pour, d'une part, extraire les paramètres texturaux et, d'autre part, établir les critères de discrimination et procéder à la segmentation proprement dites des images considérées. Pour mettre en œuvre effectivement cette méthodologie, nous allons dans ce qui suit, passer en revue les principales méthodes de segmentation, d'analyse et de classification utilisées habituellement en traitement d'images.

II.4.Méthodes de segmentation d'images

La segmentation a pris pour modèle d'inspiration le système de perception visuel humain, l'objectif principal était de faciliter une interprétation automatique d'une image de la même manière qu'un humain le ferait. Si on s'intéresse de plus près aux notions de segmentation, on s'apercevra que les deux grandes approches appelées « région » et « frontière » s'inspire du système de perception visuelle humain qui utilise pour sa part, les concepts de similarité et de différence afin de localiser les objets d'une scène ainsi que leurs contours.

D'ailleurs, ces approches sont bien présentées par Cocquerez et Philip [Cocquerez & Philip, 95] qui mentionnent que « *La segmentation fait référence aux notions de différence et de similarité comme les perçoit le système visuel humain et ceci donne naissance à deux approches couramment qualifiées d'approche frontière et d'approche région* ».

On retrouve aussi une autre définition de la segmentation [Haralick et Shapiro 1985] dont l'énoncé implique la vérification de quatre principes :

- « Les régions d'un résultat de segmentation d'une image doivent être uniformes et homogènes par rapport à des caractéristiques comme le niveau de gris ou la texture ».
- « L'intérieur des régions doit être simple et sans trop de trous ».
- « Les régions adjacentes d'un résultats de segmentation doivent avoir des valeurs significativement différentes par rapport aux caractéristiques pour lesquelles elles sont uniformes ».
- « Les frontières de chaque contour doivent être simples, régulières et doivent être uniformes ».

Beaucoup de travaux ont appuyé ces principes, on citera [Borsotti et Al, 1998], par contre d'autres auteurs défendent la théorie d'une segmentation d'image confondue avec son interprétation stipulant que les applications d'interprétation d'image ne sont que des algorithmes de segmentation complexes.

Cependant, il ne faut pas oublier de citer une autre approche appelée « approche classification », qui fut longtemps considérée comme faisant partie de l'approche région, actuellement dissociée de cette dernière apparaissant ainsi comme une approche à part entière [Gonzales et Woods, 2002].

II.4.1 Approche région

Le seuillage d'après l'histogramme est un élément fondamental de la segmentation [Sahoo et al, 1988]. La technique de base pour un choix automatique de seuil consiste à séparer un objet contrasté sur un fond, chacun obéissant à une distribution gaussienne. Le choix du seuil est critique car le résultat de la segmentation en dépend. Pour des images contenant plusieurs objets ou régions la méthode s'étend en un multi-seuillage.

La croissance de régions est considérée comme une approche région [Rosenfield et kak, 1982]. Elle consiste à faire élargir une cellule à partir d'un pixel initial selon un critère d'homogénéité (couleur, texture, etc.). Les problèmes inhérents à cette technique sont la détermination des pixels de départ et le choix de critère d'arrêt. Pour pallier à la complexité des premières étapes où l'on traite un grand nombre de petites régions, cette technique peut être associée à la précédente (multi-seuil sur histogramme). De nombreuses stratégies de croissance de régions ont été publiées [Gonzales et Woods, 2002]. La technique de division/fusion (split-and-merge) procède d'abord au partitionnement récursif de l'image. La décision de diviser une région est déterminée par un critère du type « moyenne », variance, étendue et niveau de gris. Le processus de fusion permet dans un second temps de regrouper les régions voisines qui satisferont un même critère d'homogénéité. Cette technique est supportée par une structure de données hiérarchique (arbre quaternaire) [Jain et al, 1995].

II.4.1.1 Approche par fusion

L'idée consiste à exploiter une partition initiale de l'image constituée de petites régions. Puis ces régions sont fusionnées successivement jusqu'à ce que le critère de fusion ne soit plus vérifié. Plusieurs règles de regroupement ont été proposées. Certaines de ces règles mettent en jeu des propriétés statistiques telles que la moyenne des niveaux de gris des régions, le gradient moyen des frontières géométriques ou morphologiques c'est-à-dire que deux régions sont regroupées si par exemple un facteur de forme est conservé après leur fusion.

II.4.1.2 Approche par division

Une autre approche pour réaliser une segmentation d'image est celle qui procède par partitionnement. Cette méthode consiste à diviser l'image, qui constitue la région initiale, en régions de plus en plus homogènes. Le processus est réitéré pour chacune des régions produites jusqu'à ce qu'une certaine homogénéité soit atteinte.

L'homogénéité d'une région est souvent contrôlée par sa variance ou son contraste. Ces techniques à caractère descendant ont une faiblesse à la nature souvent régulière du découpage. Une région est divisée en sous-régions de niveaux inférieurs. Les frontières d'une région sont alors représentées sur différents niveaux. La délimitation exacte de ces dernières est ainsi difficile à obtenir.

Beaucoup d'algorithmes de division reposent sur l'utilisation des histogrammes de niveaux de gris. Les régions sont alors définies à partir des intervalles entre les vallées.

II.4.1.3 Approche par division-fusion

Ces méthodes combinées on obtient : la division qui partitionne l'image en zones localement homogènes, puis la fusion des régions similaires au sens d'un prédicat de regroupement. Ces deux opérations sont répétées jusqu'à ce qu'elles ne soient plus possibles.

II.4.2 Approche contour

Cette approche permet une détection des bords ou de ce qu'on appelle couramment les frontières, donc elle permet une segmentation d'image par une génération des frontières entre les régions [Gonzales et Woods, 2002]. On retrouve des points de contours qui définissent généralement une discontinuité dans l'homogénéité des régions.

Ceci dit, le modèle de contour représente surtout une transition rapide entre niveaux de gris dans une direction donnée associée à une faible variation dans la direction orthogonale.

Quand à la forte variation, elle est donc communément détectée par un opérateur type gradient tel que le filtre de Sobel ou celui de Canny-Derive. On retrouve même des méthodes hybrides associant les approches régions et contour [Zugai et Lattuati, 1998] pour allier la robustesse des premières avec la précision des secondes.

II.4.2.1 Détection des contours par dérivée première

A ce niveau, les filtres utilisés sont des filtres de dérivée première (appelés aussi filtres étroits) et l'on cherche alors le maximum de réponse. Le prototype de cette méthode est le filtre gradient. Cependant, la dérivation avec ce dernier accentuant le bruit (pixels parasites). Des filtres dérivés plus robustes ont été proposés et présentés par la suite.

Le gradient est une dérivation au premier ordre est donnée par :

$$\vec{\nabla} = \frac{\partial I}{\partial x} \vec{I}_x + \frac{\partial I}{\partial y} \vec{I}_y \quad (2-1)$$

A côté de ces approches très inspirées du traitement du signal, des filtres de dérivation plus empiriques ont été proposés à partir d'estimateurs locaux de l'image f ou de ses dérivées $\frac{\partial f}{\partial y}$. Ces dérivées estimées sont obtenues à l'aide de masques appliqués sur des fenêtres de 2x2 pixels ou 3x3 pixels (exceptionnellement, en cas d'images très bruitées, sur des fenêtres plus grandes). On note sans surprise que la somme des coefficients de ces filtres est nulle (fonction de transfert nulle à la fréquence 0) et que les coefficients sont anti-symétriques. Les filtres les plus utilisés sont, dans l'ordre décroissant :

Sobel > Roberts > Prewitt

$$\begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & -1 \end{bmatrix}$$

Roberts

$$\begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 1 & 0 & -1 \\ 1 & 0 & -1 \end{bmatrix}$$

Prewitt

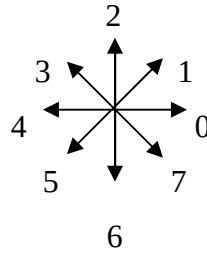
$$\begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 2 & 0 & -2 \\ 1 & 0 & -1 \end{bmatrix}$$

Sobel

a) Opérateur gradient directionnel

- **Opérateur de Kirsch**

L'opérateur de Kirsch [Kirsch, 1977] est un opérateur à 8 masques correspondant chacun à une direction donnée obtenue par rotation de $\frac{\pi}{4}$ de l'opérateur de base H_0



$$\begin{array}{ccc}
 \begin{array}{c} 0 \rightarrow \end{array} & \begin{array}{c} 1 \nearrow \end{array} & \begin{array}{c} 2 \uparrow \end{array} \\
 H_0 = \begin{bmatrix} 5 & -3 & -3 \\ 5 & 0 & -3 \\ 5 & -3 & -3 \end{bmatrix} & H_1 = \begin{bmatrix} -3 & -3 & -3 \\ 5 & 0 & -3 \\ 5 & 5 & -3 \end{bmatrix} & H_2 = \begin{bmatrix} -3 & -3 & -3 \\ -3 & 0 & -3 \\ 5 & 5 & 5 \end{bmatrix}
 \end{array}$$

Le gradient qui correspond à la valeur maximale sera retenu, il est donné par la relation suivante :

$$\text{Max}_i = \max_{i=1,8} |H_i * I|$$

L'orientation retenue pour le contour sera celle qui correspond au masque ayant permis d'obtenir le gradient maximum.

- **Opérateur de Robinson**

$$\begin{array}{ccc}
 0 \longrightarrow & 1 \nearrow & 2 \uparrow \\
 H_0 = \begin{bmatrix} 1 & 1 & -1 \\ 1 & -2 & -1 \\ 1 & 1 & -1 \end{bmatrix} & H_1 = \begin{bmatrix} 1 & -1 & -1 \\ 1 & -2 & -1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} & H_2 = \begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ 1 & -2 & -1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}
 \end{array}$$

II.4.2.2 Détection des contours par dérivée seconde

Après avoir vu des filtres basés sur la recherche de maxima de la dérivée première, nous étudierons des filtres larges qui se chargent de rechercher les zéros de la dérivée secondes (méthode permettant de bien mettre en évidence les maxima de la dérivée première) ou plus précisément, du laplacien qui est une dérivation au deuxième ordre :

$$\Delta I = \frac{\partial^2 I}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 I}{\partial y^2} \quad (2-2)$$

L'estimation de la dérivée seconde est très sensible aux bruits, d'où la nécessité de filtrer l'image fortement avant de mesurer son Laplacien. Dans le but de limiter les réponses dues au bruit de l'image I , on opère par un filtrage gaussien dont le Laplacien est plus connu sous le nom de « chapeau mexicain ».

II. 4.2.3 Détection de contours par filtrage optimal

Proposé dans une approche originale [Canny, 1986] ce filtre déterminé analytiquement à partir de 3 critères :

1. Garantir une bonne détection S/B
2. Garantir une bonne localisation
3. Assurer que pour un contour il n'y aura qu'une seule détection $x_{\max}$

Ces 3 critères s'expriment par l'optimisation conjointe de 3 fonctionnelles qui permettent de définir le filtre linéaire optimale pour la détection d'une marche d'escalier sous l'hypothèse d'un bruit additif indépendant du signal.

a) Filtre de Deriche

Ce filtre est souvent privilégié à celui de Canny, du fait qu'il est une réponse impulsionnelle infinie avec une pente imposée de S à l'origine. Ces contraintes permettent de déterminer les coefficients a_i : $a_1 = a_2 = a_4 = 0$ et $\omega a_3 = S$

D'où la solution suivante :

$$h(x) = \frac{S}{\omega} e^{-a|x|} \sin(\omega x)$$

$$\tilde{A} = \sqrt{2a} ; \frac{S}{B} = \sqrt{\frac{2a}{a^2 + \omega^2}} ; \tilde{A} \cdot \frac{S}{B} = \frac{2a}{\sqrt{a^2 + \omega^2}} ;$$

$$\text{avec } x_{\max} = \sqrt{\frac{2a + \omega^2}{5a^2 + \omega^2}}$$

En posant le paramètre $a = m\omega$ on obtiendra les trois cas suivants :

$$1^{\text{er}} \text{ cas : } m \gg 1 ; \tilde{A} = \sqrt{2a} ; \frac{S}{B} = \sqrt{\frac{2}{a}} ; \frac{S}{B} \cdot \tilde{A} = 2 \text{ on aura } x_{\max} = 0,44$$

$$2^{\text{ème}} \text{ cas : } m = 1 ; \tilde{A} = \sqrt{2a} ; \frac{S}{B} = \sqrt{\frac{1}{a}} ; \frac{S}{B} \cdot \tilde{A} = \sqrt{2} \text{ on aura } x_{\max} = 0,58$$

$$3^{\text{ème}} \text{ cas : } m \ll 1 ; \tilde{A} = \sqrt{2a} ; \frac{S}{B} = \sqrt{\frac{3}{2a}} ; \frac{S}{B} \cdot \tilde{A} = \sqrt{3} \text{ on aura } x_{\max} = 0,5$$

Dans le 3ème cas, on remarquera que pour une valeur identique de K , l'indice de performance de Deriche est près de 90% meilleure que la première dérivée d'une gaussienne.

Dans le cas 2, pour une valeur identique de K, l'opérateur de Dérache présente un indice de performance amélioré de près de 25% par rapport à l'opérateur de Canny $\frac{S}{B}.\tilde{A} = 1.12$ et $K = 0.58$.

En ce qui concerne le cas 1, il présente le meilleur indice, car il correspond à la limite de l'opérateur Dérache pour ω tend vers 0, d'où il est facile de vérifier que cette limite correspond à l'opérateur $h(x)$ donné par la relation ci-dessous :

$$h(x) = se^{-a|x|}$$

A des fins de favoriser la localisation au détriment de la détection, on choisit le paramètre a très grand. Pour privilégier la détection, on choisira ce paramètre plutôt petit bien sûr dans le cas des signaux bruités.

b) Filtre de Shen et Castan

Cela consiste en l'élaboration d'un filtre passe bas optimal pour détecter les contours. Le formalisme mathématique développé s'inspire fortement de celui de Canny.

Ce filtre donne une localisation très précise des contours, c'est-à-dire, une reconstitution meilleure que celle de Dérache, avec plus de détails, tout en relevant sa sensibilité aux bruits.

$$S(x) = ae^{-a|x|} \text{ avec } a = \frac{1 - e^{-a}}{1 + e^{-a}}$$

Le filtre de dérivation s'écrit comme suit :

$$h'(x) = \begin{cases} d.e^{-ax} & \text{si } x \geq 0 \\ d.e^{ax} & \text{si } x \leq 0 \end{cases}$$

Avec $d = 1 - e^{-a}$

Le paramètre a détermine la largeur du filtre. Plus a est petit, plus le lissage est important donc une perte en localisation.

II.4.2.4 Les contours actifs (les snakes)

Très différente des approches de détection de contour proposées antérieurement, il s'agit d'une méthode semi-interactive dans laquelle l'opérateur place dans l'image, au voisinage de la forme à détecter, une ligne initiale de contour. Cette ligne subira des déformations sous l'action de plusieurs forces :

- Une énergie propre, assimilée à l'énergie mécanique de tension et de torsion d'une ligne matérielle.
- Une énergie potentielle imposée par l'image qui vise à plaquer la courbe sur les contours.
- Une énergie externe, introduite par l'utilisateur pour traduire les contraintes spécifiques du problème qui se pose.

Sous l'effet de ces énergies, le contour actif évoluera pour rechercher la position d'énergie minimale, qui sera ainsi le compromis entre les diverses contraintes du problème.

II.4.3 Approche classification

Dans cette approche la segmentation sera vue comme étant un problème de regroupement, car le but est de mettre les points d'une même région dans un même ensemble. Le clustering, en tant que méthode d'apprentissage non supervisé, se décrit comme une méthode qui consiste à organiser les objets dans des groupes de manière à obtenir au sein de cela des membres qui partagent des propriétés communes, d'où vérifier un critère de similarité souvent expliqué au sein de même groupe.

De nombreux articles témoignent de l'intérêt essentiel du regroupement dans de nombreux domaines [Jain, Flynn et Murty, 1999], [Baraldi et Blonda, 1999], [Jain, Duin et Mao, 2000]. Les méthodes élaborées se divisent en deux compartiments, le premier appelé méthodes hiérarchiques et le second s'intitule méthodes de partitionnement.

Cependant, les méthodes hiérarchiques présentent un avantage par rapport aux méthodes de partitionnement du fait qu'elles ne nécessitent pas une connaissance à priori du nombre de groupes. Mais en revanche elles présentent des anomalies croissant avec la taille des données. Bien que les techniques de partitionnement nécessitent un certain paramétrage elles sont largement utilisées car elles délivrent des résultats cohérents avec la perception humaine.

Les algorithmes de partitionnement les plus connus sont fondés sur les centres, ou prototype des classes. Ils consistent généralement en la minimisation d'une fonction objective qui implique la distance entre le point de données et le prototype du cluster. On peut distinguer entre deux types d'algorithmes :

- a) Le regroupement exact (Hard Clustering) dont dérive la famille des K-Moyennes et où chaque point doit être assigné à une seule classe à chaque itération.
- b) Le regroupement flou (Fuzzy Clustering) qui exploite le concept d'appartenance floue [Zadeh, 1965] et tolère pour un point d'appartenir à plusieurs classes.

II.4.3.1 Techniques hiérarchiques

En ce qui concerne les techniques hiérarchiques, elles consistent à une reproduction d'un graphe dans lequel les régions sont imbriquées à plusieurs niveaux d'abstraction. Grâce à ces techniques, on peut examiner un objet à plusieurs échelles, tout en évaluant sa similarité aux différents niveaux du dendrogramme [Marques de Sa, 2001].

Ces méthodes sont divisées en deux catégories qui rappellent les tendances en détection de région : La première procède par approche ascendante, en commençant

d'assigner chaque entité à un cluster pour fusionner itérativement les couples à clusters similaires. La deuxième procède d'une manière descendante, c'est-à-dire, au départ, l'ensemble des points est considéré comme un seul groupe puis d'une manière hiérarchique, il est divisé jusqu'au dernier cluster. On obtient de même des classes dans chaque niveau d'abstraction.

La première méthode est plus répandue et se résume selon les étapes suivantes :

1. Etant donné n entités, initialisées p à n .
2. déterminer les deux plus proches clusters C_i et C_j selon une mesure de similarité appropriée.
3. Fusionner C_i et C_j et décrémenter p de 1.
4. Répéter 2 et 3 tant que $p > 1$.

Comme un cluster contient plusieurs entités, la mesure entre deux groupes ne dépend pas uniquement de la métrique mais également de la technique utilisée ; afin que la principale méthode entre ces méthodes hiérarchiques soit dans la technique de mesure.

II.5. Analyse d'images texturées

Etant un attribut visuel majeur quasiment omniprésent dans les images naturelles, il est pourtant difficile d'opérer à la reconnaissance et à la classification automatique de formes par leurs textures, notamment en vue d'une recherche d'image par le contenu. De toutes les techniques recensées pour caractériser la texture, on ne trouvera aucune d'elles représentant une sorte de détecteur universel, c'est-à-dire que chacune d'elles présentent ses avantages et ses inconvénients qui dépendent du domaine d'application.

Ces dernières années, on constate un plus grand intérêt, porté vers l'analyse de la texture, afin d'élaborer un système plus intelligent comparable à celui de l'être humain. Les capacités de ce dernier à discerner les textures restent très supérieures à celles de la machine.

II.5.1 Attributs de texture

Dans cette partie, nous introduirons la notion de texture et nous aborderons aussi quelques approches en matière d'analyse de texture. On prendra comme référence [Maitre, 2003] et [Cocquerez et Philip, 1995].

II.5.2 Définition de la texture

Quand on cherche à définir la texture, on se retrouve confronté à plusieurs définitions et explication, d'où l'on déduit qu'il n'y a pas de définition universelle dans les domaines du traitement d'images et de la vision par ordinateur. Dans la littérature on trouve la suivante : « répétition spatiale d'un même motif dans différentes directions de l'espace ». Mais on constate que cette définition est limitative car elle caractérise l'objet indépendamment d'un observateur humain. Autre que le problème de définir la texture de manière littéraire, il est difficile de trouver une formulation mathématique à celle-ci, étant une notion subjective et relative à sa perception visuelle. On peut aussi caractériser la texture comme un concept qui traduit un aspect homogène local de la surface d'un objet, c'est un concept très important et largement utilisé dans la plupart des domaines de traitement d'images. Toutefois, nous présenterons plusieurs formulations de la texture car, dans le domaine d'analyse de la texture l'unicité d'une définition précise est quasiment introuvable pour ne pas dire impossible.

Ces formulations sont généralement liées à la manière dont les auteurs ont procédé pour décrire les caractéristiques de répartition spatiale des niveaux de gris. Il existe principalement trois types d'orientation à savoir, qualitative, morphologique et stochastique.

a) Orientation qualitative

Elle est plutôt affiliée à la définition linguistique du mot « texture » qui est définie comme venant du mot latin *textura* et qui veut dire « la disposition des fils d'une chose tissée ».

On peut aussi différencier les textures par leurs qualités distinctes, telles que :

- La granularité : qualité pour une texture d'être fine ou grossière, douce ou granulée.
- La directivité : qualité d'avoir des particularités dans des directions données.
- La répétitivité : autrement dit le caractère périodique.
- La connexité : nombre de composantes connexes et espaces entre elles.
- Les caractéristiques topologiques, géométriques, morphologiques (par exemple le nombre de raies par unité de surface dans une direction donnée).

Dans cette approche, on recherche donc à fixer une liste des qualités caractéristiques de la texture autrement dit ses critères. Mais cette liste est très subjective et les qualités citées présentent souvent une grande corrélation.

b) Orientation morphologique

Dans cette orientation, les « formes » et les « objets élémentaires » comptent le plus, d'ailleurs une des premières définitions relevée dans cette orientation est celle donnée par [Hawkins, 1970] à cette exception près que les objets qu'il définit, ont des dimensions identiques. Il conclut que la notion de texture a trois concepts principaux :

- Un ordre local qui se répète dans une région de taille sensiblement grande ;
- cet ordre est défini par un arrangement structuré de ses constituants élémentaires ;

- ces constituants élémentaires représentent des entités uniformes qui se caractérisent par des dimensions semblables dans toute la région considérée. [Haralick et al, 1979] présentent la texture comme un phénomène à deux dimensions à partir desquelles elle peut être décrite :
- La première dimension concerne la description d'éléments de base ou primitives (le motif) à partir desquels la texture est formée ;
- La deuxième dimension est relative à la description de l'organisation spatiale de ces primitives.

Les primitives correspondent à un pixel ou à des régions connexes de pixels ayant des particularités de teinte. Par ailleurs, les relations entre ces primitives peuvent être structurales, probabilistes ou fonctionnelles.

c) Orientation stochastique

Une région de texture donnée doit être considérée comme un échantillon d'un phénomène stochastique à deux dimensions défini par ses paramètres statistiques. Il est défini comme une corrélation spatiale de donnée. Cette orientation peut être présentée comme comprenant un grand nombre d'éléments de base similaires, chacun d'entre eux étant petit par rapport à la région considérée, une propriété texturale étant une statistique sur des propriétés locales de ces éléments de base.

En conclusion, on peut alors énoncer quelques principes permettant de mieux cerner la notion de texture :

- la texture est liée à l'arrangement spatial local des niveaux de gris dans l'image.
- une zone texturée est considérée comme par le système psycho-visuel et peut donc être qualifiée de zone homogène : cette homogénéité se traduit alors par l'invariance de certains paramètres (par exemple statistiques) sur la zone considérée ;

- La texture est fortement liée à la notion d'échelle, car il est possible qu'une région soit vue comme hétérogène à une échelle et homogène à une autre (par exemple pour un parterre d'herbe : à petite échelle, on observe les brins d'herbe qui sont des structures et forment des hétérogénéités, tandis qu'à grande échelle, l'ensemble des brins est vu comme un tout formant une texture).
- La texture peut être structurée ou à caractère aléatoire et constituée ou non de primitives, c'est-à-dire de structures élémentaires (par exemple pour une pelouse : le brin d'herbe est la primitive, mais l'agencement des brins ne possède pas de périodicité, et est donc aléatoire).

II.5.3 Signature d'une texture

La signature d'une texture est une représentation formelle des caractéristiques de la texture. Elle est en général caractérisée par une valeur numérique ou un vecteur de valeurs ; mais cette signature peut être beaucoup plus complexe (par exemple une grammaire).

On utilise souvent les termes attributs ou paramètres pour désigner l'ensemble de ces caractéristiques. Une signature de texture doit être pertinente dans la classification de la texture et dans la discrimination des textures différentes. Les qualités nécessaires d'une signature de texture sont les suivantes :

- Exprimer plus ou moins directement des qualités de la texture telles que contraste, périodicité, régularité, directivité.
- Être calculable et invariante pour une texture donnée.
- Permettre d'estimer les propriétés statistiques de tout ordre, notamment moyenne et variance de distribution spectrale des niveaux de gris et fonction d'auto corrélation.
- Permettre une description plus ou moins directe des primitives de texture et de leurs interactions.

Selon les cas, des qualités supplémentaires telles que l'invariance à la rotation et l'invariance à l'échelle peuvent être exigées.

II.5.4 Approches d'analyse de la texture

L'analyse de texture regroupe un ensemble de techniques mathématiques permettant de quantifier les différents niveaux de gris présents dans une image en termes d'intensité ou de rugosité et leur distribution. La diversité des images ainsi que la difficulté de donner une définition précise de la texture ont aussi permis l'émergence de plusieurs méthodes d'analyse de la texture qu'on peut classer essentiellement en trois approches à savoir l'approche déterministe (ou structurelle), l'approche spatio-fréquentielle et l'approche stochastique (ou statistique).

II.5.4.1 Approche structurelle

Le but de cette approche est l'extraction de primitives des textures et leurs localisations. Cette méthode se voit adaptée aux macro-textures, où une structure spatiale forte se dégage par l'intermédiaire d'un motif plus ou moins répétitif. Ces méthodes utilisent principalement des techniques d'auto-corrélation pour retrouver le placement des primitives des textures initialement extraites, afin d'en déduire une règle de placement. Le trait caractéristique de ces méthodes est que toutes se déroulent en deux étapes : l'extraction de la primitive puis la recherche de la règle de placement [Beil, 1999].

II.5.4.2 Approche spatio-fréquentielle

Dans les méthodes spatio-fréquentielles, les représentations préservent à la fois les informations globales et locales, elles sont donc bien adaptées aux signaux quasi périodiques. En effet, les textures sont quasi périodiques qui ont une énergie fréquentielle localisée. Ces méthodes permettent de caractériser la texture à différentes échelles [Rui, 1999]. Parmi les méthodes spatio-fréquentielles, on peut citer :

- La transformée de Fourier, sans doute la plus connue [Matsuyama, 1983], [D'hondt, 2006]
- Les filtres de Gabor, considérés des filtres précurseurs dans le domaine des méthodes de filtrage spatio-fréquentiel [Buf, 1989], [Tsai, 2005]
- La transformation en ondelettes [Mallat, 1989], [Ouma, 2005]

II.5.4.3 Approche statistique

Dans cette approche, le domaine spatial et l'aspect statistique de la texture sont pris en compte dans les procédures d'analyse, puisqu'on considère que la texture ne comporte pas des contours forts et ne possède pas un motif de base isolable, mais qu'elle a, au contraire un comportement aléatoire. Elle consiste alors à évaluer, comme information texturale, les propriétés d'une région ou d'un certain voisinage autour d'un pixel. Cette approche est ainsi adaptée aux micro-textures et a fait l'objet de plusieurs recherches qui ont donné naissance à un nombre considérables de méthodes [Haralick, 1979], [Zucker, 1976] : elle est très utilisée dans l'analyse des images texturées. Parmi les approches statistiques, on peut citer :

- Les attributs du premier ordre basés sur l'histogramme des intensités.
- Les attributs du second ordre basés sur la corrélation des niveaux de gris de deux pixels en fonction de leurs positions dans l'image, la matrice de cooccurrence des niveaux de gris [Haralick et al, 1973]
- Les attributs d'ordre supérieur basés sur les interactions entre plusieurs pixels.

D'autres approches qui ne font pas appel directement aux propriétés statistiques du niveau de gris, coexistent avec les méthodes citées ci-dessus, elles exploitent plutôt les informations statistiques des images issues de certaines transformations que l'on a fait subir à l'image de la texture considérée. Dans cette catégorie on peut citer : La méthode des extrema locaux [Trias,

2006], la méthode des statistiques des vecteurs de rangs [Ameur, Z., 2005] et l'analyse multi-résolution [Akono, 2003].

II.5.5 Définition des motifs

Les motifs sont considérés comme étant formés par la composition des niveaux de gris et par la dépendance spatiale de gris des paires de pixels [Hara, 1979]. On retrouve aussi des formes extraites de l'arrangement de niveaux de gris telles que les contours, les régions elliptiques, polygonales, qui sont basées sur les méthodes structurales.

II.5.6 Technique de caractérisation de la texture

II.5.6.1. Matrice de cooccurrence (statistique du second ordre)

Dans les statistiques de second ordre, deux pixels sont pris en compte simultanément. Les matrices de cooccurrence jouent le rôle d'outil en matière d'analyse d'images en niveaux de gris, car elles rendent compte des transitions de niveaux de gris dans l'image pour une direction et une distance donnée.

Considérons une image rectangulaire de dimension (N_x, N_y) ayant N_g niveaux de gris. On définit la matrice de cooccurrence P , pour le vecteur $d = (dx, dy)$ et pour tout le couple d'entier (i, j) appartenant à l'ensemble $[0, N_g]$ [Haralick et al, 1973], par :

$$P_d(i, j) = \{ ((x, y), (x_0, y_0)) / x_0 = x + d_x, y_0 = y + d_y, \quad (2-4)$$

$$\text{Et } (I(x, y) = i \ \& \ I(x_0, y_0) = j)$$

$$\text{Où } (I(x, y) = j \ \& \ I(x_0, y_0) = i) \}$$

$P_d(i, j)$ contient alors le nombre de fois où les transitions i, j et j, i surviennent dans l'image entre deux pixels distants de (dx, dy) . La matrice P est donc systématique et de dimension $N_g * N_g$.

A partir des matrices de cooccurrence, [Haralick et al, 1973] ont défini pas moins de 14 indices pour caractériser les textures.

II.5.6.2. Matrice des longueurs de plage (dite aussi matrice des iso-segments)

Dans ce cas, c'est une représentation de texture sous forme d'ensemble de segments de droites de taille maximale et de luminance. Une plage de niveaux de gris (ou iso-segments) est un ensemble de pixels consécutifs, dans une direction donnée, ayant le même niveau de gris. La longueur de plage est le nombre de pixels dans cet ensemble.

A chaque direction on peut associer une matrice de longueurs de plage $P_x = (P_x(i,j))$ de dimension $N_g \times N_x$ (N_g est le nombre maximal de niveaux de gris dans l'image et N_x est la longueur de plage (corde) maximale de direction x dans la région).

$P_x(i,j)$ représente le nombre de plages de longueur j (dans la direction x) constitués de pixels de niveaux de gris i .

Cette méthode détermine l'ensemble des plages dans l'image et effectue des statistiques sur les longueurs. Il s'agit donc de rechercher le nombre maximum de pixels adjacents ayant le même niveau de gris dans une direction. On définit alors des primitives qui ont pour caractéristiques un niveau de gris, une longueur et une direction.

II.5.6.3. La transformée de Fourier (TF)

La TF a pour rôle de faciliter le passage du domaine spatial vers le domaine fréquentiel. Pour un signal discret 2D, la TF s'exprime sous forme de l'équation :

$$F(u,v) = \sum_{m=-\infty}^{+\infty} \sum_{n=-\infty}^{+\infty} A(m,n) \exp(-2j\pi(mu + nv)) \quad (2-5)$$

Etant donné que l'image est un signal borné, la TF discrète sera donnée par l'équation :

$$F(u, v) = \left[\frac{1}{M \times N} \right] \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} A(m, n) \exp(-2j\pi(\frac{mu}{M} + \frac{nv}{N})) \quad (2- 6)$$

M : largeur de l'image

N : longueur de l'image

Les résultats de la TF nous informent sur le contenu fréquentiel global à partir duquel certains paramètres caractéristiques texturaux peuvent être extraits.

II.5.6.4.Fonction d'auto-corrélation

Son objectif principal est de caractériser la texture dans un espace à deux dimensions, pour avoir des indications sur la directivité, la régularité, la finesse et la grossièreté de la texture. On définit la fonction d'auto corrélation par la relation suivante :

$$r(m, n) = \frac{\sum_{i=0}^{M-1-m} \sum_{j=0}^{N-1-n} f(i, j) f(i + m, j + n)}{\sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} f^2(i, j)} \quad (2- 7)$$

Avec m = 0, 1, K, M-1

n = 0, 1, K, N-1

f(i, j) niveau de gris du pixel (i, j)

MxN la taille de l'image.

Si on surveille les variations de r(m, n) on remarquera les effets directes de ces variations sur la texture, car en effet, si r(m, n) varie lentement, on remarquera une texture grossière. En revanche si les variations sont rapides, on remarquera un changement dans la texture qui devient fine. Dans le cas ou r(m,n) varie périodiquement, le résultat est une texture régulière.

Il ne faut pas oublier le rapport entre la fonction d'auto corrélation et la transformée de Fourier car elle correspond à l'énergie associée à cette dernière. Donc l'analyse de la finesse et de la directivité d'une texture devient facile dans le domaine fréquentiel [Besa, 1988].

II.5.6.5. Différence des niveaux de gris

C'est une approche statistique qui consiste à effectuer la différence des niveaux de gris entre paires de pixels d'une région donnée [Uns, 1986]. Le choix des paires de pixels se fait avec les mêmes critères que ceux dans le calcul des matrices d'occurrences, ensuite, on opère au calcul de la différence de niveaux de gris entre les pixels des paires.

Une fois toutes les différences trouvées, elles sont cumulées dans une table monodimensionnelle qui sera utilisée pour la construction de l'histogramme des niveaux de gris. Il est défini par la relation suivante :

$$P_{d,\theta}(c) = \text{Card} \{ [(m, n), (m + \Delta i, n + \Delta j)] \in R^2 / f(m, n) = a, f(m + \Delta i, n + \Delta j) = b, |a - b| = c \}$$

Avec $c = \{0, 1, \dots, L-1\}$ L étant le niveau de gris maximum de l'image

Quand à la valeur θ elle prendra les valeurs suivantes : 0° , 45° , 90° , 135° et $d = 1$ afin d'obtenir 4 histogrammes pour une région donnée, pour définir des indices caractéristiques à partir de ces propriétés statistiques de la même manière que les matrices d'occurrences.

II.5.6.6. Histogramme de somme et de différence des niveaux de gris

Basée sur une étude statistique des histogrammes de somme et de différence des niveaux de gris entre paires de pixels dans une région donnée [Unse, 1986], la forme de l'histogramme est à relier à l'aspect de la texture. Dans le cas où la texture est de nature grossière et d petit par rapport aux éléments de la texture, il y aura beaucoup de couples de pixels avec des niveaux de gris voisins, on constatera que l'histogramme est situé près de

l'origine. Dans le cas inverse, c'est-à-dire où la texture est fine vis-à-vis de d , on remarquera que l'histogramme s'étalera sur une gamme plus large.

Prenons une image $I : K \times L \rightarrow N_g$ avec $G = \{1, 2, \dots, N_g\}$ l'ensemble des niveaux de gris de l'image. Soient deux pixels de position relative fixée par :

$$(d_1, d_2) \text{ tel que : } \begin{cases} y_1 = y_{k,l} \\ y_2 = y_{k+d_1, l+d_2} \end{cases}$$

Avec d une distance radiale d'une orientation ϑ par rapport à l'axe horizontal qui représente la position relative.

La probabilité d'observer les niveaux de gris i et j à une position fixée par (d_1, d_2) est donnée par la relation suivante :

$$\text{Prob} \{ y_{k,l} = i, y_{k+d_1, l+d_2} = j \} = \text{Prob} (i, j, d_1, d_2) = \text{prob} (i, j)$$

Cette probabilité ne dépend pas de la position (k, l) du pixel considéré.

La somme et la différence ainsi que leurs histogrammes associés avec leur position (d_1, d_2) sont définis comme suit :

La somme :

$$S_{k,l} = y_{k,l} + y_{k+d_1, l+d_2} \quad (2-8)$$

La différence :

$$D_{k,l} = y_{k,l} - y_{k+d_1, l+d_2} \quad (2-9)$$

$$\text{Soit } N = \text{card}\{D\} = \sum_i h_s(i) = \sum_j h_d(j)$$

La somme et la différence normalisées sont données par :

$$P_s(i) = \frac{h_s(i)}{N}, (i = 2, \dots, 2N_g)$$

$$P_d(j) = \frac{h_d(j)}{N}, (j = -N_g + 1, \dots, N_g + 1)$$

$$P_s(i) = \Pr ob\{S_{k,l} = i\}, (i = 2, \dots, 2N_g)$$

$$P_d(j) = \Pr ob\{D_{k,l} = j\}, (j = -N_g + 1, \dots, N_g + 1)$$

Les attributs calculés à partir de ces histogrammes sont d'une performance presque identique avec ceux retrouvés à base des matrices de cooccurrence, mais avec une réduction de l'espace mémoire d'une manière considérable.

II.5.6.7. Méthode basée sur les distributions statistiques de rangs directionnels

Cette méthode consiste à donner un code pour chaque pixel, qui caractérisera le voisinage du pixel, une fois cette procédure terminée, on calculera les fréquences d'apparitions de ces codes dans une fenêtre glissante.

Le codage de rangs de niveaux de gris consiste à donner un code à un pixel et ce code représente la position spatiale de ses voisins. Ce procédé de codage est conforme à la définition de la texture, en effet, on considère tout d'abord une information locale qu'on code pour ensuite l'exploiter globalement à partir de l'image codée.

L'exploitation globale consiste à étudier l'agencement spatial des informations locales dans le but d'extraire les caractéristiques de la texture originale. Le but du codage est double : il doit mettre en évidence l'information texturale recherchée, mais aussi supprimer l'information superflue de façon à diminuer la quantité de données à analyser ou augmenter le nombre de données afin de contraster le plus possible les données. Nous allons décrire en détail cette méthode dans le troisième chapitre car c'est la méthode que nous avons utilisée pour caractériser la texture.

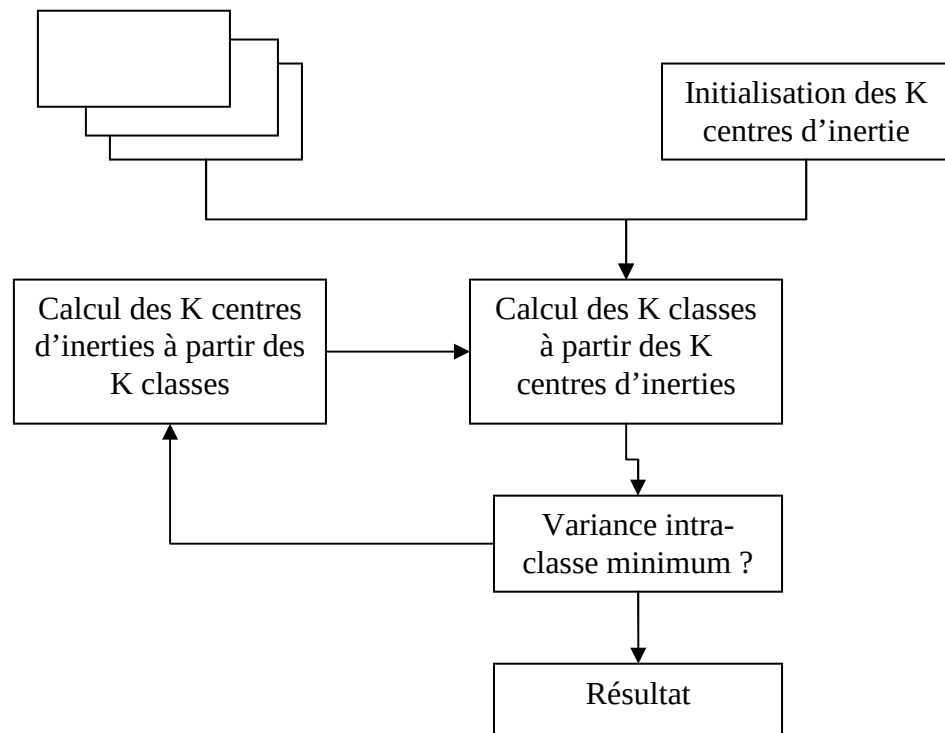
II.6. Choix de la méthode de classification

Les attributs de la texture sont souvent calculés sur une zone donnée, d'où on peut envisager de diviser une image texturée en zones disjointes et regrouper ces zones en régions selon les critères de ces attributs.

Dans le cas pratique, l'algorithme des K-means est le plus couramment utilisé en raison de sa convergence rapide et de sa facilité de mise en œuvre. Il procède par affectation de chaque individu d'une classe à une autre, à partir d'un certain nombre de classes préalablement connu. Pour ce faire, On choisit une zone centrée pour chaque pixel, étant donné que les zones à segmenter peuvent parfois se recouvrir, puis on calcule les attributs de texture sur cette zone, qui ensuite sont affectés au pixel concerné. L'étape de segmentation se fait alors par regroupement des pixels en régions selon les attributs de textures calculés pour chacun d'entre eux. Ainsi, par processus itératif, les meilleurs représentants et une meilleure partition sont établis à chaque étape pour que la segmentation soit nettement plus précise.

Cette procédure peut être décrite par l'algorithme et l'organigramme suivants :

1. Etant donné un ensemble de départ W , choisir K noyaux V_K , suffisamment représentatifs de chaque classe.
2. Pour chaque vecteur de cet ensemble W , calculer les K distances de similarité par rapport au centre V_K des classes, qu'on affecte alors au prototype le plus proche.
3. Calculer de nouveaux centres de gravité des K classes formées (redéfinir les centres des classes).
4. Répéter ce processus itératif jusqu'à ce qu'il n'y ait plus de changements dans les différentes classes ainsi établies.



- Organigramme de l'algorithme de K-means-

II.7 Discussion :

Les images IRM que nous allons analyser étant texturées l'approche région est la plus indiquée pour segmenter ce type d'image. Aussi, nous avons opté pour une méthode basée sur les distributions statistiques de rangs directionnels. En effet, cette technique basée sur le codage des niveaux de gris permet de prendre en compte l'anisotropie de la texture et peut conduire de bons résultats. Pour la classification nous avons choisi l'algorithme des K-means pour les raisons citées précédemment.

Dans le prochain chapitre nous présenterons deux méthodes de segmentation basée sur les rangs 24 et 75.

Chapitre III

Segmentation des images par la technique des vecteurs de rang

III.1. Le vecteur de rang et ses propriétés

III.1.1 Définitions

On considère des motifs situés sur un 4-voisinage, et on désigne chaque motif par son vecteur de rang VR associé.

a. 4-voisinage

On définira l'ensemble des 4-voisins de chaque pixel par : $\{p(i-1, j), p(i, j-1), p(i, j+1), p(i+1, j)\}$. On prendra la figure suivante comme référence à cette définition.

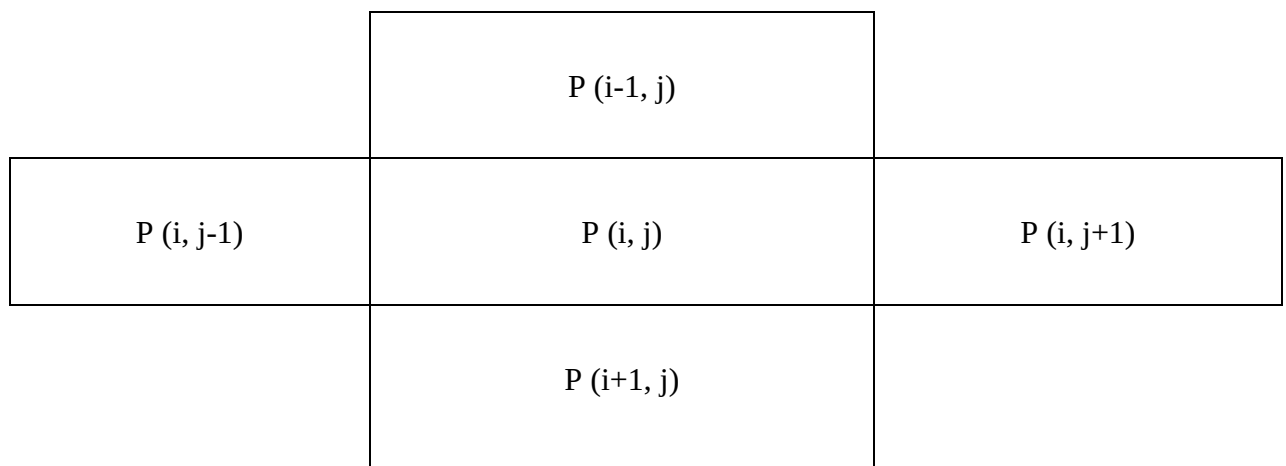


Figure 3.1 : Définition du 4-voisinage

b. Positions spatiales des 4-voisinages

Pour chaque pixel $p(i, j)$, ces positions sont définies par :

$$\begin{array}{ll} \text{Pos}(i-1, j)=0 & \text{Pos}(i, j+1)=2 \\ \text{Pos}(i, j-1)=1 & \text{Pos}(i+1, j)=3 \end{array}$$

c. Le vecteur des niveaux de gris

Pour chaque pixel $p(i, j)$, le vecteur des niveaux de gris de ses 4-voisinages est défini par :

$$V(i, j) = (f(i-1, j), f(i, j-1), f(i, j+1), f(i+1, j))^T$$

$f(i, j)$ est le niveau de gris du pixel $p(i, j)$.

En utilisant les indices de positions spatiales, on peut simplifier l'écriture de ce vecteur de la manière suivante :

$$V(i, j) = (f_0, f_1, f_2, f_3)^T$$

Dans le vecteur des niveaux de gris, on retrouve toutes les informations locales sur la distribution spatiale des niveaux de gris dans le 4-voisinage, mais si on considère les combinaisons des niveaux de gris du 4-voisinage comme étant les motifs, on retrouvera alors 256^4 motifs distincts pour une image de 256 niveaux de gris. On remarque alors que ce nombre important de motifs recèle des structures importantes de la texture. Afin d'alléger cette quantité d'information, on utilisera la notion de vecteur de rang des niveaux de gris.

d. Vecteur des rangs des niveaux de gris

Un vecteur de rangs peut être obtenu pour chaque niveau de gris, il est défini de la manière suivante :

$$R(i, j) = (r_0, r_1, r_2, r_3)^T$$

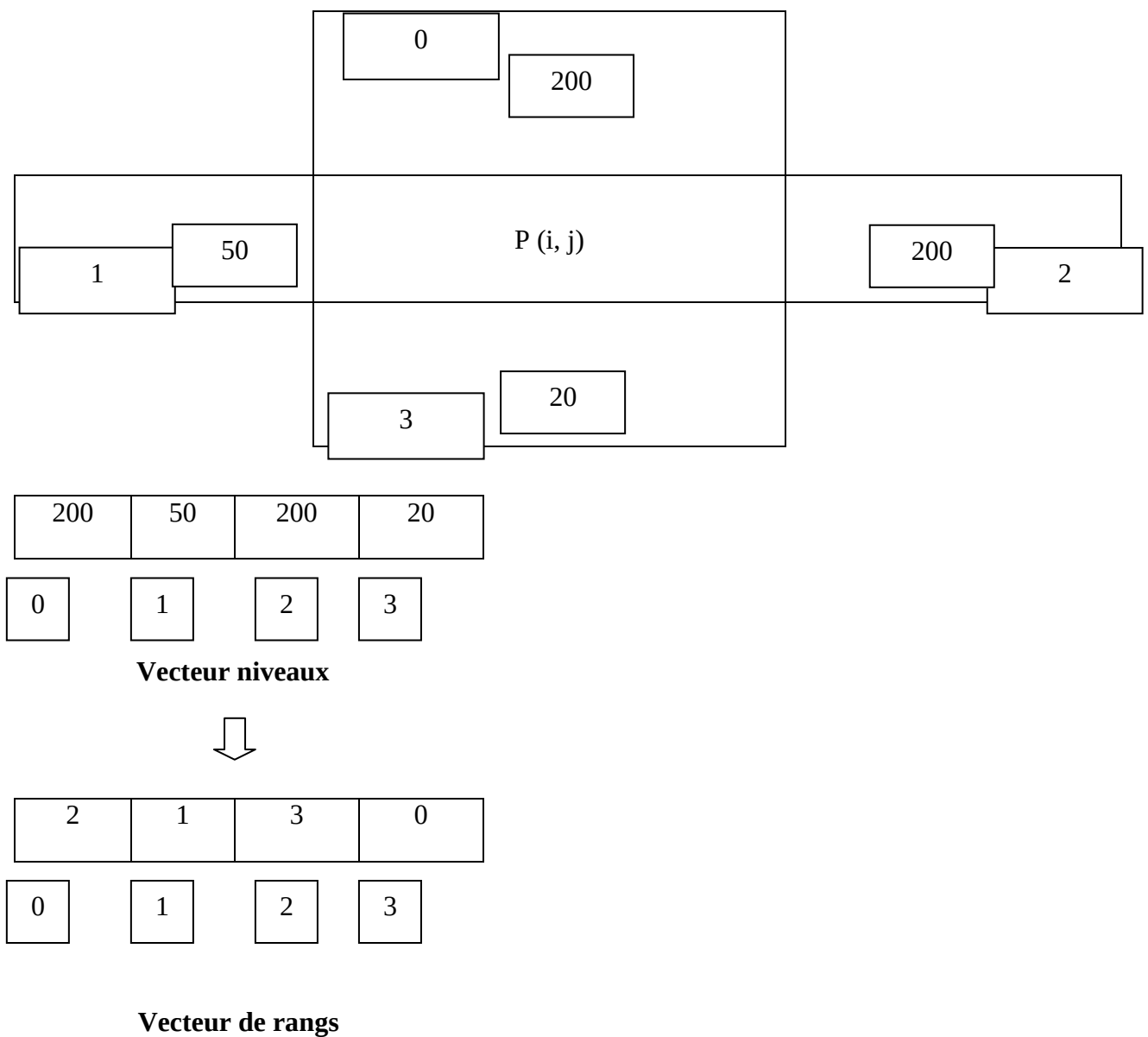
Avec r_i , $i = 0, \dots, 3$ le rang de niveau de gris f_i dans $V(i, j)$, et $0 \leq r_i \leq 3$

On distingue entre deux vecteurs de rangs de niveau de gris :

1. les vecteurs de rangs distincts
2. les vecteurs de rangs généraux

➤ **Vecteur de rangs distincts**

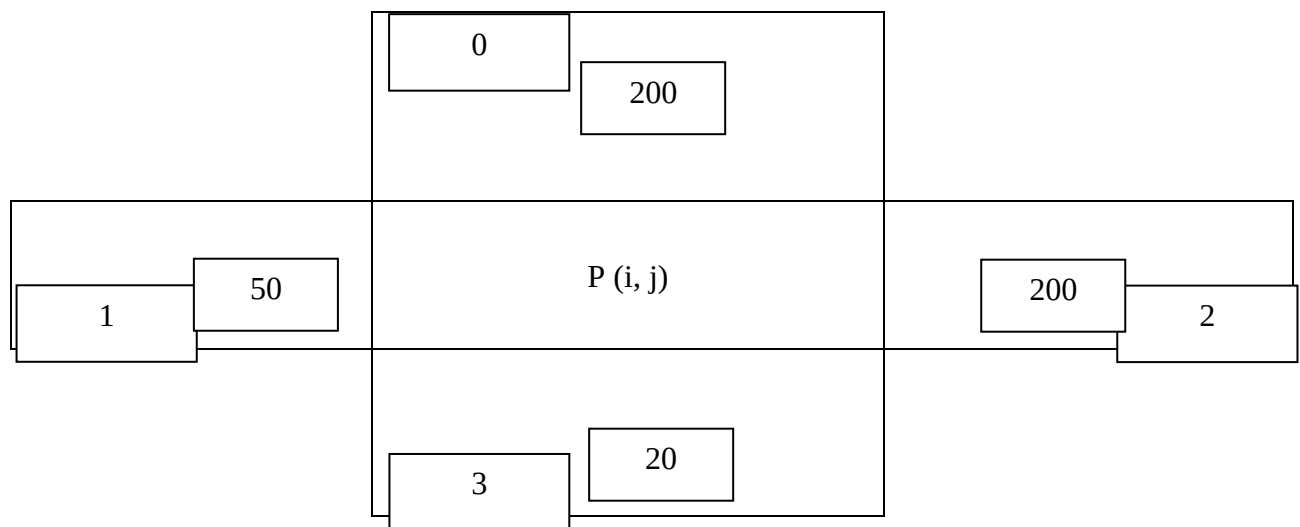
Ils représentent le rang du voisinage du pixel central, c'est-à-dire, pour chacun des voisins il lui affecte son rang sans répétition, ou chaque pixel ayant des niveaux de gris identiques mais de rang différent. Ces vecteurs de rangs génèrent un nombre réduit de codes.



-Figure 3.2 Etapes de génération des vecteurs de rangs distincts-

➤ **Vecteur de rangs généraux**

Comme les vecteurs de rang distincts, les rangs généraux affectent le rang au voisinage du pixel central en attribuant le même rang aux positions ayant le même niveau de gris c'est-à-dire des pixels ayant des niveaux de gris identiques, leurs rangs seront identiques. Ces vecteurs de rangs génèrent un nombre important de codes.



200	50	200	20
0	1	2	3

Vecteur niveaux



2	1	2	0
0	1	2	3

Vecteur de rangs

-Figure 3.3 Etapes de génération des vecteurs de rangs généraux-

i	c_i	$[r_0 r_1 r_2 r_3]$	i	c_i	$[r_0 r_1 r_2 r_3]$	i	c_i	$[r_0 r_1 r_2 r_3]$
0	27	[3210]	8	99	[3021]	16	177	[1032]
1	30	[2310]	9	108	[0321]	17	180	[0132]
2	39	[3120]	10	114	[2031]	18	198	[2103]
3	45	[1320]	11	120	[0231]	19	201	[1203]
4	54	[2130]	12	135	[3102]	20	210	[2013]
5	57	[1230]	13	141	[1302]	21	216	[0213]
6	75	[3201]	14	147	[3012]	22	225	[1023]
7	78	[2301]	15	156	[0312]	23	228	[0123]

Figure 3.4 : Codage des vecteurs de rangs distincts (rang 24)

i	c_i	$[r_0 r_1 r_2 r_3]$	i	c_i	$[r_0 r_1 r_2 r_3]$	i	c_i	$[r_0 r_1 r_2 r_3]$
0	0	[0000]	25	57	[1230]	50	120	[0231]
1	1	[1000]	26	64	[0001]	51	129	[1002]
2	4	[0100]	27	65	[1001]	52	132	[0102]
3	5	[1100]	28	66	[2001]	53	133	[1102]
4	6	[2100]	29	68	[0101]	54	134	[2102]
5	9	[1200]	30	69	[1101]	55	135	[3102]
6	16	[0010]	31	70	[2101]	56	137	[1202]
7	17	[1010]	32	72	[0201]	57	141	[1302]
8	18	[2010]	33	73	[1201]	58	144	[0012]
9	20	[0110]	34	74	[2201]	59	145	[1012]
10	21	[1110]	35	75	[3201]	60	146	[2012]
11	22	[2110]	36	78	[2301]	61	147	[3012]
12	24	[0210]	37	80	[0011]	62	148	[0112]
13	25	[1210]	38	81	[1011]	63	152	[0212]
14	26	[2210]	39	82	[2011]	64	156	[0312]
15	27	[3210]	40	84	[0111]	65	161	[1022]
16	30	[2310]	41	88	[0211]	66	164	[0122]
17	33	[1020]	42	96	[0021]	67	177	[1032]
18	36	[0120]	43	97	[1021]	68	180	[0132]
19	37	[1120]	44	98	[2021]	69	198	[2103]
20	38	[2120]	45	99	[3021]	70	201	[1203]
21	39	[3120]	46	100	[0121]	71	210	[2013]
22	41	[1220]	47	104	[0221]	72	216	[0213]
23	45	[1320]	48	108	[0321]	73	225	[1023]
24	54	[2130]	49	114	[2031]	74	228	[0123]

Figure 3.5 : Codage des vecteurs de rangs généraux (rang 75)

III.1.2 Codage du vecteur de rangs

Les vecteurs de rangs correspondent à plusieurs motifs, d'où pour cela, il faut arriver à les différencier l'un de l'autre grâce à un code. Une fois les vecteurs calculés, on génère un code pour chaque configuration de ces vecteurs.

Pour coder les vecteurs de rangs, on considère la longueur K du vecteur qui représente le nombre de voisins dans notre cas K= 4, il sera calculé comme suit :

$$V_r(i, j) = r_0 * k^0 + r_1 * k^1 + r_2 * k^2 + r_3 * k^3 + \dots + r_{k-1} * k^{k-1} \quad (3.1)$$

$$\text{Avec } 0 \leq V_r(i, j) \leq 255$$

III.1.3 Pouvoir de détection de l'orientation des textures par des vecteurs de rangs

On peut retrouver la direction locale du changement de niveaux de gris à partir des vecteurs de rangs, en effet, sur les figures ci-dessous, la flèche indique la direction pour laquelle le niveau de gris augmente dans le cas de deux pixels intérieurs au 4-voisinage. Pour chaque chemin indiqué, un vecteur de rangs lui correspond, de la même façon on pourrait associer des vecteurs de rangs à d'autres orientations que celles indiquées sur la deuxième figure.

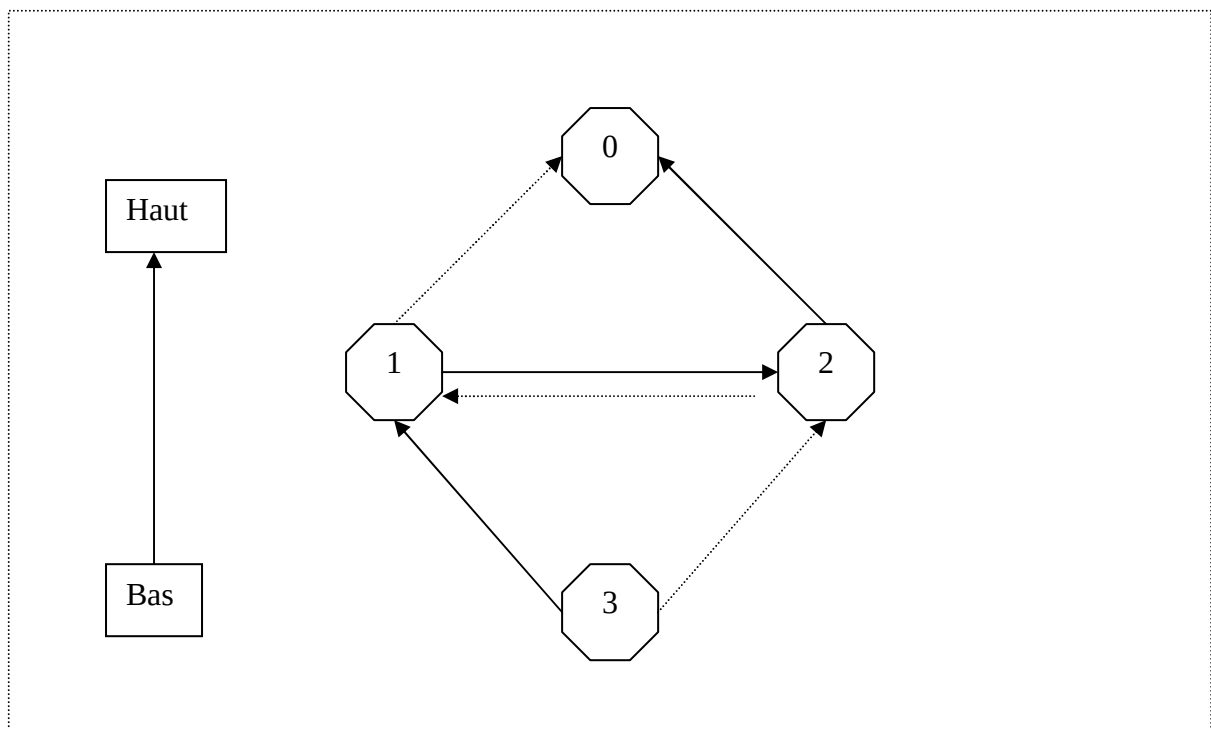


Figure 3.1.a : direction de bas en haut

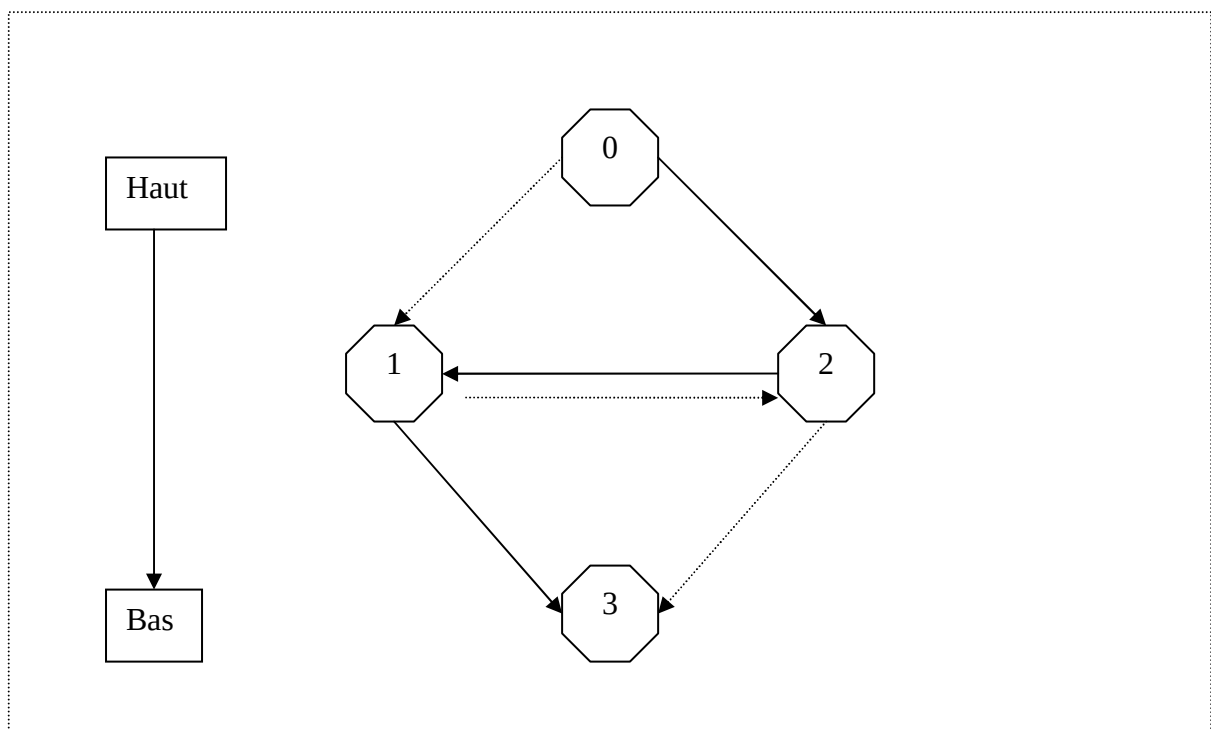


Figure 3.1.b : direction de haut en bas

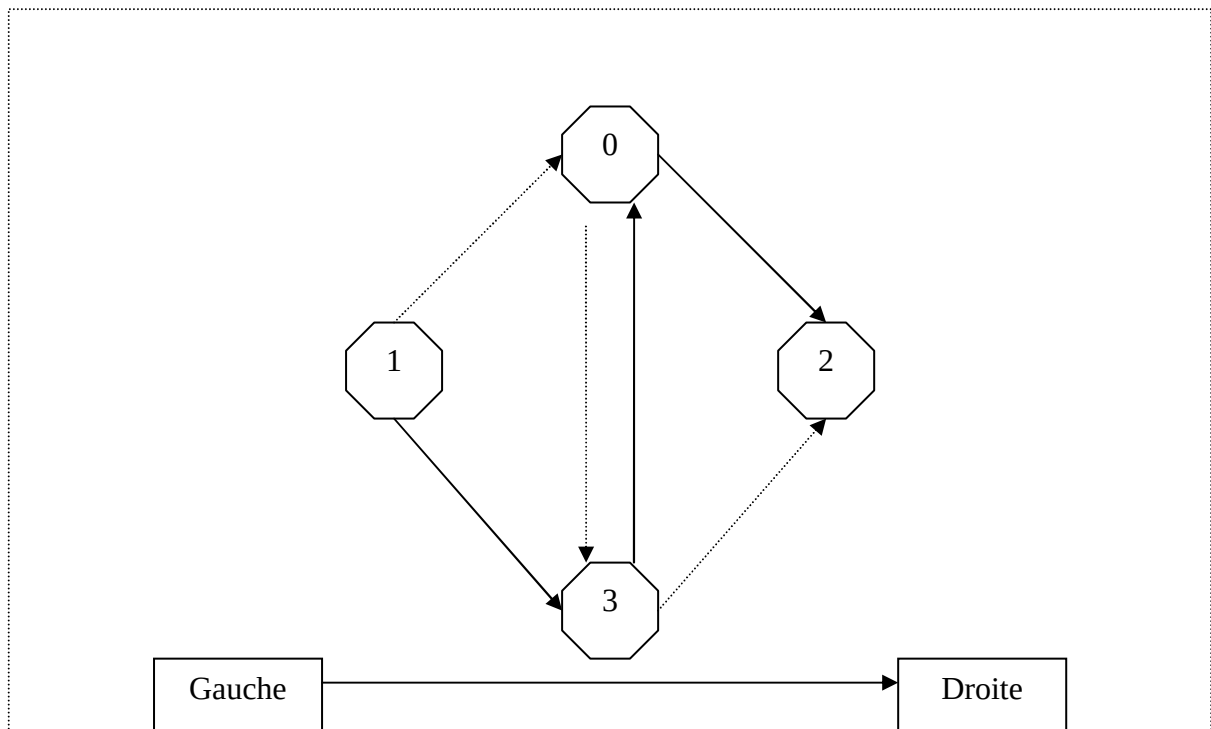


Figure 3.2.a : direction de gauche à droite

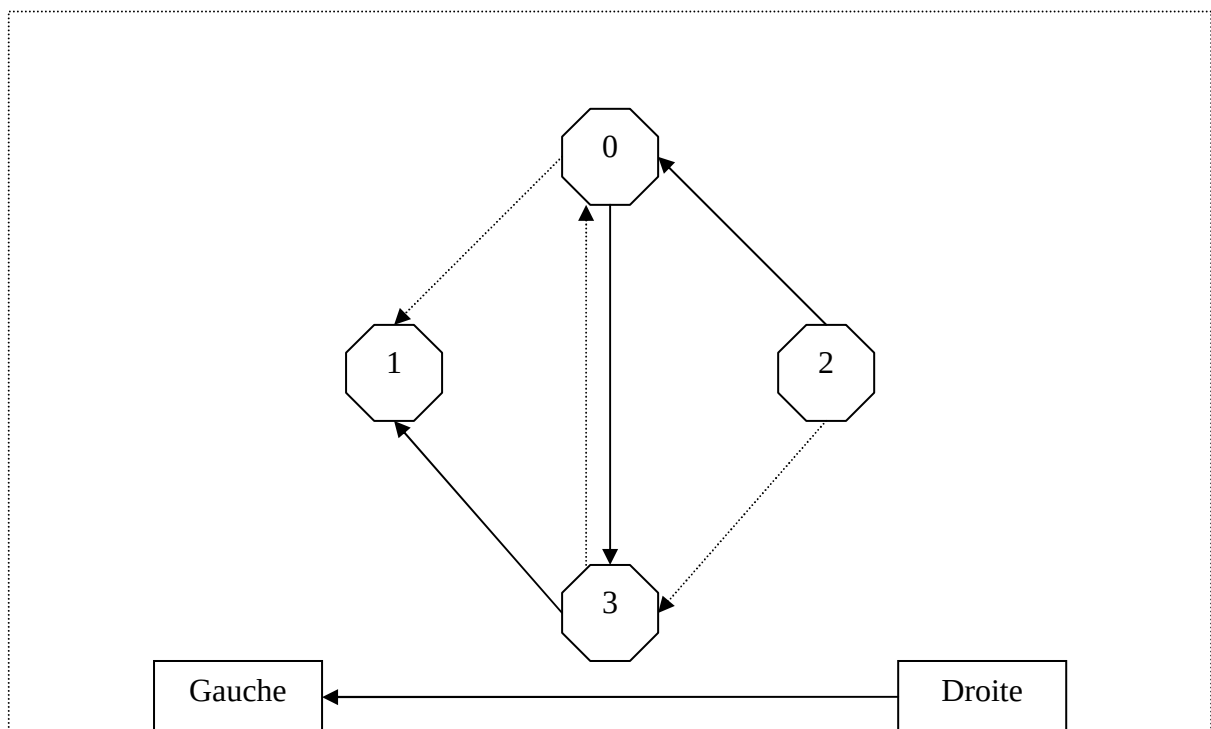


Figure 3.2.b : direction de droite à gauche

On remarque que pour des orientations différentes de la texture on obtient des vecteurs de rangs et des codes différents, si on regarde de plus près les transitions de niveaux de gris de bas en haut par exemple, on remarque deux manière de parcourir, de même que pour le sens inverse.

III.1.4 Calcul des fréquences d'apparition des codes

Après avoir obtenu la matrice des codes des vecteurs de rangs, on cherchera à calculer le nombre d'apparition de chaque code sur une fenêtre (F) centrée sur le pixel (i, j), puis on divise par le nombre de pixels présent dans la fenêtre (F). Pour les vecteurs distincts en considérant le 4-voisinage nous allons avoir un vecteur ligne ; vecteur des statistiques de rangs de dimension 1×24 sachant que chaque colonne correspond à la fréquence d'apparition d'un code. Pour caractériser la texture, l'image est d'abord, parcourue par une fenêtre (F) centrée successivement sur chacun de ses pixels, ensuite les fréquences d'apparition des codes sont calculées sur cette fenêtre et affectés au pixel analysé. Donc pour chaque pixel nous aurons les fréquences d'apparitions des 24 codes dans la fenêtre (F) se qui modélise très bien la texture.

III.2. Méthode des rangs 24 et rangs 75

Les vecteurs de rangs fournissent les motifs locaux pour chaque position de pixel. Avec ces motifs locaux, on peut caractériser la texture en calculant les propriétés statistiques de ces motifs dans une région ou en recherchant la règle d'organisation de ces motifs dans la région.

Nous avons choisi de caractériser la texture en calculant les fréquences des motifs dans une région de l'image. La table des fréquences de ces motifs sert alors à caractériser la texture.

Considérons une région Ω formée de N pixels et soit $K=0, 1, \dots, N_{M-1}$ avec $N_{M-1} = 24$ pour le rang 24 et $N_{M-1} = 75$ pour le rang 75. La fréquence $F(k)$ du motif k , est définie comme étant :

$$F(k) = \frac{1}{N} \sum_{(i,j) \in \Omega} H(V_r(i, j)) \quad \text{où} \quad H(V_r(i, j)) = \begin{cases} 1 & \text{si } V_r(i, j) = c_k \\ 0 & \text{si } V_r(i, j) \neq c_k \end{cases} \quad c_k \in S$$

Dans cette expression, le code du $K^{ième}$ vecteur de rangs est c_k , avec $k=0, 1, \dots, N_{M-1}$, et S l'ensemble des valeurs des codes possibles, avec :

$$\sum_{k=0}^{N_m-1} F(k) = 1$$

La figure 3.3 illustre la méthode de calcul des fréquences $F(k)$.

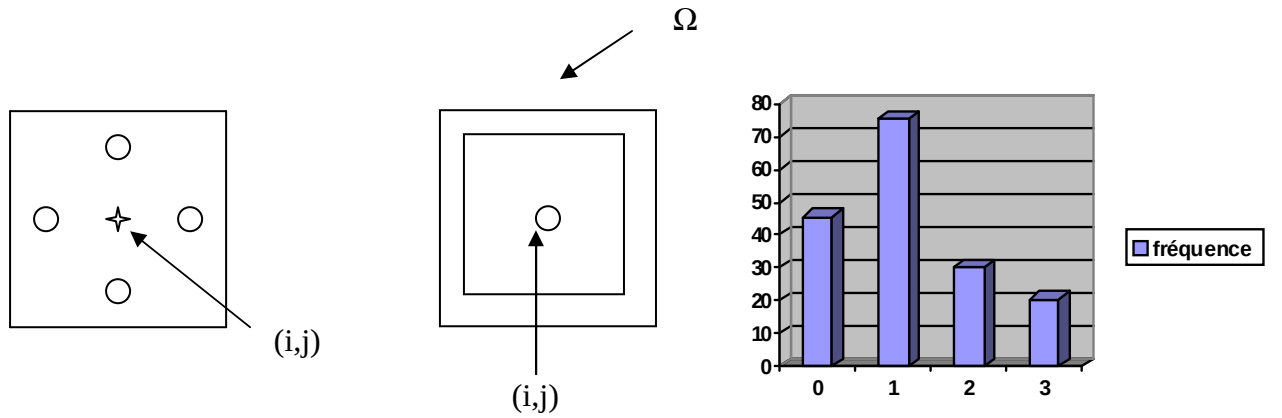


Figure 3.3: Calcul des fréquences des vecteurs de rangs

Pour chaque pixel de l'image, une fenêtre centrée sur celui-ci, est choisie. On calcule sur cette fenêtre, les fréquences d'apparition des vecteurs de rangs qu'on affecte à ce pixel.

II.3. Algorithme général de la méthode

DEBUT

Etape 0 : Initialisation

- Acquisition de la taille de l'image (le nombre de lignes, le nombre de colonnes).
- La taille de Ω , qui représente la fenêtre dans laquelle on calcule les fréquences du vecteur de rangs.
- Le nombre de classes N_c .

Etape 1 : Calcul des caractéristiques de textures

- Détermination des vecteurs de rangs $V_r(i, j)$ pour chaque pixel pour un voisinage donné.
- Codage des vecteurs de rangs.
- Evaluation des fréquences d'apparition des vecteurs de rangs dans chaque fenêtre (Ω), centrée en (i, j) .

Etape 2 : Classification des pixels dans N_c classe en utilisant l'algorithme des K-means.

Etape 3 : Enregistrement du résultat dans une image en N_c niveaux de gris.

FIN

Cet algorithme prend en compte la relation entre les positions spatiales et les rangs des niveaux de gris des pixels dans un voisinage donné, cela dans le but de faire ressortir la structure locale de la distribution de niveaux de gris dans l'image. La texture est alors décrite par des fréquences d'apparition de ces structures de base dans une région de l'image.

La particularité de cet algorithme réside dans sa technique de codage des pixels de l'image à traiter. D'ailleurs, par la suite nous verrons en détail l'extraction des rangs d'un voisinage donné, puis leur codage avec cette méthode.

III.4.Discussion

Dans ce chapitre, nous avons vu et présenté deux techniques directionnelles de codage, utilisées pour caractériser la texture, ainsi que les différents attributs qu'on a calculé dans le but de mieux localiser les motifs locaux pour pouvoir segmenter correctement nos images.

Dans le prochain chapitre, nous appliquerons les rangs 24 et 75 à trois types d'images IRM cérébrale.

Chapitre IV

Application à des images

IRM cérébrales

IV.1.Préambule

Dans ce chapitre, nous appliquerons la méthode des rangs des niveaux de gris à des images IRM cérébrales. Pour ce faire, nous présentons dans un premier temps, les propriétés des images à étudier, et dans un second temps nous segmenterons ces images par les méthodes des rangs 24 et rangs 75 et nous analyserons les résultats obtenus.

IV.2 Présentation des images IRM à segmenter

Nous avons utilisé trois types d'images IRM représentant respectivement le cerveau de trois patients.

L'image de la figure 4.1 est celle d'un patient dont le cerveau est sain. Elle est de taille 400pixels x336 pixels. Elle est constituée de plusieurs textures, mais dans l'étape de segmentation nous ne considérerons que six classes représentant le tissu cérébral, le cervelet, le liquide céphalorachidien [LCR], l'os du crâne, ou encore la tumeur.

L'image de la figure 4.2 est celle d'un patient malade atteint de la maladie d'Alzheimer, sur laquelle on constate le gonflement du tissu cérébrale. Elle est de taille 400 pixels x 356 pixels. En ce qui concerne les textures, on remarquera qu'elles sont similaires à celles de la figure 4.1.

L'image de la figure 4.3 est celle d'un patient dont le tissu cérébral est perforé. Elle est de taille 265 pixels x 257pixels et elle constituée du même nombre de classes que les deux images précédentes.

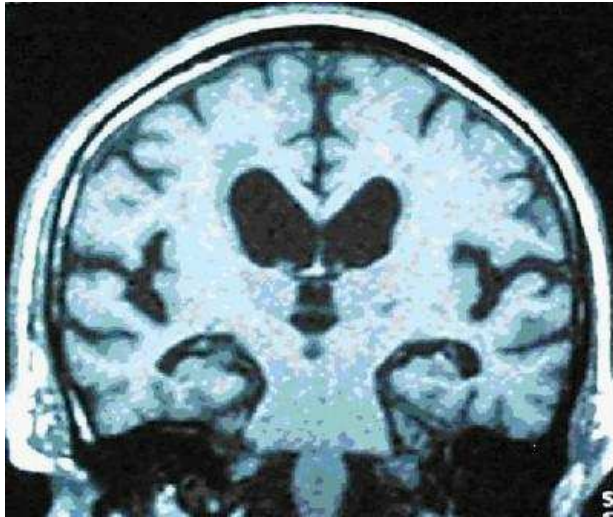


Figure 4.1 : IRM d'un cerveau sain

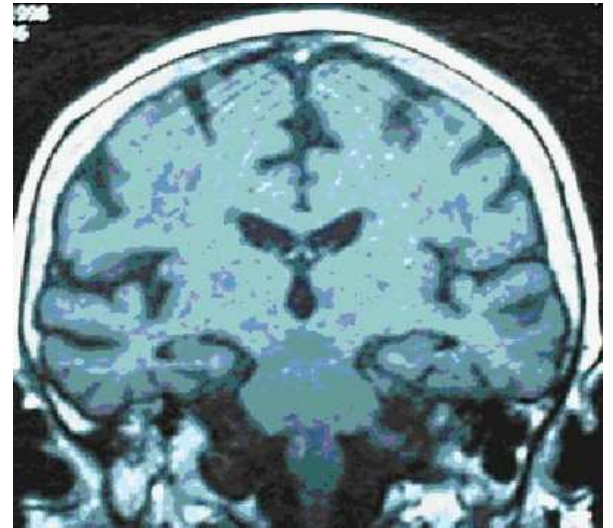


Figure4.2 : IRM d'un cerveau malade
(Alzheimer)

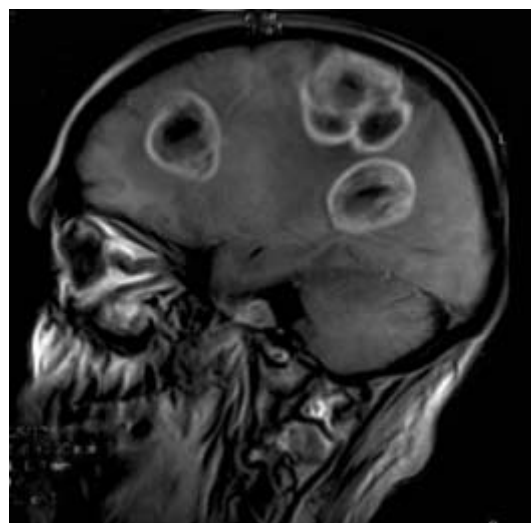


Figure 4.3 : IRM d'un tissu cérébral perforé

IV.3 Application de la méthode des rangs 24

En appliquant l'algorithme des rangs 24 décrit dans le chapitre précédent, et en faisant varier la taille de la fenêtre, la distance et le type de filtre, nous avons obtenu les résultats des figures 4.4 à 4.12.

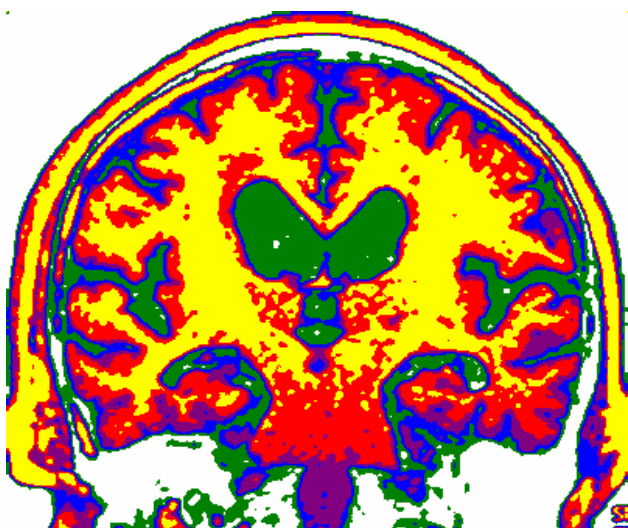


Figure 4.4 : segmentation d'IRM d'un cerveau sain
Taille de la fenêtre 5*5

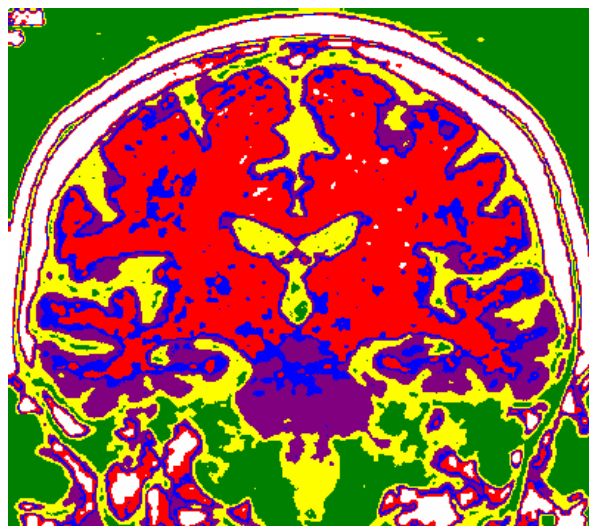


Figure 4.5 : segmentation d'IRM d'un
cerveau malade Taille de la fenêtre 5*5

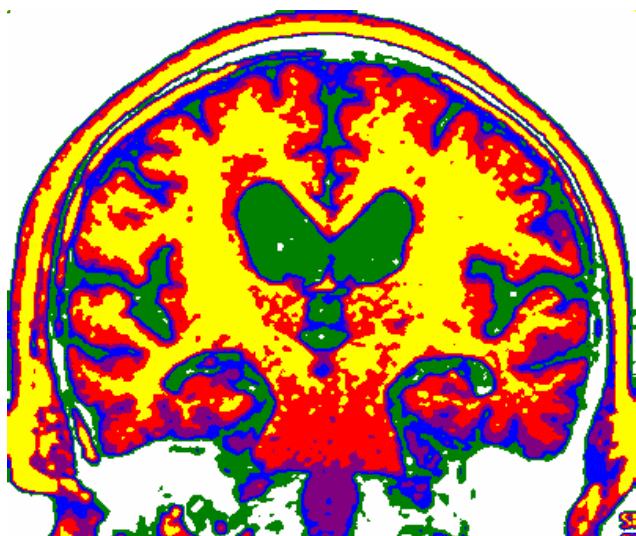


Figure 4.6 : segmentation d'IRM d'un cerveau
Sain Taille de la fenêtre 9*9

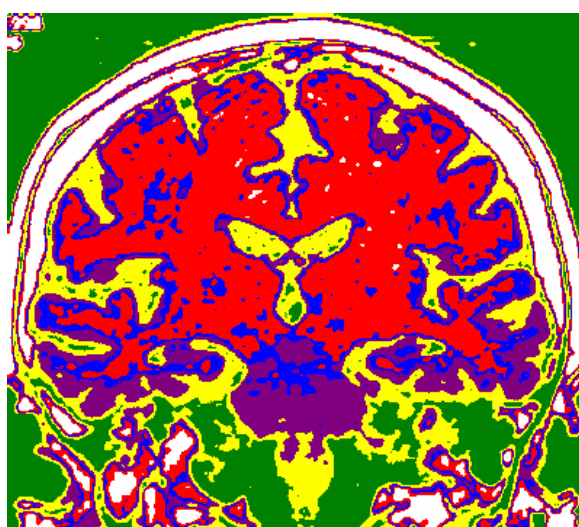


Figure 4.7 : segmentation d'IRM d'un
cerveau malade Taille de la fenêtre 9*9

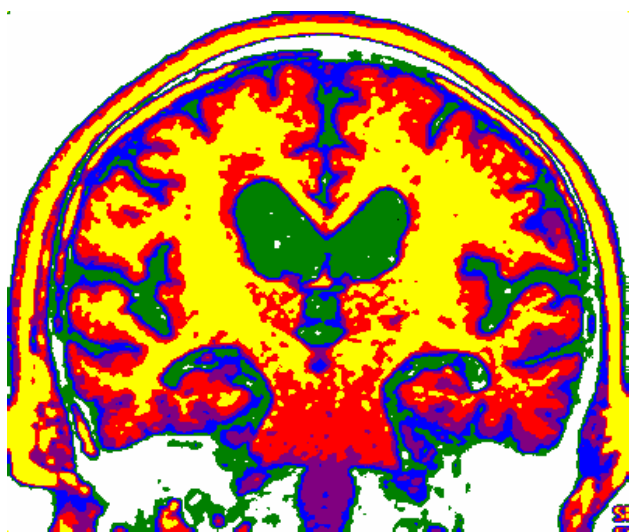


Figure 4.8 : segmentation d'IRM d'un cerveau
Sain Taille de la fenêtre 15*15

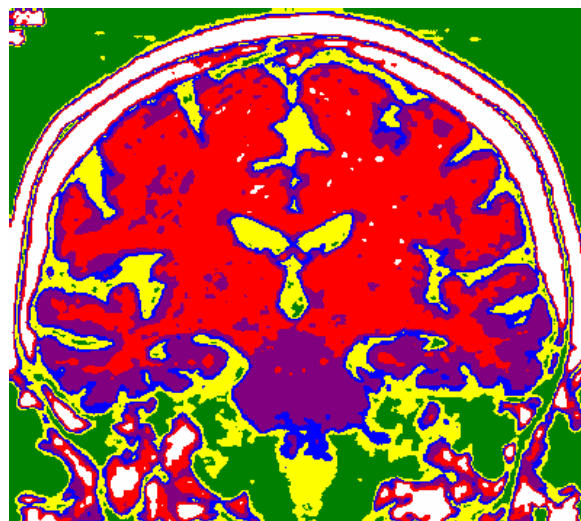


Figure 4.9: segmentation d'IRM d'un
cerveau malade Taille de la fenêtre 15*15

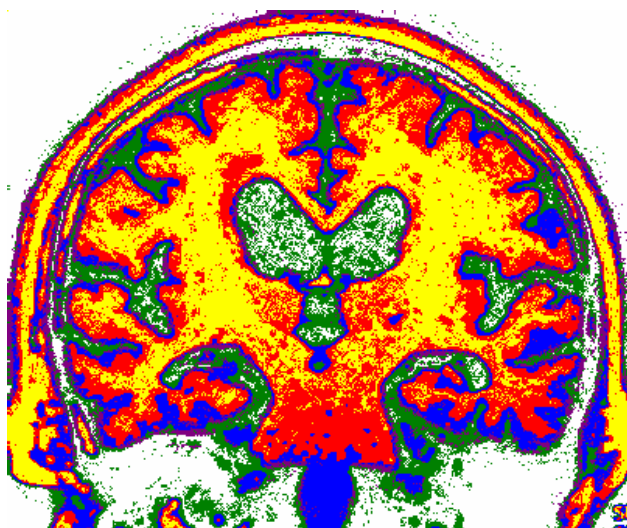


Figure 4.10 : segmentation d'IRM d'un cerveau
Sain Taille de la fenêtre 31*31

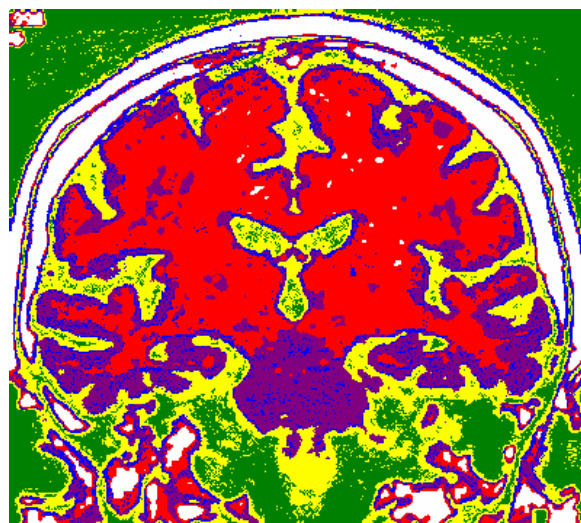


Figure 4.11 : segmentation d'IRM d'un
cerveau malade Taille de la fenêtre 31*31

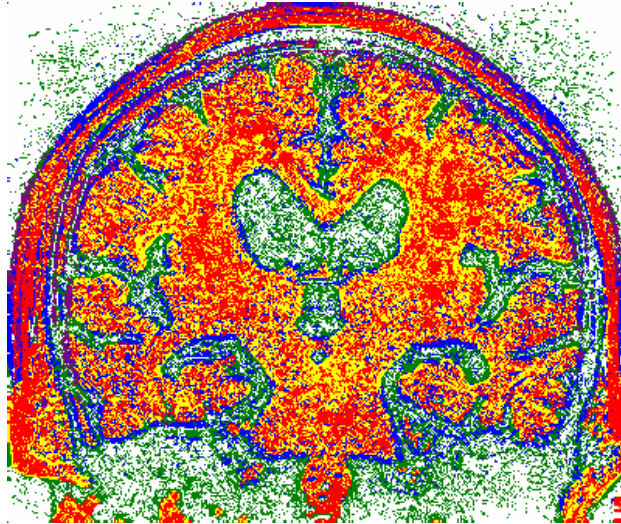


Figure 4.12 : segmentation d'IRM d'un cerveau sain
Taille de la fenêtre 75*75

IV. 4. Discussion du résultat de la méthode des rangs 24

En analysant les images des figures 4.4 et 4.5 on constate que les six classes ont été correctement identifiées et que les contours ont été bien restitués.

Pour les résultats obtenus dans les figures 4.6, 4.7, 4.8, 4.9, on remarquera qu'ils sont pratiquement similaires à ceux obtenus dans 4.4 et 4.5 mais avec cependant de légères dégradation des contours qui est à peine perceptible. On peut noter qu'en utilisant les fenêtres de taille 5x5, 9x9 et 15x15 le l'image résultat reste pratiquement inchangée. Cependant, quand on augmente de façon plus conséquente la taille de cette fenêtre (31x31 et 75 x75), on obtient une mauvaise reconstitution des contours et une mauvaise discrimination des classes (voir figures 4.10, 4.11,et 4.12)

IV.5. Méthode des rangs 75

En appliquant l'algorithme des rangs 75 décrit dans le chapitre précédent, et en faisant varier la taille de la fenêtre, la distance et le type de filtre, nous avons obtenu les résultats des figures 4.13 à 4.22.

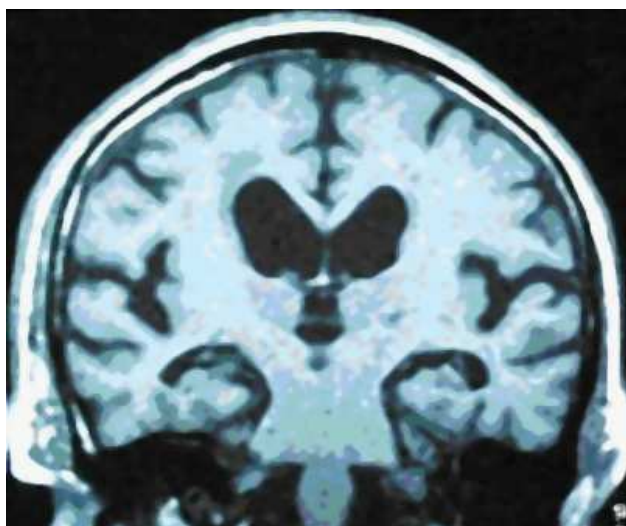


Figure 4.13 : IRM d'un cerveau sain
Filtré avec un filtre médian

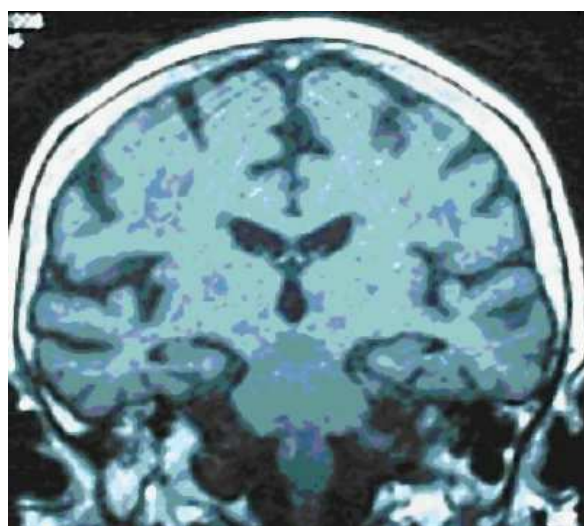


Figure 4.14 : IRM d'un cerveau malade
Filtré avec un filtre médian

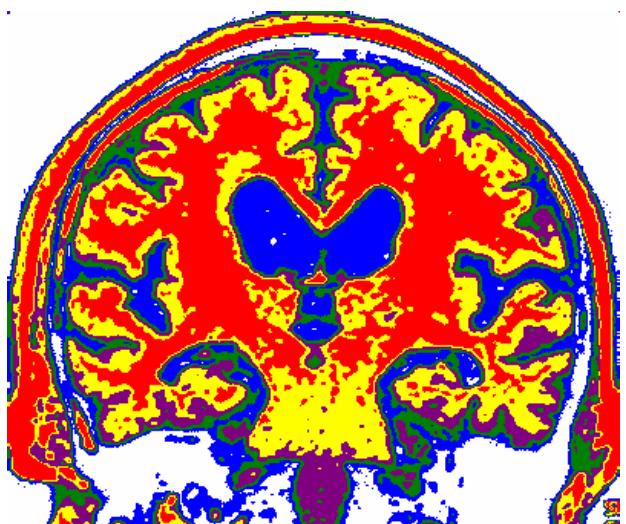


Figure 4.15 : segmentation d'IRM sain

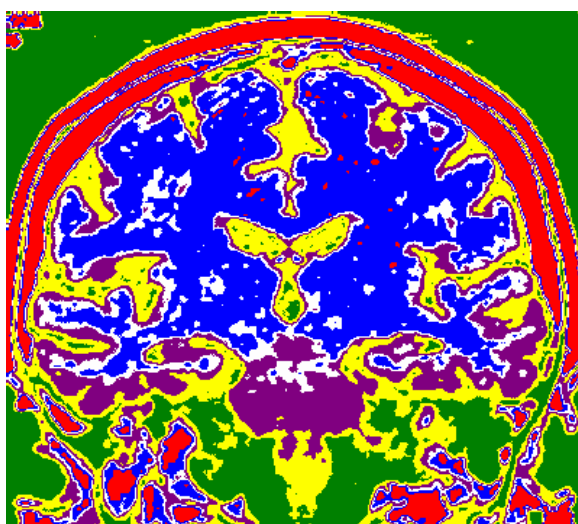


Figure 4.16 : segmentation d'IRM d'un
cerveau malade

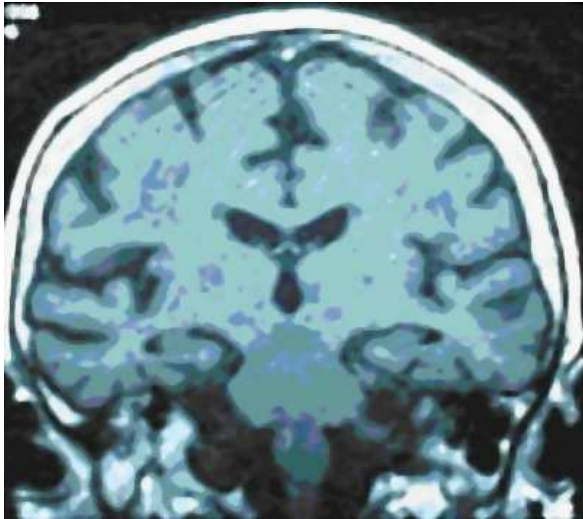


Figure 4.17 : IRM d'un cerveau malade
filtré avec une fenêtre de taille 3*3

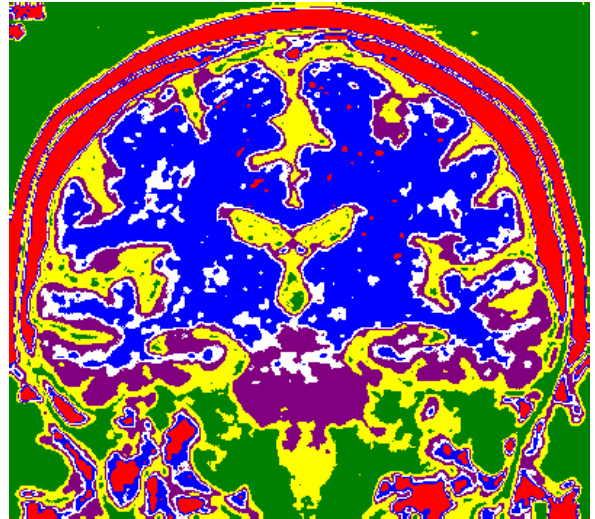


Figure 4.18 : IRM segmenté d'un cerveau
malade filtré avec une fenêtre de taille 3*3

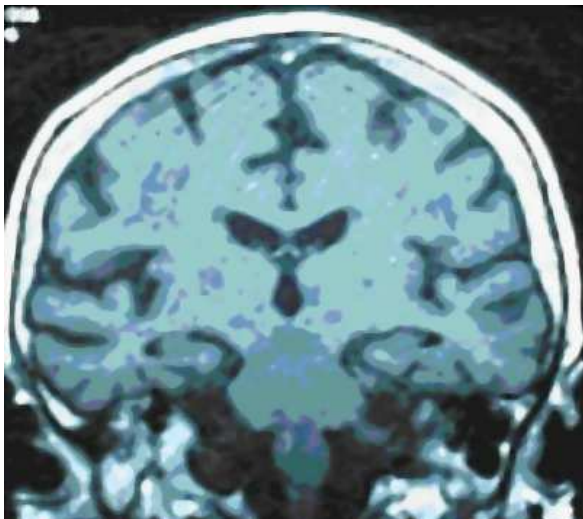


Figure 4.19 : IRM d'un cerveau malade
Filtré avec une fenêtre de taille 5*5

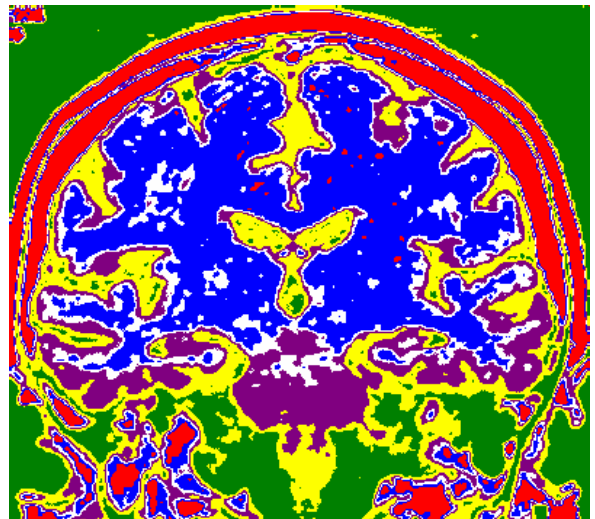


Figure 4.20 : IRM segmenté d'un cerveau
malade Filtré avec une fenêtre de taille 5*5

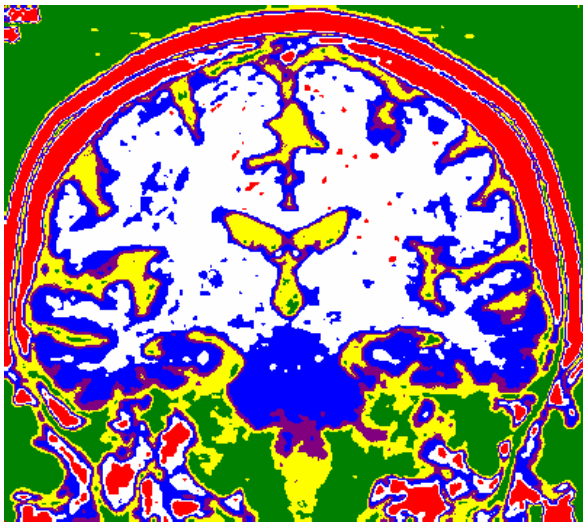


Figure 4.21 : IRM segmenté d'un cerveau
Par la distance de Tchebichev

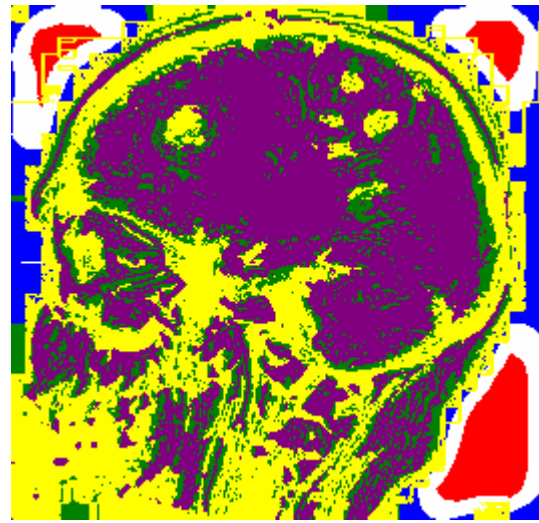


Figure 4.22 : IRM segmenté d'un cerveau
au tissu cérébral perforé

VI.6. Discussion des résultats de la méthode des rangs 75

On retiendra la netteté des figures 4.15 et 4.16. Ceci est dû au filtrage que nous avons opéré avant l'opération de segmentation. En effet, l'utilisation d'un filtre médian avec des tailles de fenêtres différentes,. Notons que le meilleur résultat a été obtenu avec un filtre médian 3*3 (voir figure 4.17). La segmentation de cette image a permis d'obtenir une bonne reproduction des détails, des contours nets et une bonne discrimination des textures (voir figure.18) ce qui rend l'interprétation aisée car chaque région est nettement bien séparée de l'autre.

En revanche, dans le cas de la figure 4.19, l'image est filtrée avec le même filtre que la figure 4.18, mais la taille de la fenêtre de filtrage est de 5*5. On constate que la qualité par rapport à l'image originale est meilleure, cependant elle est de moindre qualité que celle obtenu en utilisant une fenêtre 3*3. En effet, l'image est un peu plus floue et plus éclaircie que celle de la figure 4.17, donc de moindre qualité. Notons cependant que la segmentation des images des figures 4.17 et 4.19 conduit à des résultats très similaires (voir figures 4.18 et 4. 20). On peut conclure que le choix de la fenêtre du filtre n'influe pas sur le résultat. Ceci

s'explique par le fait que les vecteurs de rang ne prennent pas en considération les niveaux de gris

Dans le cas de la figure 4.21 la segmentation a été faite en utilisant la distance de Tchebichev. On constate que les contours sont moins nets et que les différentes textures se mélangent entre elles entraînant un chevauchement des couleurs. On peut conclure que cette distance n'est pas discriminante pour ce type d'image.

Dans le cas de la figure 4.22 on remarque une très mauvaise reconstitution des contours et une confusion des textures. On constate aussi un mélange des couleurs ce qui rend l'interprétation difficile.

CONCLUSION

L'étude que nous avons menée, nous a permis de tester deux méthodes de segmentation basées sur les vecteurs de rangs, à savoir les rangs 24 et rangs 75, pour la segmentation d'images médicales IRM. Les résultats obtenus par ces méthodes montrent que ces techniques sont bien adaptées pour la segmentation d'images texturées. En effet, pour les rangs 75, on a pu constater que les contours sont reproduits correctement dans un bon nombre de cas envisagés. Ces résultats sont notamment dus à la capacité de cette technique à prendre en compte l'anisotropie de texture qui tient compte des N-voisinages du pixel à traiter. Pour la méthode des rangs 24, le résultat est aussi correct avec, cependant, une moindre qualité que la méthode des rangs 75, mais les contours sont très bien définis et les textures homogènes. En revanche, les inconvénients rencontrés dans cette méthode résident dans les contraintes relatives à la taille de la mémoire nécessaire, à la taille de la fenêtre et de l'image à la segmentation ce qui rend cette méthode moins performante.

Pour ce qui est des temps de calcul, on notera qu'ils sont relativement courts. En revanche l'utilisation d'un filtre médian de taille 3*3 permet d'améliorer les résultats notamment pour la méthode des rangs 75. On dira donc que les résultats obtenus par cette méthode restent très satisfaisants et la texture locale a été très bien identifiée.

Il faut relever un autre critère à prendre en compte, c'est celui de la distance utilisée. En effet, nous avons pu remarquer que l'utilisation d'une distance euclidienne conduit à de bons résultats vu que cette distance matérialise surtout les classes sphériques, ce qui est notre cas, en revanche en utilisant la distance de Tchebichev, on a rencontré un problème dans les textures et les régions et les contours ont été mal restitués.

De façon générale nous pouvons conclure que ces techniques permettent de bien matérialiser l'information recherchée sur les IRM. Néanmoins ces résultats peuvent être améliorés en associant à titre d'exemple l'information luminance.

Annexe A

Les distances

Il existe plusieurs sortes de distance qui chacune met en valeur une propriété ou une autre.

Indice	Formule	Intérêt et Propriétés	Intervalle
1.Distance Euclidienne	$d_{ij} = \sqrt{\sum_{k=1}^K (x_{ik} - x_{jk})^2}$	C'est la distance du sens commun. utilisée généralement en présence de classes sphériques	$[0, +\infty[$
2. Carré de la distance euclidienne	$d_{ij}^2 = \sum_{k=1}^K (x_{ik} - x_{jk})^2$	Identique de la précédente mais donne un poids important aux individus éloignée (effet de dilatation)	$[0, +\infty[$
3. Distance euclidienne pondérée	$d_{ij}^2 = \sum w_i (x_{ik} - x_{jk})^2$	W peut prendre différentes valeurs : -L'inverse de l'écart maximum -Distance de Clark inverse du carrés de sommes x_{ik}, x_{jk} . -Pondération selon la fiabilité des mesures.	$[0, +\infty[$
4. Distance de Mahalanobis	$d^2(x_1, x_2) = (x_1 - x_2)^T T^{-1} (x_1 - x_2)$ avec T^{-1} qui représente la matrice inverse de la matrice de variance covariance des individus.	Utilisée comme indice de similarité entre l'ensemble des individus. Prise en compte des différentes formes des classes.	$[0, +\infty[$
5. Distance de Minkowski	$d_{ij} = \left(\sum_{k=1}^K (x_{ik} - x_{jk})^v \right)^{1/v}$	Généralisation des distances précédentes contrôle du degré de « dilation » de l'espace	$[0, +\infty[$
6 .City-Block	$d_{ij} = \sum_{k=1}^K x_{ik} - x_{jk} $	Elle doit son nom à la manière d'estimer les distances dans les villes américaine. C'est simplement la somme des valeurs absolues. Elle s'applique dans le cas de mesure à intervalle discret.	$[0, +\infty[$

Indice	Formule	Intérêt et Propriétés	Intervalle
7. Distance rectangulaire pondérée par le total colonne	$d_{ij} = \sum_{k=1}^K \frac{1}{x_{kj}} x_{ik} - x_{jk} $		$[0, +\infty[$
8 Distance de Canberra	$\frac{city - block}{w_k}$	Distance de City-block pondérée par : $w_k = \frac{1}{x_{ik} + x_{jk}}$	$[0, +\infty[$
9 Distance de Bray et Curtis	$\frac{city - block}{w_k}$	Distance de City-block pondérée par : $w_k = \frac{1}{\sum_{k=1}^K x_{ik} + x_{jk}}$	$[0, +\infty[$
10. Distance de Tchebichev	$d_{ij} = \max_k (x_{ik} - x_{jk})$	C'est le plus grand écart sur n'importe quel attribut qui compte.	$[0, +\infty[$
11. Distance généralisée			$[0, +\infty[$

Bibliographie

[Ameur .Z, 2001]: Mme Ameur Zohra, *Nouvelle approche de segmentation des images texturées*, Thèse de magister, UMMTO, 2001.

[Ameur .Z et al, 2006]: Mme Ameur Zohra, Mr Adane A.H, Mr Ameur .S *Determination of the grey level ranks for the segmentation of textured images*, *International Symposium on Industrial Electronics ISIE'06*, 9-13 juillet 2006, ETS- Downtown Montreal, Quebec , CANADA.

[Akono, 2003]: Akono A, Tonyé E, Rudant J.P, *Classification texturale d'une image radar à synthèse d'ouverture dans une région volcanique : le cas de la région du mont cameroun ; Télédétection vol.3, n°2; pp. 187-200 ; 2003.*

[Borsotti et al, 1998]: M. Borsotti, P. Campadelli, R. schettini, *Quantitative evaluation of color image segmentation results ; Pattern recognition letters,19 : pp. 741_747; 1998.*

[Beil , 1999]: Beil F.M ; *Approche structurelle de l'analyse de la texture dans les images cellulaires 2D et 3D ; Thèse de l'université Paris VII ; 1999.*

[Buf, 1989]: Buf J.M.H; *"Towards unsupervised texture segmentation using Gabor spectral decomposition"; 5th int. conf. on image analysis and processing; Italy; pp. 65-72 ; 1989.*

[Baraldi et Blonda, 1999]: A.Baraldi et P.Blonda *A survey of fuzzy clustering algorithms for pattern recognition. IEEE Transactions on systems. Man and cybernetics Part B (Cybernetics) 1999.*

[Canny, 1986]: J. Canny. *A computational approach to edge detection , 1986.*

[Cocquerez et philp, 1995]: Cocquerez J.P, Philip.S ; 1995 ; *Analyse d'images : filtrage et segmentation ; Ed Masson 1995.*

[D'hondt, 2006]: D'hondt. O ; « *Analyse spatiale de texture non stationnaire dans les images SAR* » ; Thèse d'université de Rennes I ; 2006.

[Dida, 1982]: Dida.E, Lemaire.J, Pouget.J, Tetsu.F ; « *Eléments d'analyse de données* » Ed Dunod, Paris ; 1982.

[Gonzales et Woods, 2002]: R.C Gonzales, R.E Woods; *Digital image processing*. Prentice Hall. New jersey, 2002.

[Haralick et al, 1973]: R.M Haralick, K. Shanlugan, I. Dindtein; *Textural features for image classification*. *IEEE Trans. sys. Man. Cyber.* 3(6):pp. 610-621 ; 1973.

[Haralick, 1979]: R.M Haralick; *Statistical and structural approaches to texture*. *Proceedings of the IEEE* , 67: pp. 786-804 ; 1979.

[Haralick et Shapiro, 1985]: R.M Haralick, L.G Shapiro; "Image segmentation technique".*CVGIP*. 29(1):pp. 100-132 ; 1985.

[Horowitz et Pavlidis, 1976]: *Picture segmentation by tree traversal algorithm*. *Journal of the association for computing machinery* ; 1976.

[Jain et al, 1995]: A.K Jain, B.G Schunk, "Machine vision". McGraw hille. Inc New York ; 1995.

[Jain, Flynn et Murty, 1999]: A.K Jain, P.J Flynn, M.N Murty. "Data clustring : a review". *ACM comput. Sury.* 1999.

[Jain, Duin et Mao, 2000]: A.K Jain, Robert P.W Duin, J Mao. "Statistical pattern recognition: A review". *IEEE Trans. Pattern Anal . Mach . Intel* ; 2000.

[Kirsh, 1977]: R. Kirsh, "computer determination of the structure of biological images. *Computer and biological research*" , 1977.

[Laws, 1980]: K.L Laws, “*Textured image segmentation*”, Ph.D.Thesis, University of southern California, 1980.

[Maître, 2003]: H. Maître; « *Le traitement des images* » ; Hermès Paris ; Collection IC2, 2003.

[Mather, 1998]: Mather P.M, So B.T, Koch M, “*An evaluation of landsat TM spectral data and SAR derived textural information for lithological discrimination in the red sea Hills, Sudan*” ; *International journal of remote ssensing* ; Vol 19 ; N° 4 ; pp. 587-604 ; 1998.

[Mallat, 1989]: Mallat S.G ; “*A theory for multiresolution signal decomposition : the wavelet representation*” ; *IEEE Trans. On Pattern Anal . And Machine intelligence* ; Vol . PAM-11 , N°7; 1989.

[Matsuyama, 1983]: Matsuyama T, Miura S, Nagao M ; “*Structural analysis of natural textures by Fourier transformation*”. *Compt. h. Image processing* ; Vol 25 ; pp. 347-362 ; 1983.

[Marques de Sa, 2001]: Marques de Sa J.P, *Pattern recognition : « Concepts, methodes and applications »*. Springer Verlag. 2001.

[Ouma, 2005]: Ouma Y.O, Tateishi R, “*A fast environmental change detection approach based on unsupervised multiscale texture clustring*” ; *International Journal of Environmental Studies* ; 62(1);pp. 79-93 ; 2005.

[Rosenfield et Kak, 1982]: Rosenfield A, Kak A.C, “*Digital picture processing*” *academie press. Inc. Orlando ; FL*, 1982.

[Rui et al, 1999]: Rui Y, Hung T.S, Chang S, “*Image retrieval: current techniques, promising directions and open issues*”; *Journal of Visual Communications and Image Representation*; Vol 10, pp. 39-62; 1999.

[Sahoo et al, 1988]: Sahoo P.K, Soltani S, Wong A.K.C, Chen Y.C, “*A survey of thresholding techniques*”. *Comput. Vision Graph . Images process* ; 41(2); pp. 233-260; 1988.

[Tsai et al, 2005]: Tsai D.M, Lin C.P, Huang K.T ; “*Defect detection in coloured texture surfaces using Gabor filters*” ; *Imaging Science Journal* ; 53(1); pp. 27-37; 2005.

[Trias, 2006]: Trias sanz R, « *Classification semi-automatique du terrain en zone rurale par Télédétection à haute resolution* » ; *Thèse de doctorat Université Paris V* ; 2006.

[Unser, 1986]: Unser M, “*Sum and difference histograms for texture classification*”, *IEEE trans, On pattern analysis and machine intelligence*, Vol 8, 1,pp. 118-125; 1986.

[Zucker, 1976]: Zucker S; “*Region growing: childhood and adolescence*”; *Computer Vision, Graphics and image Processing*; 5; pp. 382-399 ; 1976.

[Zugai et Lattuati, 1998]: Zugai D, Lattuati.V , “*A new approach of color image segmentation based on fusing region and edge segmentations out puts*”. *Pattern recognition* . 1998.

[Zadeh, 1965]: Zadeh L, *Fuzzy sets. Informations and control*; 1965.