



Faculté de Génie Electrique et d'Informatique
Département d'électronique

Mémoire de Fin d'Etudes

Présenté en vue de l'obtention du diplôme

Master II en électronique

Option : réseaux et télécommunications

Thème

*Segmentation d'images texturées par filtrage de Gabor :
application aux images médicales*

Proposé et dirigé par :

M^{me} : D.ARAB

Présenté par :

M^{elle} TACHOUR Chabha
M^{elle} ZOBIRI Assia

Promotion 2011/2012

Remerciements

A travers ce modeste travail, nous tenons à remercier vivement notre promotrice M^{me} ARAB Dalíla qui nous a honoré en acceptant de nous encadrer, pour son entière disponibilité et ses conseils et orientations qui nous ont été fructueuses, ainsi que la confiance qu'elle a placée en nous tout au long de la préparation de ce projet.

Nos remerciements et gratitudes s'adressent aussi aux messieurs le président et les membres de jury d'avoir accepté d'examiner notre travail.

Que tous ceux qui, de près ou de loin, ont contribué, par leurs conseils, leurs encouragements ou leur amitié à l'aboutissement de ce travail, trouvent ici l'expression de notre profonde reconnaissance.

Dédicace

Je dédie ce modeste travail à :

❖ *Mes très chers parents...*

Témoignage d'affection et de grande connaissance,

Que dieu les garde pour moi.

❖ *Ma très chère sœur Samira.*

❖ *Mes très chers frères : Nabil, Fayçal et mon adorable Rafik.*

❖ *Tous mes proches grands et petits.*

❖ *Tous ceux qui ont veillé à mon instruction,*

Tous patiers confondus.

❖ *Mon binôme Chabha et sa famille.*

❖ *Tous ceux que j'aime, et tous ceux qui m'aiment.*

❖ *Toute la promotion 2011-2012.*

Assia

Dédicace

Je dédie ce modeste travail à :

❖ *Mes très chers parents...*

Témoignage d'affection et de grande connaissance,

Que dieu les garde pour moi.

❖ *Ma source de bonheur, volonté et affection, mon très cher mari
Mohand. A pour son soutien et ses encouragements tout au long de
la réalisation de ce travail.*

❖ *Mes très chers frères : Mouloud, Sofiane, Mourad et le petit
adorable Kamel.*

❖ *Ma très chère sœur Dahbia, son mari Mohammed et ses
enfants Boussaad et Rayane.*

❖ *Ma très chère sœur Wahida, son mari Mahfoudh et ses enfants
Zaina, Dilia et Abdelkader.*

❖ *Ma belle famille.*

❖ *Mon binôme Assia et sa famille.*

❖ *Tous ceux que j'aime et tous ce que m'aiment.*

Chabba

Sommaire

Introduction générale	1
Chapitre I: Texture et segmentation	3
I-1 Préambule	3
I-2 Définition de la texture.....	4
I-3 Types de la texture.....	5
I-3-1 Textures structurelles.....	5
I-3-2 Textures aléatoires	6
I-3-3 Textures directionnelles	6
I-4 Les méthodes d'analyse de texture	7
I-4-1 Méthodes géométriques.....	7
I-4-2 Méthodes statistiques	7
I-4-2-1 Méthodes de premier ordre.....	7
I-4-2-2 Méthodes du second ordre	8
a- Les matrices de cooccurrences	8
b- Histogrammes des sommes et des différences.....	12
I-4-2-3 Méthodes d'ordre supérieur.....	13
a- Les matrices de longueur de plages	13
I-4-3 Méthodes fondées sur un filtrage	14
• Bancs de filtre	14
a- Les filtres de laws.....	15
b- Transformée en ondelettes.....	15
c- Les filtres de Gabor.....	15

I-4-4 Méthodes basées sur le modèle.....	16
I-4-4-1 Le modèle autorégressif.....	16
I-4-4-2 Le modèle Markovien.....	16
I-4-4-3 Le modèle fractale.....	16
I-4-5 Méthodes mixtes.....	17
I-5 Définition de la segmentation	17
I-6 Les méthodes de segmentation	18
I-6-1 Segmentation par approche régions	18
a- Méthode par séparation (Quad-Tree)	18
b- Méthode par fusion	19
c- Méthode par séparation /fusion	19
I-6-2 Segmentation par approche frontière.....	19
I-6-3 Segmentation par classification de pixels	20
a- Méthode de K plus proches voisins	20
b- Méthode de K-means	20
I-7 Discussion	21
Chapitre II : Les filtres de Gabor	22
II-1 Préambule.....	22
II-2 Généralités sur le filtrage d'images	22
II-3 Quelques filtres fréquentiels	23
• Filtre passe-bas.....	23
• Filtre passe-haut.....	23
• Filtre passe-bande	23
II-4 La transformée de Fourier	24

II-5 La transformée de Fourier à fenêtre glissante	25
II -6 La transformée en ondelettes	26
II-6-1 Définition d'une ondelette	27
II-7 Filtres de Gabor	28
II-7-1 L'influence des différents paramètres.....	30
II-7-2 Résolution et taille du filtre.....	32
II-7-3 Bancs de filtres de Gabor	34
II-7-3-1 Banc de filtres à fréquence centrale nulle.....	34
II-7-3-2 Banc de filtres à Q variable	35
II-7-3-3 Banc de filtres de Gabor à Q constant	35
a- Famille de gaussienne isotrope.....	35
b- Famille de gaussienne non isotrope à arrangement tangentiel	36
c- Famille de gaussienne non isotrope à arrangement radial.....	37
II-7-4 Convolution d'une image par un banc de filtres de Gabor.....	38
II-7-5 Application des filtres de Gabor à des images variées.....	38
II-7-5-1 Application aux images naturelles	38
II-7-5-2 Application aux images tests	40
II-7-5-3 Application à la classification des écritures	40
• Obtention des cartes de contours orientés	40
II-7-5-4 Application aux images segmentées	42
II-7-6 Avantages et inconvénients du filtrage de Gabor	42
II-7-6-1 Avantages.....	42
II-7-2 Inconvénients	43
II-8 Discussion	43

Chapitre III : Tests et résultats	44
III-1 Préambule	44
III-2 principe de la méthode utilisée	45
III-3 Organigramme de l'algorithme de k-means	46
III-4 Présentation des données	47
III-4-1 Images médicales	47
III-5 Présentation des résultats	48
III-5-1 Présentation des résultats de l'étape segmentation	48
a- Cas après Gabor	49
b- Cas Gabor après filtrage non linéaire	51
III-6 Interprétation des résultats	53
III-7 Discussion	53
Conclusion générale	54
Bibliographique	55

Introduction générale

Le progrès des moyens informatiques et des techniques de traitement ont permis d'ouvrir une voie de développement très prometteuse. L'amélioration et la multiplication des moyens de diffusion des données informatiques ont pris également une grande part à la multiplication de ces techniques. Les outils de communication utilisent de plus en plus les images, ce qui a entraîné un accroissement des recherches dans les domaines du traitement et de l'analyse d'images. Ces techniques ont été développées avec succès dans divers domaines (météorologie, biologie, industrie, robotique, médecine, agriculture, etc.).

Le traitement d'images suscite un intérêt de plus en plus croissant à mesure que l'image s'impose comme un support et une source d'information privilégiée. La multiplication des dispositifs d'acquisition conduit à la production d'un grand nombre d'images qu'il devient difficile d'exploiter manuellement. Le traitement d'images s'inscrit alors dans un processus, préliminaire destiné à extraire des informations pertinentes contenues dans une image en vue de leur interprétation, leur stockage et leur transmission. Il s'agit donc d'un domaine très vaste qui trouve de plus en plus d'application, notamment dans la reconnaissance d'objets.

Parmi toutes les techniques d'analyse, la segmentation est un traitement de bas niveau qui consiste à partitionner une image en régions homogènes et significatives. Cette opération constitue la base de tous les processus d'interprétation d'images, c'est à ce titre qu'elle reste encore l'un des principaux thèmes de recherche en vision par ordinateur. Plusieurs techniques de segmentation ont été développées. Chacune d'entre elles possède des avantages et des inconvénients. Une technique peut être mieux adaptée qu'une autre à un type d'image ou à un problème donné. Du fait de cette diversité, il est difficile de définir de manière absolue une « bonne » segmentation. En effet, le choix d'une technique de segmentation reste un problème posé.

L'analyse en multi-résolution consiste à étudier un phénomène à plusieurs résolutions. La texture est une notion très liée à la résolution. Tel que deux images de la même région ayant deux résolutions différentes possèdent un contenu textural différent. Donc la caractérisation de la texture comme une fonction d'échelle apporte une information supplémentaire.

Notre travail a pour objectif de segmenter des images médicales se basant sur l'analyse de la texture par filtrage de Gabor.

Nous avons structuré notre travail en trois chapitres comme suit :

Le premier chapitre, fait l'objet d'une description des différentes techniques d'analyse de la texture, et des principales méthodes de segmentation.

Le deuxième chapitre est consacré à l'étude des filtres de Gabor.

En fin, le troisième chapitre est dédié aux tests et résultats et leurs interprétations.

Chapitre I

Texture et segmentation

I.1 Préambule :

L'analyse est une étape très importante en traitement d'images. Les principales informations dans l'interprétation du message visuel pour un observateur humain sont les contours et/ou les textures. L'analyse de l'image consiste souvent à extraire un certain nombre de propriétés caractéristiques et à les exprimer sous forme paramétrique. L'étape d'extraction des paramètres précède souvent une étape de décision de manière à pouvoir répondre à des questions telles que: matériau normal ou défectueux? Tissu biologique sain ou pathologique? Types de défauts?.....Les paramètres calculés permettent donc de décrire, de caractériser, de segmenter et d'analyser les images en question. Selon le cas, l'analyse peut être globale ou locale, la notion de localité prenant toute son importance avec la complexité de l'image. Il est évident que le choix des paramètres dépend surtout de l'application considérée, par exemple de lier ces paramètres avec les propriétés physiques et biologiques réelles afin de les quantifier ou alors de trouver des similitudes avec des textures de référence afin de les identifier. L'interprétation des informations dans un environnement naturel n'est pas un problème simple. En effet, les textures naturelles sont très irrégulières et restent sans définition précise, malgré leur omniprésence dans les images (importante dans les images médicales, aériennes, de textiles,... ou moindre dans les scènes réelles), par conséquent, il n'existe toujours pas d'approches formelles pour la caractérisation et la modélisation des textures.

La segmentation est une étape primordiale dans toute opération d'analyse d'images et la vision par ordinateur. Elle est réalisée avant les étapes d'analyse et de prise de décision dans plusieurs processus de traitement d'image. Son but est l'extraction à partir d'une image numérique, des informations «utiles» qui pourront permettre de localiser et de délimiter les entités présentes dans l'image.

La segmentation est considérée comme un problème difficile, à cause de la diversité des images existantes de nos jours (photos numériques, images radar, images satellitaires, images médicales...etc.). Actuellement, il n'y a pas de méthode de segmentation efficace sur tout type d'images.

Dans ce chapitre, nous donnons les différentes définitions proposées dans la littérature pour cerner la notion de la texture, et nous citons les méthodes permettant sa caractérisation. Nous décrivons également les différentes techniques de segmentation.

I.2 Définition de la texture :

Donner une définition précise et universelle de la notion de texture est un problème qui n'a toujours pas été résolu le besoin de cerner cette notion est pourtant réel, puisqu'une meilleure compréhension de la notion de la texture permettrait d'aborder son analyse de façon plus méthodique et plus concentrée; elle réduirait, sans doute, la profusion des approches proposée actuellement dans la littérature.

D'une part, le terme texture admet des acceptions différentes selon le domaine dans lequel il est utilisé (géologie, pétrologie, textile, agro-alimentaire,...), et, d'autre part, au sein d'un même domaine, et, particulièrement en traitement d'images, il n'existe pas de véritable consensus en ce qui concerne la définition d'une texture. Dire *qu'une texture est une région d'une image présentant une organisation spatiale homogène des niveaux de luminance* est correct mais très peu précis.

Le manque crucial d'une définition exploitable de la notion de texture est, en partie, dû à la difficulté de comprendre et modéliser le système de perception visuelle humain; malgré les progrès effectués en physiologie du système nerveux et en sciences cognitives, nous ne connaissons toujours pas, exactement, la nature de l'information que l'être humain capte pour analyser et interpréter une image. Nous ne connaissons donc pas l'information qu'il faudrait fournir à un système de vision artificielle pour qu'il puisse analyser et comprendre une image, comme nous le faisons nous-mêmes.

C'est pourquoi, et malgré la présence importante des textures dans les images, les efforts de nombreux chercheurs, depuis plusieurs décennies, ont conduit principalement à des solutions adaptées à une application précise, ou, tout au moins, à une famille d'images.

En termes de définition de la notion de texture, on trouve d'abord celle donnée par le dictionnaire, qui précise simplement *qu'une texture est la reproduction spatiale d'un motif de base dans plusieurs directions*.

Puis, d'autres plus précises, telle que : *une texture est une structure spatiale constituée par l'organisation de primitives (ou motifs de base) ayant chacune un aspect aléatoire. Une texture est alors une structure hiérarchique à 2 niveaux* [1].

Ou bien encore, cette définition qui considère une texture comme un phénomène à 2 dimensions : [1]

- la première concerne *la description d'éléments de base ou primitives*, à partir desquels est formée la texture.
- la deuxième est relative à *la description des relations spatiales entre ces primitives*.

I. 3 Types de la texture :

I.3.1 Textures structurelles :

On les appelle ainsi car on peut les considérer comme étant la répartition spatiale de motifs élémentaires de base dans différentes directions de l'espace suivant une certaine règle de placement.

La figure suivante illustre ce type de textures. (Fig. I.1)

La première représente un mur de briques dont la texture est composée d'un ensemble d'éléments de base (les briques) disposés relativement régulièrement de manière horizontale. La deuxième texture est aussi composée de motif de base alvéolée agencée d'une manière particulière les uns à côté des autres [2].

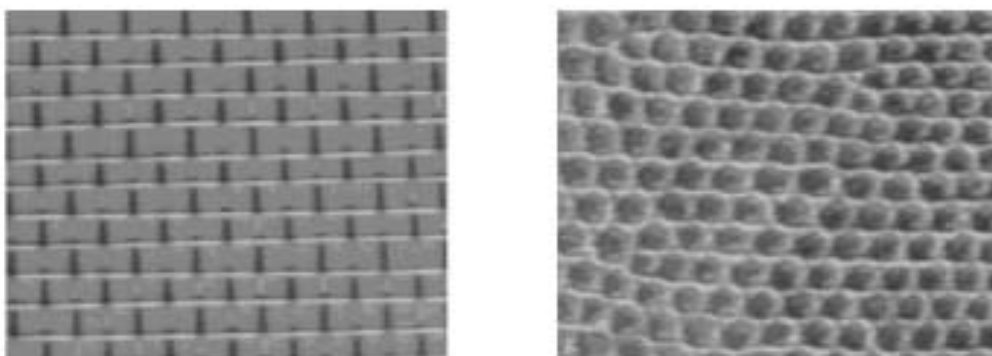


Fig. I.1 : Textures structurelles.

I.3.2 Textures aléatoires :

Ce type de textures a un aspect anarchique tout en restant globalement homogènes. On ne peut pas en extraire de motif de base se répétant spatialement. Cette catégorie a fourni d'autres travaux de recherche plutôt fondés sur des méthodes d'analyse statistique. Dans ces cas-là l'image texturée est considérée comme étant un processus aléatoire bidimensionnel.

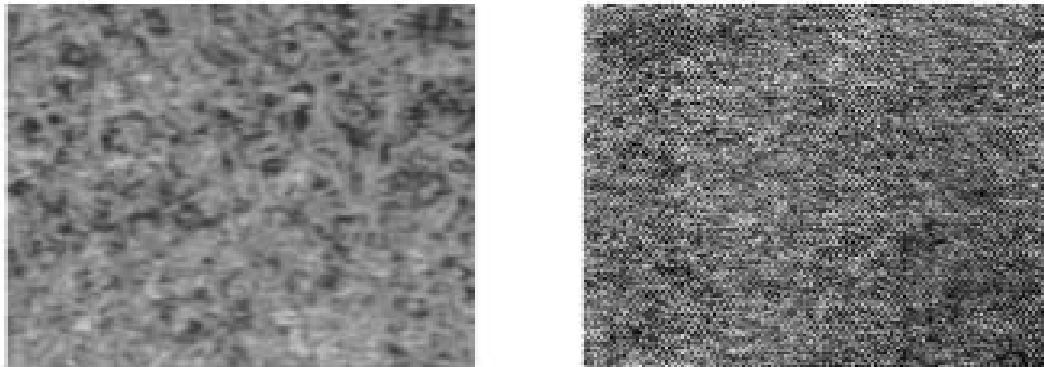


Fig. I.2 : Textures aléatoires.

I.3.3 Textures directionnelles :

Ces textures ne sont pas totalement aléatoires et ne présentent pas d'éléments structurants de base. Néanmoins, elles se caractérisent par certaines orientations. La figure (Fig. I.3) illustre cette texture, telle que la texture de gauche laisse apparaître des lignes obliques, tandis que celle de droite possède des lignes verticales.

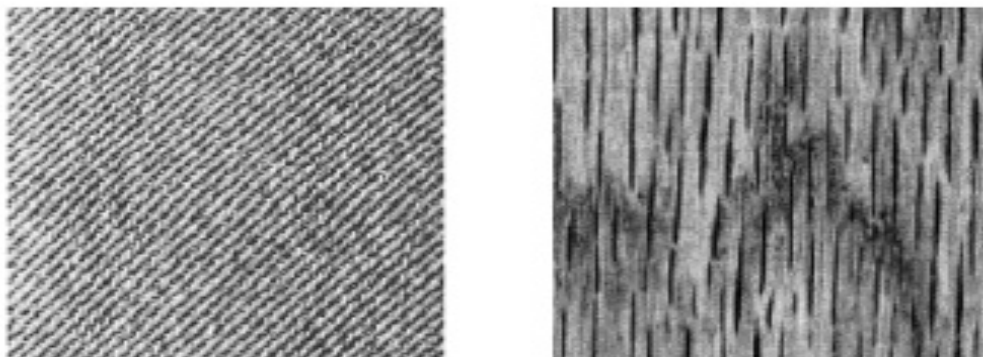


Fig. I.3 : textures directionnelles.

I.4 Les méthodes d'analyse de texture :

Le but de l'analyse de texture est de formaliser les descriptifs de la texture par des paramètres mathématiques qui serviraient à l'identifier. Dans ce sens, les critères visuels qui ont été retenues pour la texture sont: le contraste, la granularité, l'orientation, la forme, la finesse, la régularité et la rugosité. Une multitude de méthodes ont déjà été proposées dans la littérature et éprouvées en pratique.

I.4.1 Méthodes géométriques :

Ce type de méthodes tient compte de l'information structurelle et contextuelle de l'image. Ces méthodes sont particulièrement bien adaptées aux textures macroscopiques (structurelles). En effet, la description de la texture est faite par une extraction explicite de primitives (primitives : ensemble connexe de pixels qui partagent des propriétés similaires) et des règles de placement de ces primitives, par le biais d'attributs appelés attributs géométriques.

Cependant, comme ces attributs géométriques sont sensibles à la régularité des motifs texturés présents dans l'image, ils ne peuvent pas caractériser des textures irrégulières comme celles présentes dans la majorité des images naturelles. Par conséquent, ce type de méthodes n'est pas efficace, on s'intéresse plutôt à celles qui permettent la caractérisation de maximum de type de textures.

I.4.2 Méthodes statistiques :

Les méthodes statistiques se fondent la plupart du temps sur les niveaux de gris des pixels et sur la description statistique de leur arrangement. Elles consistent à extraire à l'aide des outils statistiques, des paramètres texturaux. Parmi ces méthodes nous pouvons citer :

I.4.2.1 Méthodes de premier ordre :

L'analyse de texture par les méthodes de premier ordre se fait au niveau de pixels individuels d'une région de l'image à traiter.

Les paramètres tels que la moyenne, la variance, l'entropie, etc.... sont calculés à partir de l'histogramme des intensités:

$$MOY = \frac{1}{N} \sum_{i,j} g(i,j) \quad (I.1)$$

$$VAR = \frac{1}{N} \sum_{i,j} (g(i,j) - MOY)^2 \quad (I.2)$$

$$SKEW = \frac{1}{N} \sum_{i,j} (g(i,j) - MOY)^3 \quad (I.3)$$

$$KURT = \frac{1}{N} \sum_{i,j} (g(i,j) - MOY)^4 \quad (I.4)$$

La première équation, donne la valeur moyenne des niveaux de gris appartenant à tous les pixels de la région considérée. Le $g(i, j)$ représente la valeur du niveau de gris du pixel (i, j) , N est un facteur de normalisation qui correspond au nombre total de pixels.

La deuxième équation, calcule la variance. Elle correspond au moment d'ordre 2. Elle mesure la répartition des niveaux de gris autour de la valeur moyenne.

La troisième équation, correspond au moment d'ordre 3 centré autour de la moyenne (le skewness). Ce paramètre mesure la déviation de la distribution des niveaux de gris par rapport à une distribution symétrique. Pour une déviation vers les valeurs élevées, le skewness est positif ; alors que pour une déviation vers les basses valeurs, il est négatif.

La dernière équation, correspond au moment d'ordre 4 centré autour de la moyenne (le kurtosis). Il caractérise la forme du sommet de l'histogramme : plus le kurtosis est faible, plus le sommet de l'histogramme est arrondi.

I.4.2.2 Méthodes du second ordre :

a- Les matrices de cooccurrences :

Du fait de leur richesse en information de texture, les matrices de cooccurrences sont devenues les plus connues et les plus utilisées pour extraire les caractéristiques de textures.

Elles estiment des propriétés des images relatives à des statistiques de second ordre.

Une matrice de cooccurrence mesure la probabilité d'apparition des paires de valeurs de pixels situés à une certaine distance dans l'image. Elle est basée sur le calcul de la probabilité, $P(i, j, \delta, \theta)$ qui représente le nombre de fois où un pixel de niveau de couleur i apparaît à une distance relative δ d'un pixel de niveau de couleur j et selon une orientation θ donnée.

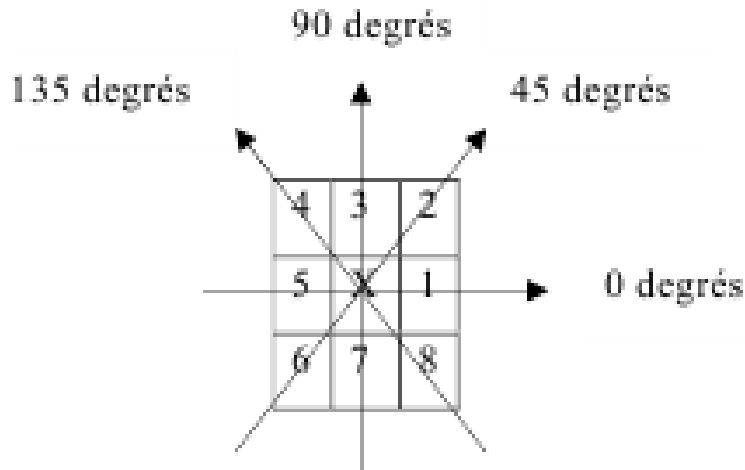


Fig. I.4 : Plus proches voisins du pixel 'x' selon 4 directions.

Les directions angulaires θ classiquement utilisées sont 0, 45, 90 et 135 degrés. Les relations de voisinage entre pixels, nécessaires au calcul des matrices, sont illustrées en (Fig. I.4) ; par exemple, les plus proches voisins de 'x' selon la direction $\theta = 135$ degrés sont les pixels 4 et 8.

Les caractéristiques extraites à partir de ces matrices contiennent des informations notamment sur l'homogénéité, les dépendances linéaires entre les niveaux de gris, le contraste et la complexité de cette image.

Les matrices obtenues selon ces quatre directions sont alors calculées comme dans (I.5), (I.6), (I.7) et (I.8) où (k, l) sont les coordonnées d'un pixel de niveau de couleur $i \in [0, n_{\max} - 1]$ et (m, n) celles du pixel de niveau de couleur

$j \in [0, n_{\max} - 1]$.

n_{\max} : nombre maximum des niveaux de gris.

$$P(i, j, \delta, 0) = \left| \left\{ ((k, l), (m, n)) \in (N \times M)^2 tq (k - m = 0, |l - n| = \delta, I_{k,l} = i, I_{m,n} = j) \right\} \right| \quad (\text{I.5})$$

$$P(i, j, \delta, 45) = \left| \left\{ \begin{array}{l} ((k, l), (m, n)) \in (N \times M)^2 tq \\ (k - m = \delta, l - n = -\delta) \vee (k - m = -\delta, l - n = \delta, I_{k,l} = i, I_{m,n} = j) \end{array} \right\} \right| \quad (\text{I.6})$$

$$P(i, j, \delta, 90) = \left| \left\{ ((k, l), (m, n)) \in (N \times M)^2 tq (k - m = \delta, |l - n| = 0, I_{k,l} = i, I_{m,n} = j) \right\} \right| \quad (\text{I.7})$$

$$P(i, j, \delta, 135) = \left| \left\{ \begin{array}{l} ((k, l), (m, n)) \in (N \times M)^2 tq \\ (k - m = \delta, l - n = \delta) \vee (k - m = -\delta, l - n = -\delta, I_{k,l} = i, I_{m,n} = j) \end{array} \right\} \right| \quad (\text{I.8})$$

La figure (Fig. I.5) montre un exemple de calcul des $P(i, j)$ à partir d'une petite image 4×4 composée de quatre niveaux de gris (0, 1, 2, 3). Cet exemple se limite au cas $\delta = 1$ et $\theta = 0$. L'élément $(2, 3)$ de la matrice $P(1, 0)$ est égal à 4, cela signifie qu'il existe 4 configurations dans l'image où un pixel de niveau de gris 2 est séparé horizontalement d'un autre pixel de niveau de gris 3 par une distance 1. Ces configurations sont représentées en trait gris sur l'image.

0	0	1	2
0	1	3	2
0	2	3	2
1	2	3	0

Image

$$\begin{matrix}
 & & & 3 \\
 & & & \left. \begin{matrix} 2 & 2 & 1 & 1 \\ 2 & 0 & 2 & 1 \\ 1 & 2 & 0 & \textcircled{4} \\ 1 & 1 & 4 & 0 \end{matrix} \right\} \\
 P(i,j,1,0^\circ) = & 2 & & \\
 \end{matrix}
 \qquad
 \begin{matrix}
 & & & \\
 & & & \left. \begin{matrix} 2 & 1 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 5 \\ 0 & 0 & 5 & 0 \end{matrix} \right\} \\
 P(i,j,1,45^\circ) = & & & \\
 \end{matrix}$$

$$\begin{matrix}
 & & & \\
 & & & \left. \begin{matrix} 4 & 2 & 0 & 1 \\ 2 & 0 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & 6 & 0 \\ 1 & 1 & 0 & 4 \end{matrix} \right\} \\
 P(i,j,1,90^\circ) = & & & \\
 \end{matrix}
 \qquad
 \begin{matrix}
 & & & \\
 & & & \left. \begin{matrix} 0 & 1 & 2 & 2 \\ 1 & 0 & 1 & 1 \\ 2 & 1 & 0 & 2 \\ 2 & 1 & 2 & 0 \end{matrix} \right\} \\
 P(i,j,1,135^\circ) = & & & \\
 \end{matrix}$$

Fig. I.5 : Exemple de matrices de cooccurrence construites à partir d'une image 4×4 composée de 4 niveaux de gris.

La plupart des images sont codées sur 256 niveaux de gris, par conséquent, la taille des matrices de cooccurrence est de 256×256 . On s'aperçoit ainsi que ces matrices comptabilisent une très grosse quantité d'informations difficile à exploiter directement. C'est pourquoi, un certain nombre d'auteurs comme Zucker [3] ont essayé d'extraire de l'information de ces matrices afin de mettre en évidence la structure des textures.

Mais c'est Haralick et al [4] qui ont proposé les premiers 14 paramètres, caractérisant les textures, issus de ces matrices. Voici 6 paramètres considérés comme étant les plus utilisés et les plus pertinents [5] :

- L'énergie :

$$ENE = \sum_i \sum_j (P_{ij}(\delta, \theta))^2 \quad (\text{I.9})$$

Ce paramètre mesure l'uniformité de la texture. Il atteint de fortes valeurs lorsque la distribution des niveaux de gris est constante ou de forme périodique. Dans ce dernier cas, les valeurs élevées d'énergie sont obtenues pour les matrices $P(\delta, \theta)$ lorsque (δ, θ) correspond à la période.

- Le contraste :

$$CST = \sum_i \sum_j ((i - j)^2 P_{ij}(\delta, \theta)) \quad (\text{I.10})$$

La valeur en est d'autant plus élevée que la texture présente un fort contraste. Ce paramètre est fortement non corrélé à l'énergie.

- L'entropie :

$$ENT = - \sum_i \sum_j (\log P_{ij}(\delta, \theta) P_{ij}(\delta, \theta)) \quad (\text{I.11})$$

Ce paramètre mesure le désordre dans l'image. Contrairement à l'énergie, l'entropie atteint de fortes valeurs lorsque la texture est complètement aléatoire (sans structure apparente). Elle est fortement corrélée (par l'inverse) à l'énergie.

- La variance :

$$VAR = \sum_i \sum_j ((i - \mu)^2 P_{ij}(\delta, \theta)) \quad (\text{I.12})$$

La variance mesure l'hétérogénéité de la texture. Elle augmente lorsque les niveaux de gris diffèrent de leur moyenne. La variance est indépendante du contraste.

- La corrélation :

$$COR = \sum_i \sum_j \left[\frac{(i-\mu)(j-\mu)P_{ij}(\delta, \theta)}{\sigma^2} \right] \quad (I.13)$$

Elle mesure la dépendance linéaire (relativement à (δ, θ)) des niveaux de gris de l'image. La corrélation n'est corrélée ni à l'énergie, ni à l'entropie.

- Le moment inverse :

$$IDM = \sum_i \sum_j \frac{P_{ij}(\delta, \theta)}{1+(i-j)^2} \quad (I.14)$$

Ce paramètre IDM (Inverse Difference Moment) mesure l'homogénéité de l'image. Ce paramètre est corrélé à une combinaison linéaire des variables ENE (énergie) et CST (contraste).

De nombreuses études ont été menées afin de caractériser, classifier, modéliser les textures à l'aide de ces paramètres. La méthode d'extraction de ces paramètres basée sur le calcul des matrices de cooccurrence figure parmi les plus efficaces pour caractériser la texture. Elles mettent effectivement en avant les relations qui existent entre les pixels de l'image en faisant intervenir l'aspect local (les niveaux de gris) et l'aspect spatial (δ, θ) .

b- Histogrammes des sommes et des différences :

Les histogrammes des sommes et des différences ont initialement été proposés par Unser pour décrire les textures présentes dans des images en niveaux de gris.

C'est une méthode simple à mettre en œuvre, dont les attributs sont calculés à partir des histogrammes des sommes et des différences des niveaux de gris entre paires de pixels.

- Si la texture est grossière, l'histogramme sera ramassé près de l'origine.
- Si la texture est fine, l'histogramme sera plus « étalé ».

Ces histogrammes possèdent une capacité de discrimination presque identique à celle des matrices de cooccurrences, avec l'avantage de calculs beaucoup moins exigeants en espace mémoire.

Les attributs extraits de ces histogrammes ressemblent beaucoup plus aux attributs extraits des matrices de cooccurrences concernant la capacité de discrimination.

L'avantage de ces attributs est le gain en espace mémoire et en temps de calcul.

I.4.2.3 Méthodes d'ordre supérieur :

a- Les matrices de longueur de plages (MLDP) :

La MLDP est un descripteur statistique d'ordre supérieur de l'image, qui a surtout été utilisé pour la reconnaissance des textures. Il étudie les interactions entre plusieurs pixels. Une plage est un ensemble de pixels connexes de même valeur, orienté selon une direction imposée. La MLDP regroupe, pour une région spécifiée de l'image, le nombre de plages ayant chaque longueur et valeur possibles. Elle regroupe donc le nombre de pixels successifs, sur une direction imposée, ayant le même niveau de gris [6], [7]. D'habitude on ne considère que les directions essentielles (verticale, horizontale et les deux diagonales principales), pour des raisons de simplicité d'implémentation. Pour la description statistique de la texture, les valeurs de la MDLP sont combinées dans des descripteurs généralistes, qui relèvent des attributs statistiques.

Si on note par N_p le nombre total de plages et par N_r le nombre de pixels dans la région d'analyse de l'image, les descripteurs des LDP sont RF_1 à RF_5 (proportion des petites plages (RF_1), proportion des longues plages (RF_2), hétérogénéité de couleurs (RF_3), hétérogénéité des plages (RF_4) et proportion des plages (RF_5)), définis initialement par Galloway [6], par:

$$N_p = \sum_{a=0}^{L-1} \sum_{b=1}^{n_\theta} M_\theta(a, b) \quad (I.15)$$

$$RF_1 = \frac{1}{N_p} \sum_{a=0}^{L-1} \sum_{b=1}^{n_\theta} \frac{M_\theta(a, b)}{b^2} \quad (I.16)$$

Si la texture comporte des petites plages de niveau de gris le paramètre RF_1 aura une grande valeur.

$$RF_2 = \frac{1}{N_p} \sum_{a=0}^{L-1} \sum_{b=1}^{n_\theta} b^2 M_\theta(a, b) \quad (I.17)$$

Le paramètre RF_2 met en évidence les longues plages.

$$RF_3 = \frac{1}{N_p} \sum_{a=0}^{L-1} \left(\sum_{b=1}^{n_\theta} M_\theta(a, b) \right)^2 \quad (I.18)$$

Le paramètre RF_3 mesure la non-uniformité des niveaux de gris. Quand les plages sont uniformément distribuées pour tous les niveaux de gris, ce paramètre a une valeur très faible.

$$RF_4 = \frac{1}{N_p} \sum_{b=1}^{n_\theta} (\sum_{a=0}^{L-1} M_\theta(a, b))^2 \quad (I.19)$$

Le paramètre RF_4 mesure la non-uniformité des longueurs de plages. Quand les plages sont uniformément distribuées pour toutes les longueurs de plages en niveaux de gris, ce paramètre est minimum.

$$RF_5 = \frac{N_p}{N_r} \quad (I.20)$$

Le paramètre RF_5 a une valeur faible pour les textures de structure homogène.

avec $M_\theta(a, b)$: nombre de plages de pixels de niveau de gris a , de longueur b .

θ : direction de la plage de niveau de gris. L correspond au nombre de niveaux de gris dans l'image et n_θ la longueur de la plage maximale.

Deux autres paramètres ont été introduits par la suite : LGRE et HGRE de mesure de la proportion des valeurs faibles et, respectivement importantes. Ces paramètres sont issus de ceux correspondants aux longueurs de plages, RF_1 et RF_2 .

$$LGRE = \frac{1}{N_p} \sum_{b=1}^{n_\theta} \sum_{a=0}^{L-1} \frac{M_\theta(a, b)}{a^2} \quad (I.21)$$

$$HGRE = \frac{1}{N_p} \sum_{b=1}^{n_\theta} \sum_{a=0}^{L-1} a^2 M_\theta(a, b) \quad (I.22)$$

D'ailleurs, le principe d'introduction des paramètres RF_1 , RF_2 , HGRE et LGRE est de pondérer le nombre de plages d'une certaine valeur et longueur, $M_\theta(a, b)$, par un poids qui dépend directement (ou par l'inverse) du carré de la mesure d'intérêt[8].

I.4.3 Méthodes fondées sur un filtrage :

Ces méthodes exploitent le fait que le système visuel humain réalise des analyses fréquentielles de l'image.

Bancs de filtre :

Les méthodes d'analyse par banc de filtre appliquent une série de filtres à l'image, chacun d'eux permet de mettre une texture de fréquence et d'orientation bien spécifique.

Il existe un grand nombre de filtres différents parmi eux : les filtres de Gabor, les filtres de Laws et les transformées en ondelette.

a. Les filtres de laws :

Leur principe consiste à convoluer le bloc image avec un ensemble de neuf filtres 2-D, chacun est caractérisé par une matrice de coefficients différents de taille 3x3, appelés masques. A partir de chacune des neuf images résultantes, diverses quantités statistiques peuvent être calculées. Laws a indiqué que les statistiques les plus utiles pour la discrimination de textures étaient les sommes des carrés ou des valeurs absolues de l'image après convolution par ces masques. Il a conclu que cette méthode donnait des résultats sensiblement meilleurs que les matrices de cooccurrence. Ces techniques ont été largement appliquées puis généralisées dans un cadre formel par Unser. [9]

b. Transformée en ondelettes :

L'analyse par ondelettes a été introduite en 1984 par Grossmann et Morlet pour la reconstruction de signaux sismiques appliquée à l'exploitation pétrolière. Il s'agissait de donner une représentation des signaux permettant de faire apparaître simultanément des informations temporelles (localisation dans le temps, durée) et fréquentielles, facilitant l'identification des caractéristiques physiques de la source du signal. Cet outil puissant a ensuite été repris et développé, tant du point de vue pratique que du point de vue théorique Mallat, 1989; Murenzi, 1990; Cohen, Daubechies et al. 1992; Daubechies, 1992; Meyer, 1992 pour aboutir à la théorie de l'analyse par ondelettes telle qu'elle existe aujourd'hui.

Les ondelettes sont une famille de fonctions, déduites d'une même fonction appelée ondelette mère par des opérations de translation, et de dilatation (la rotation, introduite pour les dimensions supérieures à 1, permet à l'aide de l'ondelette complexe de Morlet, une sélectivité directionnelle Antoine, Vandergheynst et al. 1996. La décomposition en ondelettes est similaire à la décomposition de Gabor: un signal s'écrit sous la forme d'une superposition d'ondelettes décalées et dilatées. Les poids de ces ondelettes dans la décomposition, appelés les coefficients d'ondelettes, forment la transformée en ondelettes, qui est donc une fonction de deux variables: le temps et l'échelle [10].

c. Les filtres de Gabor :

Un filtre de Gabor est un filtre linéaire. Il est défini par le produit entre un filtre Gaussien et une sinusoïdale orientée. C'est donc une fonction sinusoïdale à laquelle on a rajouté une enveloppe gaussienne. La fonction sinusoïdale est caractérisée par sa fréquence et par son orientation. Ainsi appliqué sur une image, les filtres de Gabor sont considérés comme des filtres précurseurs dans le domaine des méthodes de filtrage spatio-fréquentiel. Ils présentent d'excellentes propriétés de localisation fréquentielles et spatiales [11].

Une étude détaillée sur les filtres de Gabor fera l'objet du prochain chapitre.

I.4.4 Méthodes basées sur le modèle :

Ces méthodes considèrent la texture comme la réalisation d'un processus stochastique stationnaire. Elles se fondent sur la recherche d'un modèle pour décrire ou générer une texture [12]. Plusieurs modèles peuvent être utilisés. Les plus connus sont le modèle autorégressif, le modèle Markovien et le modèle fractal.

I.4.4.1 Le modèle autorégressif : [13]

Le modèle autorégressif (AR) considère une interaction entre l'intensité de chaque pixel de l'image et la somme pondérée des intensités de ses voisins. En prenant l'image I comme un champ aléatoire, le modèle AR se définit par :

$$I(x) = \mu + \sum_{r \in D} \theta(r)I(x+r) + e(x) \quad (\text{I.23})$$

Où x est un point de l'image, D définit un voisinage (exemple : $(1, 0)$, $(-1, 1)$), $e(x)$ est une variable Gaussienne de moyenne nulle, μ est le biais (inutilisé pour la segmentation) et les $\theta(r)$, $r \in D$ sont les paramètres du modèle.

Les différentes textures sont caractérisées par les différentes dépendances de voisinage, elles mêmes représentées par les différents paramètres du modèle. Ces paramètres se retrouvent le plus souvent en utilisant les moindres carrés.

I.4.4.2 Le modèle Markovien : [13]

Les modèles de Markov sont souvent utilisés pour la segmentation d'image texturée. Dans ce cas, les attributs de texture disponibles sont modélisés par les champs de Markov qui vont représenter chaque classe de texture. Les meilleurs appariements entre les modèles de Markov et les classes de texture sont obtenus par l'algorithme des k-moyennes pour réaliser la segmentation.

I.4.4.3 le modèle fractale :

La caractérisation d'une surface fractale s'effectue par sa dimension fractionnaire qui est supérieure à la dimension topologique. La dimension fractale se réfère ainsi à un attribut de texture [14]. Pour une image, elle serait comprise entre 2 et 3 et elle correspond à la notion intuitive de la rugosité, où une dimension proche de 2 indique un paysage à variation de luminosité assez lisse et une dimension proche de 3, des variations très abruptes. Plusieurs méthodes de calcul de la dimension fractale ont été proposées [15].

L'utilisation de la seule dimension fractale de l'image comme attribut de texture peut s'avérer insuffisante dans certains cas, on lui associe alors un autre attribut

appelé lacunarité qui est faible quand la texture est fine et forte pour une texture grossière[16] L'approche multi fractale qui permet une analyse plus fine de l'image est également utilisée pour l'analyse de la texture [17].

I.4.5 Méthodes mixtes :

Beaucoup de lien entre les différentes méthodes ont été mis en évidence par les chercheurs ,citons par exemple les liens théoriques entre les matrices de cooccurrences ,la morphologie mathématique et les modèles ,établis par Picard et Al, la combinaison d'un modèle markovien et d'un processus booleen, pour modéliser la micro-texture et simuler la macro-texture selon un processus hiérarchique proposé par Preteux et Descombes[18].

Notons aussi les transformations orthogonales de Fourier, de Haar, de Hadamart, de Slant, et de Kerhunen-love, et la théorie fractale, qui sont des méthodes employées pour le calcul des attributs texturaux [18].

I.5 Définition de la segmentation :

La segmentation selon le dictionnaire est la division d'une unité anatomique en plusieurs éléments. En imagerie, la segmentation consiste à diviser (« partitionner ») l'image en zones homogènes selon un critère choisi (niveaux de gris, texture, etc.), afin d'extraire l'information utile. (Fig. I.7)

Il est difficile de définir d'une manière absolue, une « bonne » segmentation. La segmentation, souvent, n'est pas une fin en soi, sa qualité influe directement sur les résultats obtenus par les traitements situés en aval de l'étape de segmentation. L'application visée influe énormément sur la méthode de segmentation adoptée ou retenue.

Mathématiquement, nous pouvons la modéliser de la façon suivante :

Soit une image I, la segmentation consiste à créer une partition de l'image I en sous ensembles R_i connexes ou régions tel que :

$$\left\{ \begin{array}{l} \forall i R_i \neq \emptyset \\ \forall i, j; i \neq j R_i \cap R_j = \emptyset \\ I = \cup R_i \end{array} \right.$$

En d'autres termes, les conditions suivantes doivent être vérifiées :

- Chaque pixel doit appartenir à une classe.
- Les régions doivent être homogènes.
- Les régions doivent être deux à deux disjointes.

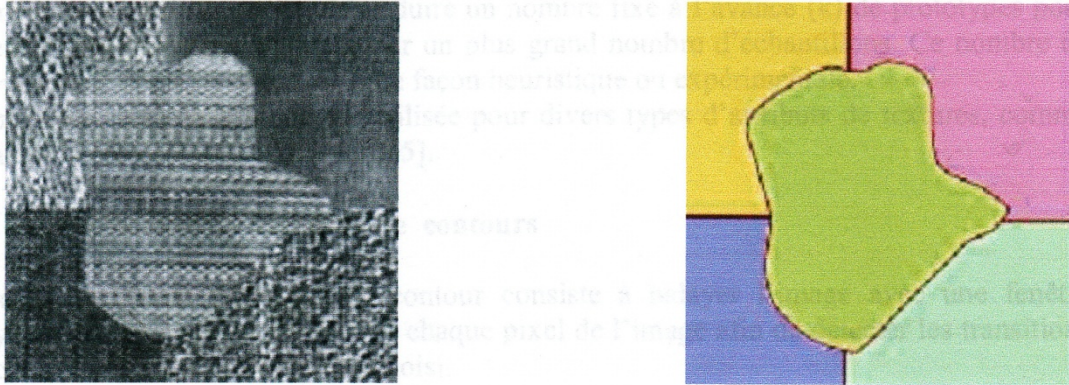


Fig. I.7 : la segmentation sépare les régions de textures différentes.

I.6 Les méthodes de segmentation :

Une fois les caractéristiques de textures déterminées, il reste à réaliser la segmentation de l'image en zones homogènes au sens de ces attributs. Nous allons décrire brièvement les techniques usuellement utilisées à cet effet : segmentation par approche régions, segmentation par approche contour, segmentation par classification de pixels.

I.6.1 Segmentation par approche régions :

Les approches régions recherchent la similarité, elles considèrent une région comme un ensemble de pixels connexes dont les attributs de textures sont proches les uns des autres, cependant la localisation des frontières reste généralement peu précise.

Les techniques de traitement d'images pour la segmentation par région se décomposent globalement suivant trois approches [19].

a- Méthode par séparation (Quad-Tree) :

Elle consiste à tester un critère d'homogénéité sur une zone large de l'image. Si le critère est respecté, la segmentation est terminée. Sinon, on décompose la zone en

quatre zones plus petites et on réapplique la méthode sur chaque petite zone, jusqu'à ce que le critère soit validé. Cela correspond à réaliser un arbre des zones segmentées.

b-Méthode par fusion :

Inversement à la méthode précédente, elle consiste à explorer l'image par petites zones et à les faire croître, jusqu'à ce que le critère soit validé.

c-Méthode par séparation /fusion :

Elle combine les deux méthodes précédentes. On applique d'abord la division par Quad-Tree, puis on parcourt l'arbre dans le sens inverse en fusionnant les régions satisfaisantes le critère d'homogénéité.

Les techniques de segmentation par région peuvent être combinées avec une quantification des données par prototypes. Le prototypage des zones est réalisé par exemple, à l'aide de techniques de quantification vectorielles comme l'algorithme des K-moyennes.

Cette méthode itérative consiste à produire un nombre fixé à l'avance (k) de prototypes (classes) pour représenter une distribution donnée sur un plus grand nombre d'échantillons. Ce nombre de prototypes k est donné normalement de façon heuristique ou expérimentale.

Cette méthode de segmentation est utilisée pour divers types d'attributs de textures [19].

I.6.2 Segmentation par approche frontière :

Les méthodes appartenant à cette approche, sont parmi les méthodes les plus classiques en segmentation d'images. Ces méthodes supposent généralement un modèle a priori des discontinuités recherchées et opèrent de manière très localisée. L'approche frontière peut aussi être classée en plusieurs catégories [20], à savoir : les méthodes dérivatives, surfaciques, morphologiques, markoviennes et variationnelles. Les trois premières classes sont adaptées aux images qui présentent des régions uniformes au sens des niveaux de gris alors que les méthodes markoviennes peuvent être utilisées pour la détection de frontières dans des images texturées ; elles fournissent des frontières de régions discontinues nécessitant ainsi une tape de post-traitement afin d'assurer la

fermeture des contours. En revanche, les techniques variationnelles produisent des contours fermés. Elles prennent en compte l'information globale sur le contour, généralement issue d'un modèle a priori de contour.

I.6.3 Segmentation par classification de pixels :

La segmentation d'image par classification consiste à partitionner l'image en un ensemble de classes, telle que chaque classe regroupe des pixels ayant des vecteurs d'attributs de texture aussi similaire que possible ; et que les classes soient éloignées (en terme d'attributs) que possible les unes des autres. Cette méthode forme un nuage de points dans l'espace des attributs. La classification consiste à retrouver ces nuages de points qui correspondent aux classes de pixels présentes dans l'image. La dimension de cette espace de représentation est égale au nombre d'attributs de texture. Parmi ces méthodes, la méthode de K plus proches voisins, la méthode des K-means qui est la plus utilisée.

a-Méthode de K plus proches voisins :

Cette méthode se base sur le principe de comparaison, c'est-à-dire on compare le vecteur d'attributs de chaque pixel à ceux des K plus proches voisins en termes d'attributs puis on lui affecte l'étiquette des voisinages qui dominant.

b-Méthode de K-means :

L'algorithme des centres mobiles considère un centre de gravité pour chaque classe ; il consiste à partitionner l'ensemble de pixels de l'image en un nombre de classes prédéterminées par l'utilisateur.

Pour chaque classe, un pixel est sélectionné de façon aléatoire parmi l'ensemble de pixels de l'image, afin de constituer son centre de gravité initiale. Chaque pixel de l'image est ensuite affecté à la classe dont le centre de gravité est le plus proche. Ainsi, on obtient une première partition de l'ensemble de pixels. Une fois que tous les pixels de l'image ont été affectés à leurs classes respectives, le centre de gravité de chaque classe réactualisé et le processus est réitéré jusqu'à ce que les centres de gravité ne changent pas.

La méthode de K-means converge vers un minimum local de la somme des distances euclidiennes entre les points de chaque classe et son centre de gravité. Ce minimum ne correspond pas nécessairement au minimum global recherché et dépend de la position initiale des centres de gravité.

Malgré cet inconvénient, la méthode de K-means a été abondamment utilisée pour la segmentation d'images texturées.

I.7 Discussion :

Dans ce chapitre nous avons cité les différentes méthodes d'analyse de la texture, la segmentation et ces différentes approches.

Le domaine de l'étude de la texture est encore loin d'être bien exploré. Malgré qu'elle trouve un vaste champ d'applications en classification et segmentation d'images pour notamment, des problématiques de contrôle de qualité industrielle, d'analyse d'images de documents, reconnaissance de visages ou traitement d'images médicales... . En effet toutes les définitions et les méthodes de synthèse de la texture considèrent celle-ci comme un vecteur de paramètres statistiques.

Le choix d'une méthode par l'analyse de la texture dépend étroitement de l'application visée et du type d'images traitées.

Chapitre II

Les filtres de Gabor

II.1 Préambule :

Les premières idées de Fourier sur l'analyse qui porte son nom remontent à 1807, date de publication de son mémoire sur les décompositions en série, et ont été abouties dans son livre "Théorie analytique de la chaleur" (1822). Dans ce livre, Joseph Fourier montre en particulier comment son formalisme permet de résoudre le problème du calcul de l'évolution temporelle de la température en tout point d'une barre (conductrice de chaleur) chauffée au préalable en un bout et laissée ensuite en évolution libre. Depuis, l'analyse de Fourier a été appliquée à bien d'autres problèmes physiques.

La représentation des images se fait dans le domaine spatial ou fréquentiel. Dans le domaine fréquentiel, l'image n'est plus représentée par la valeur de ses pixels en fonction de leur position dans l'espace, mais par l'amplitude et la phase de sinusoïde en fonction de leur fréquence. Le passage du domaine spatial au domaine fréquentiel et vice versa, se fait par la transformée de Fourier.

Nous présentons dans ce chapitre la transformée de Fourier, l'analyse en ondelettes, et les filtres de Gabor.

II.2 Généralités sur le filtrage d'images:

L'implication directe de l'analyse du spectre est la définition de filtres avec des supports définis dans le domaine fréquentiel. On peut ainsi se concentrer sur les fréquences que l'on souhaite conserver par l'opération de filtrage pour effectuer des tâches de traitement d'images.

Le filtrage peut se caractériser par une boîte noire. Cette boîte possède une entrée e et une sortie s dans le domaine spatial. Dans le domaine fréquentiel, le filtrage correspond au produit simple du spectre d'entrée $E[u, v]$ à la fonction fréquentielle du filtre $H[u, v]$. Ce produit simple dans le domaine

fréquentiel correspond à un produit de convolution (*) dans le domaine spatial pour vérifier le théorème de PLANCHEREL [2].

Soit un signal discret 2D (une image), le filtrage dans le domaine fréquentiel est exprimé de la façon suivante :

$$S[u, v] = H[u, v] \cdot E[u, v] \quad (\text{II.8})$$

Ce qui est équivalent à la relation suivante dans le domaine spatial :

$$s[m, n] = h[m, n] * e[m, n] \quad (\text{II.9})$$

Dont la fonction $h[m, n]$ est appelée la réponse impulsionnelle du filtre 2D (ou masque).

II.3 Quelques filtres fréquentiels :

- **Filtre passe-bas** : l'application d'un filtre passe-bas sur une image permet de lisser (lissage) les bruits et de conserver les formes grossières de celle-ci. Cela revient également à multiplier son spectre par une fenêtre qui ne laisse passer que les basses fréquences. La figure (Fig.II.1) illustre ce principe en montrant les différences entre l'image originale et l'image filtrée.

Les contours des objets ou des formes représentant des ruptures d'intensités dans le domaine spatial sont portés entre autre par les hautes fréquences de l'espace fréquentiel. En appliquant un filtrage passe-bas, on atténue donc ces détails et l'image filtrée devient plus floue comme le montre l'image résultante en (a) après la TFDI2D.

- **Filtre passe-haut** : l'opération duale s'appelle le filtrage passe-haut. Il permet de faire ressortir les détails de l'image à filtrée (accentuation) comme des contours ou des textures, la même figure (Fig. II.1) illustre ce type de filtrage en suivant les étapes de la colonne (b). on remarque bien que l'image filtrée est dépourvue de ses régions homogènes.

- **Filtre passe-bande** : enfin, il existe le filtrage passe-bande, une solution intermédiaire qui permet de conserver l'information sélectionnée dans le spectre d'une image sur une bande de fréquence choisie. C'est le cas du filtrage en utilisant les filtres de Gabor présentés dans les paragraphes suivants.

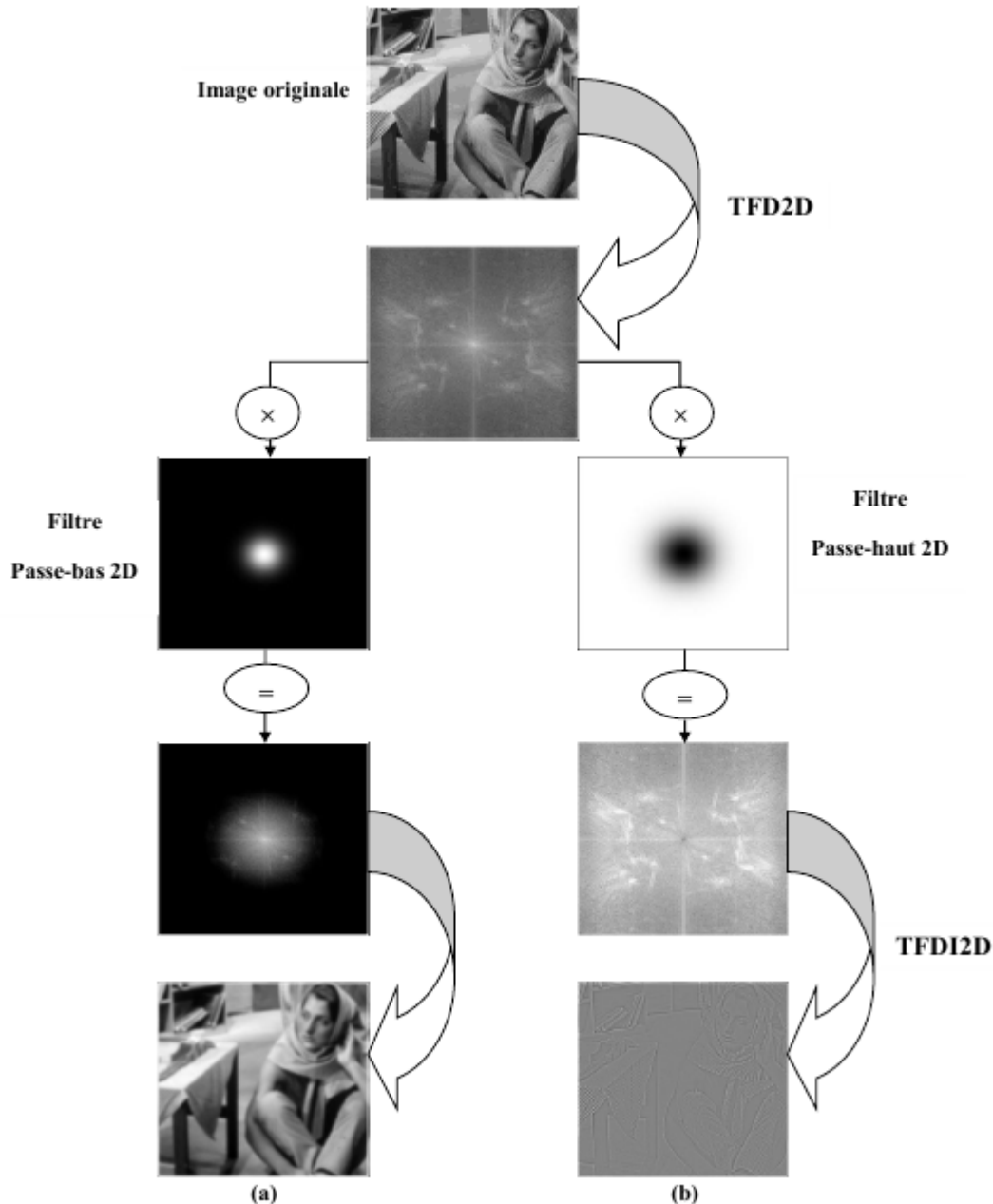


Fig. II.1 : Les étapes de filtrage fréquentiel.

(a) : Le filtrage passe-bas. (b) : Le filtrage passe-haut.

II.4 La transformée de Fourier :

L'analyse spectrale et la décomposition d'un signal ont toujours trouvé leur place dans l'analyse des données dans le domaine du traitement de signal. L'idée de base de la décomposition est de représenter le signal (ou la fonction) par ses différentes composantes spectrales afin qu'il soit possible d'analyser et de reconstituer le signal initial à partir de ces composantes.

L'analyse spectrale a depuis longtemps utilise les fonctions « sinus », « cosinus » et « l'exponentiel imaginaire » comme fonctions analysantes. La transformation intermédiaire, entre le domaine temporel et fréquentiel, est celle de Fourier. Elle permet la décomposition en une série ou une intégrale de Fourier.

La transformée de Fourier est un outil qui sert à mesurer la fréquence d'un signal. Son principe repose sur le fait que toute fonction périodique peut être représentée comme la somme d'une série de sinus et de cosinus pour laquelle on fait varier d'une part les amplitudes en les multipliant par des coefficients, et d'autre part les phases en les décalant de manière à ce qu'elles s'additionnent ou se compensent.

Elle s'écrit :

$$\hat{f}(w) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(x) \exp(-iwx) dx \quad (\text{II.1})$$

$f(x)$: Signal à traiter.

W : pulsation (rd/s).

Cependant, l'analyse de Fourier, a montré ces limitations : son calcul nécessite la connaissance de toute l'histoire temporelle du signal. De plus, dans une transformée de Fourier, l'information sur le temps est présente (la transformée inverse est donc possible), mais elle est cachée dans les phases : elle est en pratique impossible à extraire. On en est donc réduit à étudier un signal soit en fonction du temps, soit en fonction des fréquences qu'il contient, sans possibilité de conjuguer les deux analyses.

La définition de la TF inverse est donnée par la formule suivante :

$$f(t) = \int_{-\infty}^{+\infty} F(w) e^{iwt} dw \quad (\text{II.2})$$

On peut utiliser la transformée de Fourier pour extraire des informations fréquentielles d'une image, toutefois le principal problème de la transformée de Fourier est son manque de résolution temporelle. Cela signifie simplement que si on est effectivement capable de détecter toutes les fréquences qui apparaissent dans un signal, on est en revanche incapable de déterminer à quel moment elles se produisent dans le signal. Il existe une transformée de Fourier plus « locale » donnant des informations mieux localisées, il s'agit de la transformée de Fourier à fenêtre glissante (TFFG).

II.5 La transformée de Fourier à fenêtre glissante :

Pour répondre au problème de localisation de la transformée de Fourier, D. Gabor a introduit vers les années 40 l'approche de la transformée de Fourier à fenêtre

glissante (TFFG), il s'agit de « découper » le signal en petits « morceaux » et de calculer ensuite leurs transformée de Fourier. Cette méthode, pouvant être adaptée aux signaux non-stationnaires, est très proche de l'analyse spectrale : on définit une fenêtre qui sera utilisée comme masque sur le signal, et dans laquelle on considère que le signal est localement stationnaire, puis on décale cette fenêtre le long du signal afin de l'analyser entièrement. La fenêtre est représentée par une fonction Gaussienne $G(t)$:

$$G_{a,b}(t) = e^{-iat} G(t - b) \quad a, b \in \mathbb{R} \quad (\text{II.3})$$

a représente le facteur d'échelle, et b le facteur de translation.

On constate que le terme $G(t-b)$ de l'équation (II.3) est indépendant de a , ce qui signifie que l'enveloppe de la fenêtre glissante est constante : nous aurons donc une résolution fixe sur toute la durée du signal.

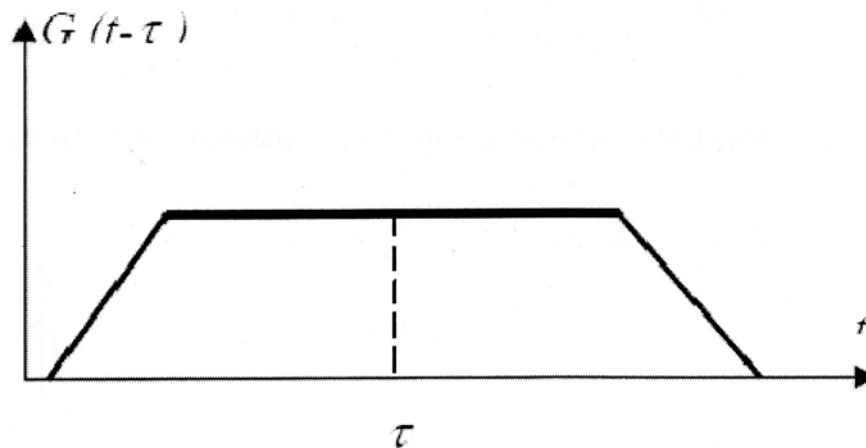


Fig. II.2 : fenêtre de Gabor décalé d'un temps τ .

Ainsi, l'étude d'un signal avec la transformée de Gabor permet d'obtenir à la fois une information sur le temps et sur la fréquence mais la résolution d'analyse est fixe par le choix de la taille de l'enveloppe : si la fenêtre est trop petite, les basses fréquences n'y seront pas contenues, et si la fenêtre est trop grande, l'information sur les hautes fréquences est noyée dans l'information concernant la totalité de l'intervalle contenu dans la fenêtre [21].

II.6 La transformée en ondelettes :

Très tôt dans l'histoire du traitement de signal, il est apparu que la décomposition de Fourier n'était pas toujours satisfaisante dans le cas de signaux non stationnaires notamment. La première transformation en ondelettes (le nom n'est pas encore utilisé) est proposée par Haar 1910. La transformée en ondelettes remplace la sinusoïde de la transformée de Fourier par une famille de translations et dilatations d'une même fonction, l'ondelette. Les paramètres de

translation et de dilatation permettent de localiser l'information dans d'un signal en la représentant à différents niveaux de détails allant d'une approximation grossière et globale à des représentations plus précises et plus localisées.

La décomposition en ondelettes, ou l'analyse temps-échelle, a été développée comme une approche alternative à la TFFG pour surmonter le problème de résolution et la non stationnarité des signaux [22]. L'analyse par ondelettes est faite d'une manière semblable à l'analyse de la TFFG, en un sens que le signal est multiplié par une fonction, ondelette (wavelet), semblable à la fonction fenêtre dans la TFFG, et la transformation est calculée séparément pour différents segments du signal dans le domaine temporel.

II.6.1 Définition d'une ondelette :

Soit Ψ une fonction non nulle de $L^2(\mathbb{R}^n)$, Ψ est admissible si elle vérifie la condition générale :

$$\widehat{\Psi}(0) = \int_{-\infty}^{+\infty} \Psi(x) d^n x = 0 \quad (\text{II.4})$$

$\widehat{\Psi}$ étant la transformée de Fourier de Ψ , et n la dimension de l'espace, les dimensions les plus courantes étant la dimension 1 pour les signaux sonores et de télécommunication, et la dimension 2 pour l'imagerie. Cette condition assez large impose que l'ondelette présente des oscillations (et ressemble donc à une onde), et que son énergie soit nécessairement concentrée vers les hautes fréquences. Si la fonction Ψ est admissible, elle est appelée ondelette analysante ou ondelette mère. A partir d'une ondelette mère, une famille d'ondelettes $\Psi_{a,b}$ est créée par opérations de dilatation (ou contraction) et de translation telles que :

$$\Psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \Psi \left[\frac{(t-b)}{a} \right] \quad (\text{II.5})$$

Où a est le facteur d'échelle et b le paramètre de translation. Le facteur d'échelle est lié à la fréquence : pour $a > 1$, l'ondelette est plus étalée et correspond à une fréquence plus faible, alors que pour $a < 1$, l'ondelette est plus étroite et correspond à une fréquence plus élevée (Fig. II.3). Le facteur de normalisation $1/\sqrt{a}$ assure que l'énergie reste la même pour tout a, b :

$$\int_{-\infty}^{+\infty} |\Psi_{a,b}(t)|^2 dt = \int_{-\infty}^{+\infty} |\Psi(t)|^2 dt \quad (\text{II.6})$$

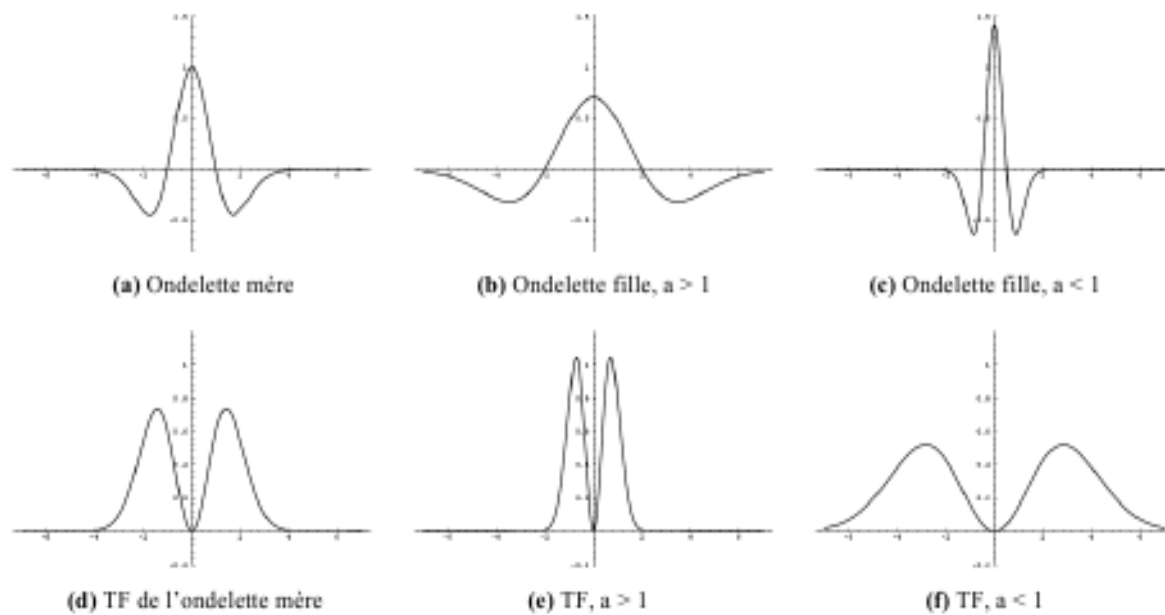


Fig. II.3 : Influence du facteur d'échelle sur la représentation temporelle et fréquentielle des ondelettes.

Dans le cas unidimensionnel, la transformée en ondelette (TO) de la fonction $f(t)$ est alors définie comme le produit scalaire entre l'ondelette $\Psi_{a,b}$ et la fonction $f(t)$ tel que :

$$w f(a,b) = \langle f, \Psi_{a,b} \rangle = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \Psi \left[\frac{(t-b)}{a} \right] dt \quad (\text{II.7})$$

La transformée en ondelette continue est obtenue en balayant le facteur d'échelle a de manière continue sur \mathbb{R}^{+*} et le pas de translation b sur \mathbb{R} . Cette transformation est très redondante, et nécessite beaucoup de calculs. Il est donc généralement désirable, suivant l'application, d'optimiser la discrétisation de la variation des paramètres a , et b afin de limiter, voir annuler la redondance et accélérer le calcul [10].

II.7 Filtres de Gabor :

A partir de la transformée de Fourier du signal (TF), on peut obtenir une mesure des irrégularités du signal, correspondant en fait aux hautes fréquences. En revanche, on n'a aucune information sur la localisation spatiale de ces irrégularités. Pour remédier à ce problème, en 1946 « Dennis Gabor » a défini une nouvelle décomposition en introduisant une fenetre spatiale $g(x)$ dans la formule de la transformée de Fourier :

$$Gf(w, u) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(x) g(x - u) \exp(-iwx) dx \quad (\text{II.8})$$

u : translation de la fenetre.

$g(x-u)$: fonction introduisant la notion de fenetre de Gabor (dans le domaine de définition du signal à analyser).

Les filtres de Gabor ont été largement utilisés à la fois comme fonctions de décomposition en ondelettes et comme outils d'analyse texturale [2].

Un filtre de Gabor est un filtre lineaire. Il est définit par le produit entre une gaussienne et une sinusöidale orientée (Fig.II.4).

C'est un filtre passe bande avec une enveloppe gaussienne. La fonction sinusöidale est caractérisée par sa fréquence et par son orientation. Un filtre de Gabor est considéré comme un filtre précurseur dans le domaine des méthodes de filtrage spatio-fréquentiel.

En 2 dimension, la fonction de Gabor s'ecrit de la manière suivante :

$$G(x, y, \theta, f) = e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{x_{\theta}^2}{\sigma_x^2} + \frac{y_{\theta}^2}{\sigma_y^2}\right)} \cos(2\pi f x_{\theta}) \quad (\text{II.9})$$

Avec : $x_{\theta} = x \cos \theta + y \sin \theta$

Et $y_{\theta} = y \cos \theta - x \sin \theta$

Où θ est l'orientation de la sinusöide, f sa fréquence et σ_x (respectivement σ_y) l'écart-type de la gaussienne selon l'axe des abscisses (resp. des ordonnées).

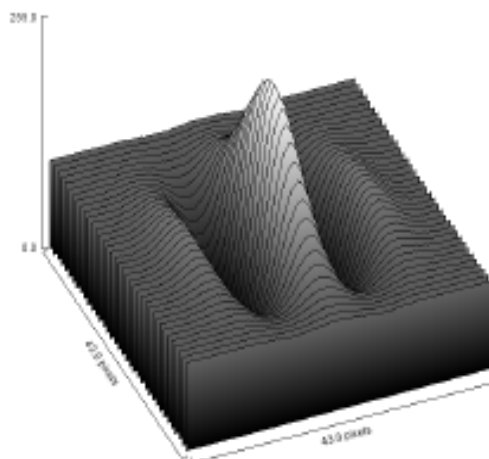


Fig. II.4 : représentation tridimensionnelle de la fonction de Gabor normalisée entre les valeurs 0 et 255.

En appliquant cette fonction à un masque de convolution, on définit un filtre de convolution que nous appelons filtre de Gabor (Fig.II.5).

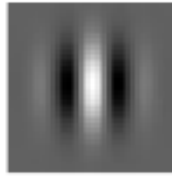


Fig. II.5 : masque du filtre de Gabor de rayon 21 pixels pour $\theta=0$, $f=\sqrt{2}/10$ et $\sigma_x=\sigma_y=7$.

L'application d'un filtre de Gabor g de masque M de rayon r à une image I de largeur m et de hauteur n , se résume donc à la formule suivante :

$$g(I) = J = M * I \quad (\text{II.10})$$

où J est une matrice de dimension m, n et pour $i, j \in \mathbb{N}$, $r \leq i < m-r$ et $r \leq j < n-r$:

$$J_{i,j} = \sum_{k=-r}^r \sum_{l=-r}^r M_{k,l} \times I_{(i-k),(j-l)} = \sum_{k=-r}^r \sum_{l=-r}^r G_{(k,l,\theta,f)} \times I_{(i-k),(j-l)} \quad (\text{II.11})$$

Comme nous allons le voir, les filtres de Gabor permettent d'isoler les contours d'une image d'orientation perpendiculaire à θ et répondant à une certaine épaisseur, qui dépend de f . Ceci justifie le fait que pour détecter l'ensemble des contours d'une image, on lui applique généralement un ensemble de filtres de Gabor que nous appelons banc.

II.7.1 L'influence des différents paramètres :

Le tableau suivant (Tableau. II.1) consigne divers exemples d'utilisation des filtres de Gabor sur une même image, afin d'explicitier l'influence des différents paramètres.

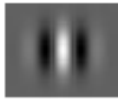
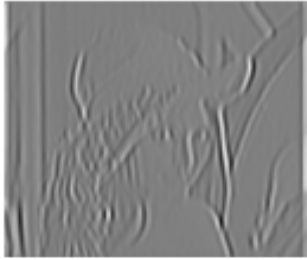




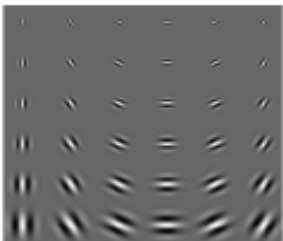

		<p>Orientation : L'application d'un seul filtre fait ressortir les contours orientés perpendiculairement par rapport à son orientation.</p>
		<p>Orientations multiples : L'application d'un banc à plusieurs orientations permet de détecter des contours plus nombreux.</p>
		<p>Écart-types : Si l'on fait varier σ_x de manière à ce qu'il soit inférieur à σ_y, les filtres deviennent moins sensibles aux contours et le banc se comporte (dans un état limite) comme un simple flou gaussien. Si l'on applique la variation inverse, le résultat, légèrement plus net, ne présentera pas de grandes différences avec un filtrage symétrique.</p>
		<p>Fréquence : Si on utilise plusieurs fréquences, le tracé devient beaucoup plus net, le filtre est sensible à de plus nombreux contours en termes d'épaisseur.</p>

Tableau. II.1 : Influence des paramètres du filtre de Gabor.

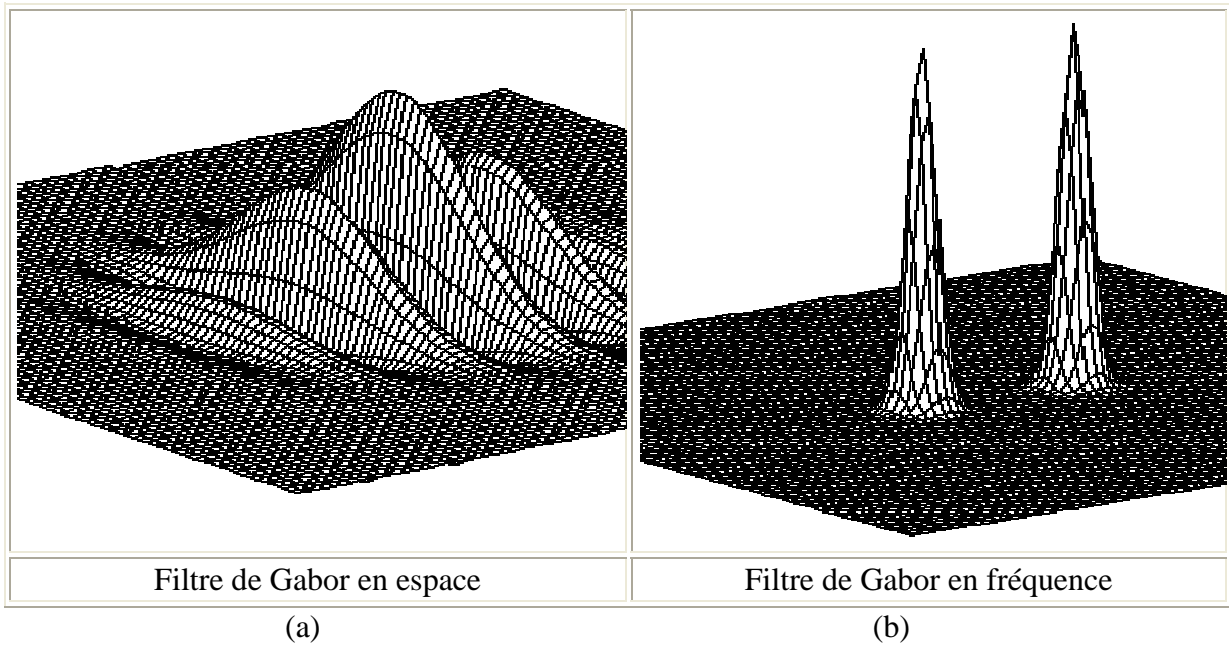
II.7.2 Résolution et taille du filtre

Pour le filtre de base, mis à part l'orientation, on a 4 degrés de liberté: la taille du filtre, la fréquence fondamentale et les écarts type. Entre la taille du filtre et les écarts type il y a une relation: la taille du filtre doit être suffisamment grande pour que les gaussiennes y tiennent. Dans le cas d'une seule orientation, on trouve que pour une taille 3 fois plus grande que les écarts type, le filtre contient au moins le 87% du signal.

Si la taille est 4 fois plus grande, le pourcentage est d'au moins 96%.

Le fait de couper la gaussienne en temps est équivalent à convoluer la transformée de Fourier de la gaussienne avec un sinus cardinal en fréquence. Si la taille du filtre ne respecte pas la taille de la gaussienne, la résolution que nous aurons en fréquence sera celle du sinus cardinal, qui est proportionnel à l'inverse de la taille du filtre. Donc il ne sert à rien d'essayer d'avoir une bonne résolution en fréquence en utilisant un grand écart type de la gaussienne si on n'adapte pas la taille du filtre.

Filtre de Gabor avec des écarts-type \ll taille du filtre



Filtre de Gabor avec un écart-type $>$ taille du filtre

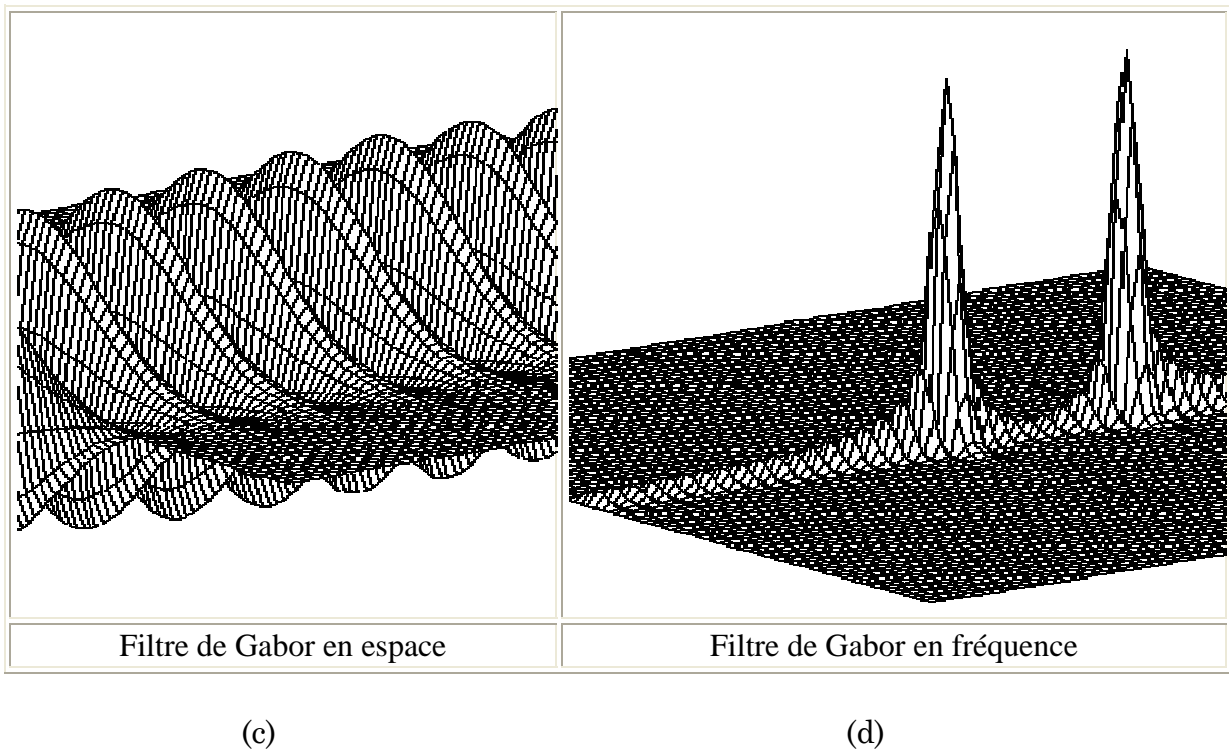


Fig. II.6 : (a-c) filtre de Gabor en espace, (b-d) filtre de Gabor en fréquence.

II.7.3 Bancs de filtres de Gabor : [23]

Dans le domaine fréquentiel, il est possible de créer ce qu'on appelle un banc de filtres de Gabor ou « famille de Gabor ». Pour cela, on utilise plusieurs filtres de caractéristiques fréquentielles différentes grâce aux quatre paramètres $(f_0, \theta, \sigma_x, \sigma_y)$.

L'aspect du filtre dépend de la fréquence, de son orientation et de ses écart-types.

- La direction du filtre est défini par son orientation.
- La sensibilité du filtre est défini par la fréquence.
- La largeur du filtre est défini par les écarts-types.

On définit le coefficient $Q = \Delta f / f_0$, quotient de la largeur fréquentielle sur la fréquence centrale.

Q : C'est un indicateur intéressant lorsqu'on fait de l'analyse multifréquences puisqu'il définit la précision relative du filtre utilisé.

II.7.3.1 Banc de filtres à fréquence centrale nulle :

Pour construire cette 1ère famille, on choisit de fixer $f_0 = 0$ puis de faire varier θ pour obtenir 4 filtres. Les caractéristiques complètes sont alors :

$$f_0 = 0, \theta = \left(0, \frac{\pi}{4}, \frac{\pi}{2}, \frac{3\pi}{4}\right), \sigma_x = 10, \sigma_y = 1.$$

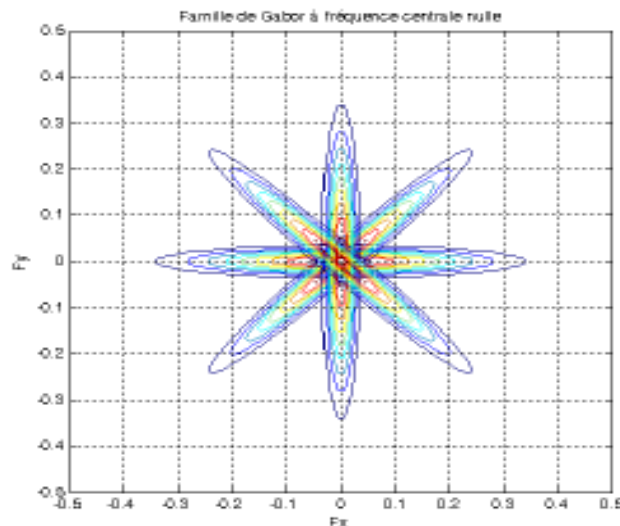


Fig. II.7 : Représentation dans le domaine fréquentiel d'une famille de Gabor à fréquence nulle.

Cette 1ère famille (Fig. II.7) s'avère être très sélective en orientation mais pas en fréquence. On peut construire une 2^{ème} famille en choisissant plusieurs valeurs de f_0 .

II.7.3.2 Banc de filtres à Q variable :

On garde les 4 valeurs de θ et on choisit cette fois-ci 3 valeurs pour f_0 . Les écart-types seront choisis égaux pour avoir des filtres isotropes. On résume les caractéristiques pour cette 2^{ème} famille de 12 filtres :

$$f_0 = (0.06125, 0.125, 0.25), \theta = (0, \frac{\pi}{4}, \frac{\pi}{2}, \frac{3\pi}{4}), \sigma_x = 14, \sigma_y = 14.$$

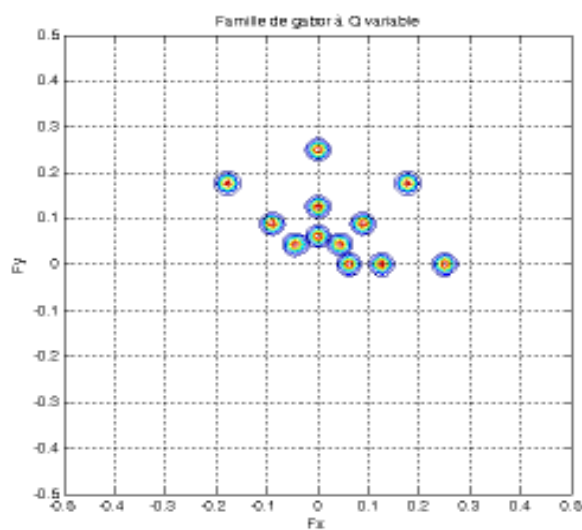


Fig. II.8 : Représentation dans le domaine fréquentiel d'une famille de Gabor à Q variable.

Les écart-types étant constants, le coefficient $Q = \Delta f/f_0$ est variable et diminue lorsque f_0 croît.

II.7.3.3 Banc de filtres de Gabor à Q constant:

Dans ce cas lorsque f_0 augmente, Δf augmente aussi.

En respectant ce principe, on distingue trois familles qui respectent l'aspect d'analyse multi-résolution (AMR) qui sont :

a-Famille de gaussienne isotrope :

Pour cette nouvelle famille, on choisit les mêmes paramètres pour f_0 et θ et on fixe $\gamma = \eta$ (avec : $\gamma = |f_0| \sigma_x \sqrt{2}$ et $\eta = |f_0| \sigma_y \sqrt{2}$) afin d'avoir des filtres isotropes dans un premier temps. On résume les caractéristiques de cette 3^{ème} famille de 12 filtres :

$$f_0 = (0.06125, 0.125, 0.25), \theta = (0, \frac{\pi}{4}, \frac{\pi}{2}, \frac{3\pi}{4}), \gamma = 1.5, \eta = 1.5.$$

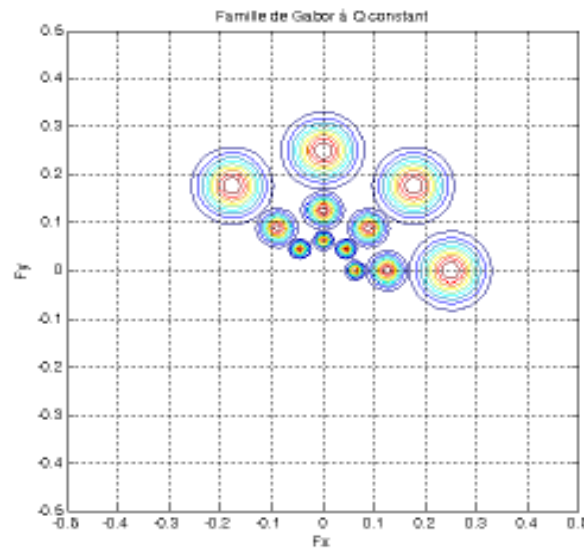


Fig. II.9 : Représentation dans le domaine fréquentiel d'une famille de Gabor à Q constant avec des gaussiennes isotropes.

Dans cette famille on introduit le paramètre λ qui est défini par l'équation suivante : $\lambda = \frac{\gamma}{\eta}$

Si $\lambda = 1$, nous sommes dans le cas le plus simple de gaussiennes isotropes (Fig.II.9).

b- Famille de gaussienne non isotrope à arrangement tangentiel :

On conserve exactement les mêmes paramètres à la différence de η qui passe de 1.5 à 3. On résume les caractéristiques pour cette 4ème famille constituée de 12 filtres :

$$f_0 = (0.06125, 0.125, 0.25), \theta = (0, \frac{\pi}{4}, \frac{\pi}{2}, \frac{3\pi}{4}), \gamma = 1.5, \eta = 3.$$

Donc on est dans le cas où $\lambda < 1$ (Fig. II.10).

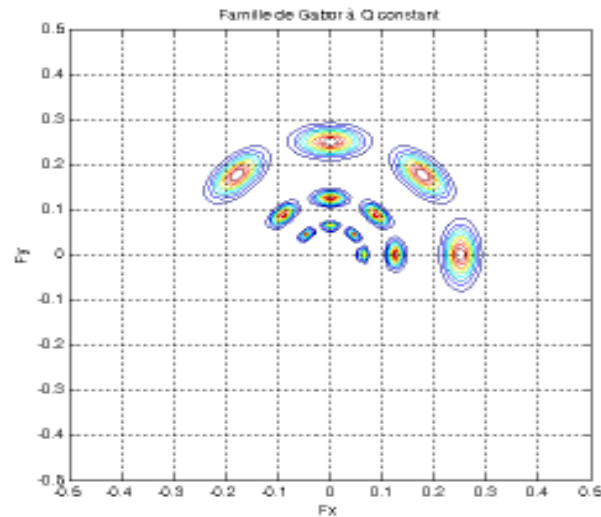


Fig. II.10 : Représentation dans le domaine fréquentiel d'une famille de Gabor à Q constant avec $\lambda < 1$.

c-Famille de gaussienne non isotrope à arrangement radial :

Pour cette 5ème et dernière famille, les paramètres choisis sont quasi identiques à ceux du paragraphe précédent. On a seulement inversé les valeurs de γ et η .

Avec : $f_0 = (0.06125, 0.125, 0.25)$, $\theta = (0, \frac{\pi}{4}, \frac{\pi}{2}, \frac{3\pi}{4})$, $\gamma = 3$, $\eta = 1.5$.

Donc on est dans le cas où $\lambda > 1$ (Fig. II.11).

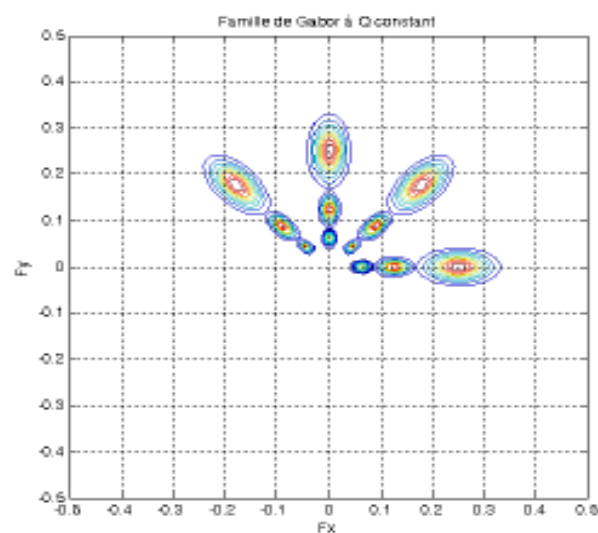


Fig. II.11 : Représentation dans le domaine fréquentiel d'une famille de Gabor à Q constant avec $\lambda > 1$.

II.7.4 Convolution d'une image par un banc de filtres de Gabor :

Ainsi l'association d'un ensemble de filtres de Gabor permet de couvrir plus largement l'espace fréquentiel et de détecter un plus grand nombre d'orientations, donc d'extraire tous les contours de l'image.

Le résultat d'un banc de filtres étant la moyenne des résultats des filtres de ce banc, nous pouvons tirer partie de la distributivité du produit de convolution afin d'alléger le traitement.

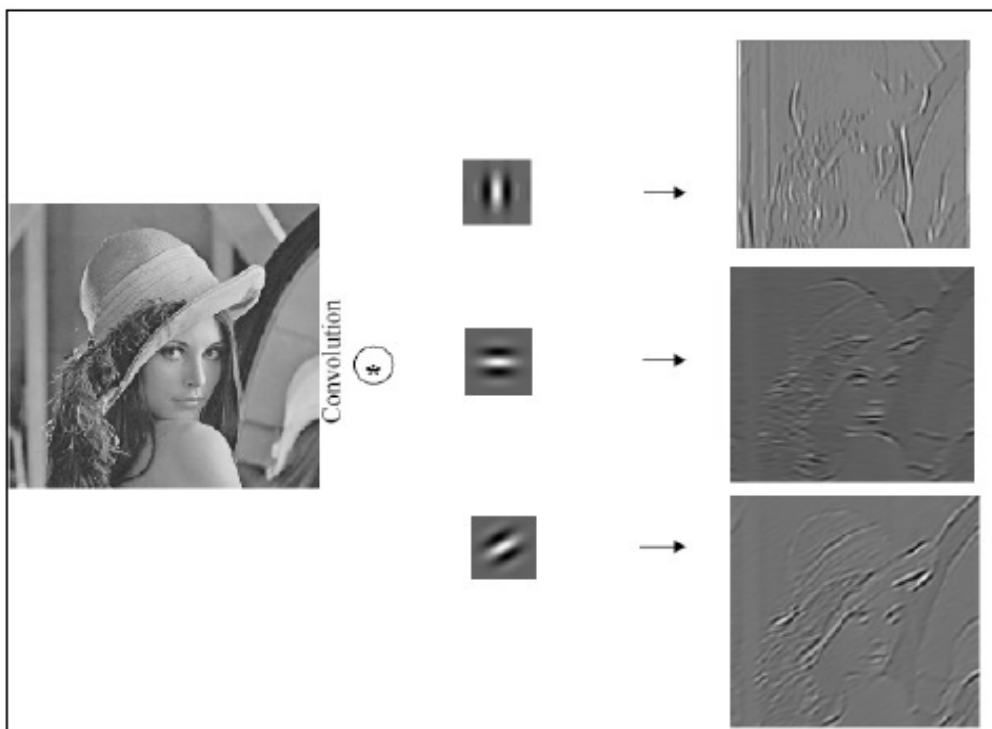


Fig. II.12 : Convolution d'une image par un banc de filtres de Gabor.

II.7.5 Application des filtres de Gabor à des images variées : [24]

II.7.5.1 Application aux images naturelles :

Nous allons voir plus précisément dans cette partie l'application des filtres de Gabor à diverses images avec différents paramètres, afin de bien cerner leur fonctionnement.

Sur cette image (Fig. II.14), nous avons appliqué un banc de filtres à 4 directions (Fig. II.13).



Fig. II.13 : Banc de 4 filtres à fréquence fixe.

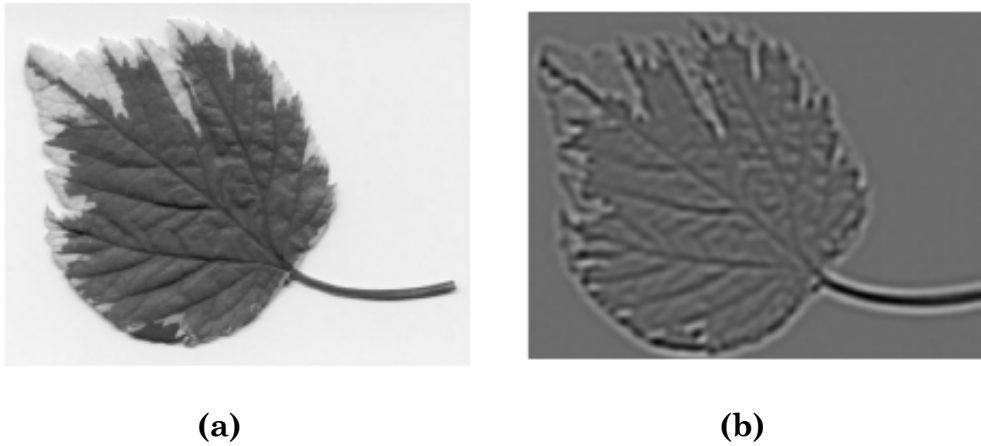


Fig. II.14 : Image originale et résultat du traitement par le banc de la Fig. II.13.

On constate que les contours sont bien identifiés, mais qu'ils ne sont pas vraiment précis. En effet, on remarque que l'image traitée devient un peu floue suite à l'application des masques.

En augmentant simplement le nombre de fréquences, on obtient plus de détails, comme on peut le voir sur la (Fig. II.15). De ce fait, les contours deviennent plus précis que précédemment.



Fig. II.15 : Banc de 16 filtres de Gabor, application à l'image originale.

II.7.5.2 Application aux images tests :

Ainsi, l'association d'un certain nombre d'orientations et de fréquences tout en tenant compte de l'écart type afin que le filtre ne soit pas déformé, permet d'obtenir des résultats très fins (Fig. II.16).

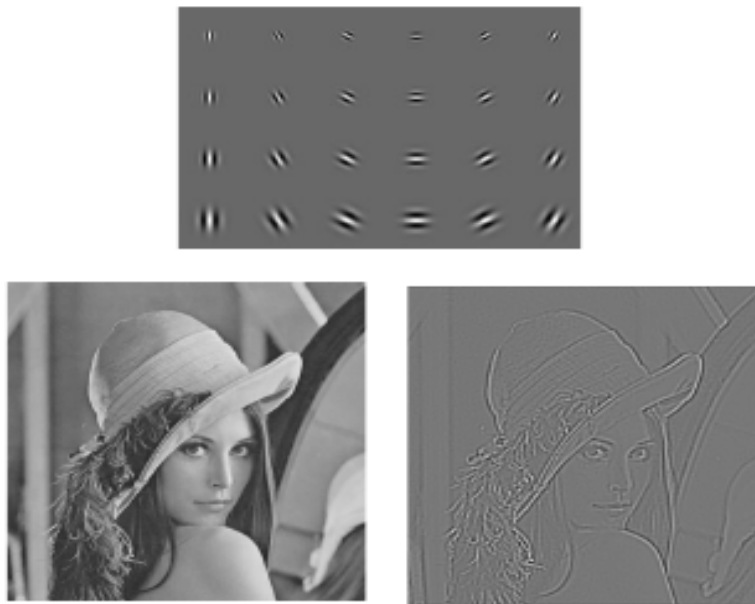


Fig. II.16 : Banc de 24 filtres, image originale, résultat du filtrage.

II.7.5.3 Application à la classification des écritures : [24]

Dans cette partie, nous allons présenter l'utilisation des filtres de Gabor dans l'analyse et la classification des écritures manuscrites. Comme nous l'avons vu précédemment, les filtres de Gabor sont paramétrables en fréquence ainsi qu'en orientation. Leur utilisation permet d'extraire les contours des images pour en caractériser la texture. Il est tout à fait possible d'utiliser ces caractéristiques afin d'obtenir une **carte de contours orientés** d'une image de document manuscrit.

- **Obtention des cartes de contours orientés :**

On appelle carte des contours orientés, une matrice caractérisant des contours d'objets par opposition avec l'arrière-plan de l'image, tout en les différenciant selon leur orientation. Dans la pratique, une carte des contours orientés est composée de pixels blancs pour l'arrière-plan, et de pixels de couleurs différentes pour les contours, chaque couleur correspondant à une orientation particulière.

Dans le cas des images de documents manuscrits, 4 filtres de Gabor, correspondant aux orientations 0° , 45° , 90° et 135° sont appliqués contrairement aux traitements décrits précédemment, les filtres ne sont pas appliqués en banc, mais successivement, dans le but de pouvoir traiter séparément les différentes cartes de Gabor obtenues.

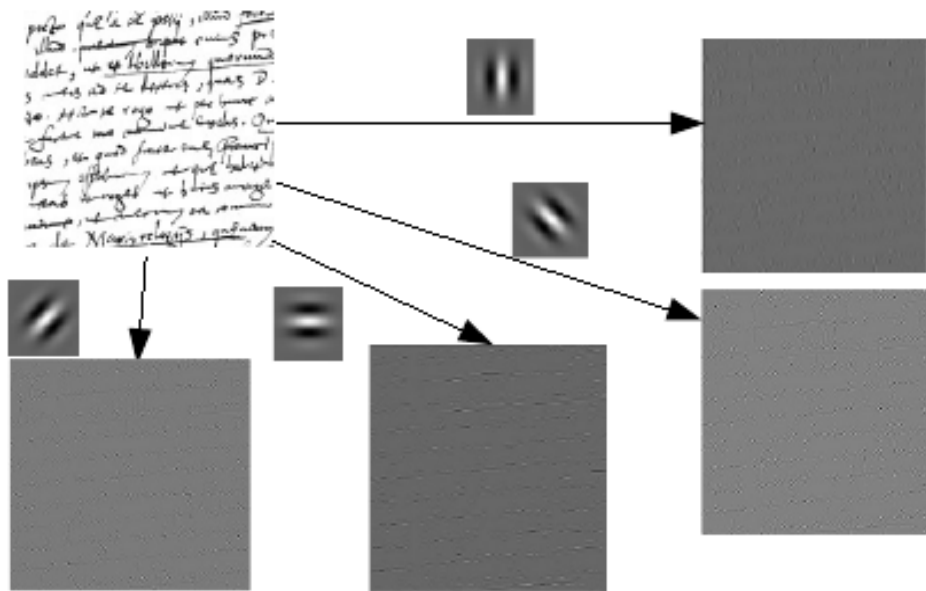


Fig. II.17 : Application de 4 filtres de Gabor à une image de document manuscrit.

Les cartes orientées devant décrire les contours des écritures, uniquement les composantes les plus claires des cartes de Gabor sont conservées, c'est-à-dire les pixels correspondant aux contours extérieurs des objets. Pour ce faire, et pour limiter les effets liés au bruit, un algorithme de binarisation à deux seuils (un seuil haut et un seuil bas), fonctionnant de la manière suivante est appliqué :

- Si le pixel observé est plus clair que le seuil haut, il s'agit d'un point de contour,
- Si le pixel est plus foncé que le seuil bas, il n'appartient pas à un contour,
- Si le pixel est entre les deux seuils, on détermine son appartenance ou non à un contour en vérifiant la présence de pixels supérieurs au seuil haut dans son voisinage.

Enfin, les 4 cartes binaires obtenues sont superposées en attribuant à chacune une couleur particulière. Il arrive qu'un même pixel aie été détecté simultanément par plusieurs filtres de Gabor. Dans ce cas, on ne prend en compte que la direction pour laquelle ce pixel a été le plus réactif. Ce dernier traitement permet d'obtenir une carte des contours orientés.

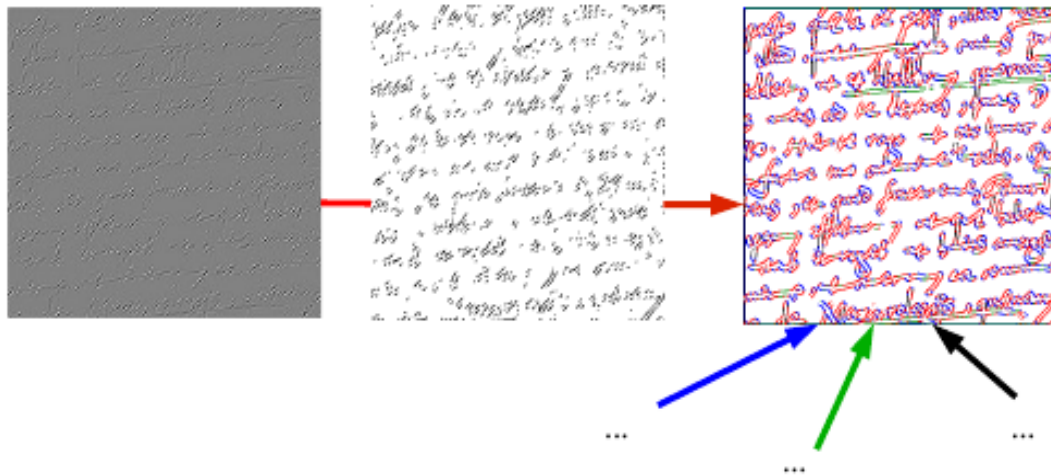


Fig. II.18 : Binarisation et affectation d'une couleur (ici le rouge) à chaque carte de Gabor, puis superposition de celles-ci.

II.7.5.4 Application aux images segmentées : [25]

La figure suivante montre un exemple de segmentation d'une image texturée par filtrage de Gabor tel que : $f_0 = 0.125$, $\theta = 0^\circ$, $\sigma_x = 0.0997$, $\sigma_y = 0.0399$.

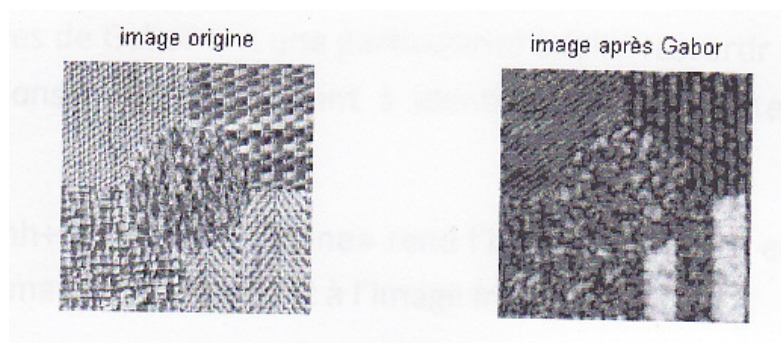


Fig.II.19 : segmentation avec Gabor de l'image mosaic1.

II.7.6 Avantages et inconvénients du filtrage de Gabor :

II.7.6.1 Avantages :

La motivation à utiliser les filtres de Gabor vient de plusieurs facteurs :

- Ce sont des filtres passe bande, cette propriété a un rôle important en analyse de texture, car la plupart du temps deux textures différentes diffèrent de manière significative dans leurs fréquences spatiales dominantes.
- Ils peuvent être aisément utilisés à différentes fréquences et différentes orientations.

- Il a été démontré par « Zeevi » que les filtres de Gabor atteignaient leur but même en présence de bruit additif [26].
- Les filtres gaussiens minimisent un certain type d'incertitudes.

II.7.2 Inconvénients :

- L'inconvénient est que les fonctions de Gabor ne sont pas orthogonales. Avec ce type de filtrage, on ne pourra jamais reconstruire l'image initiale.

II.8 Discussion :

Les filtres de Gabor sont des opérateurs particulièrement commodes pour la caractérisation de la texture. En effet, ils sont capables d'isoler dans une image des composantes très variées, qui vont de gros objets clairement définis à de fins détails d'orientation particulière, en changeant simplement deux paramètres : la fréquence et l'orientation.

Il a été montré que le système visuel humain procédait de manière analogue pour la caractérisation de la texture à plusieurs résolutions.

Chapitre III

Tests et résultats

III.1 Préambule :

Dans ce chapitre, des résultats des tests effectués sur quelques images médicales sont présentés, afin d'évaluer les performances de l'approche adoptée.

Les tests présents dans ce chapitre, ont été développés en exploitant le langage de programmation « MATLAB » version 7.8 sous l'environnement Windows.

III.2 principe de la méthode utilisée :

Le principe de la méthode se base sur les étapes suivantes :

On prend l'image originale on lui applique un prétraitement (filtrage non linéaire), puis on fait le filtrage par Gabor, après on passe à l'étape d'extraction des attributs, puis on fait la classification par k-means pour obtenir à la fin une image segmentée.

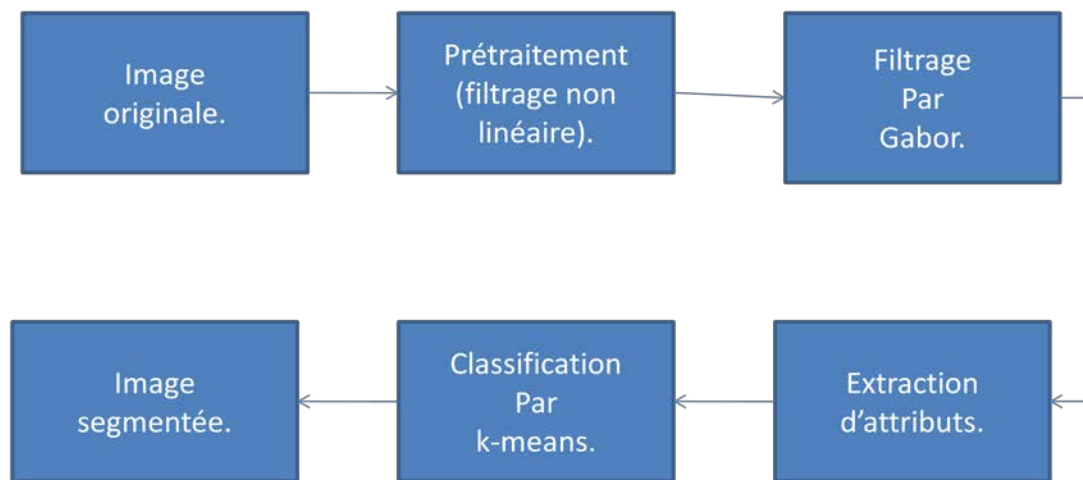


Fig. III.1 : Schéma synoptique de la méthode élaborée.

III.3 Organigramme de l'algorithme de k-means :

L'organigramme de l'algorithme de k-means est le suivant :

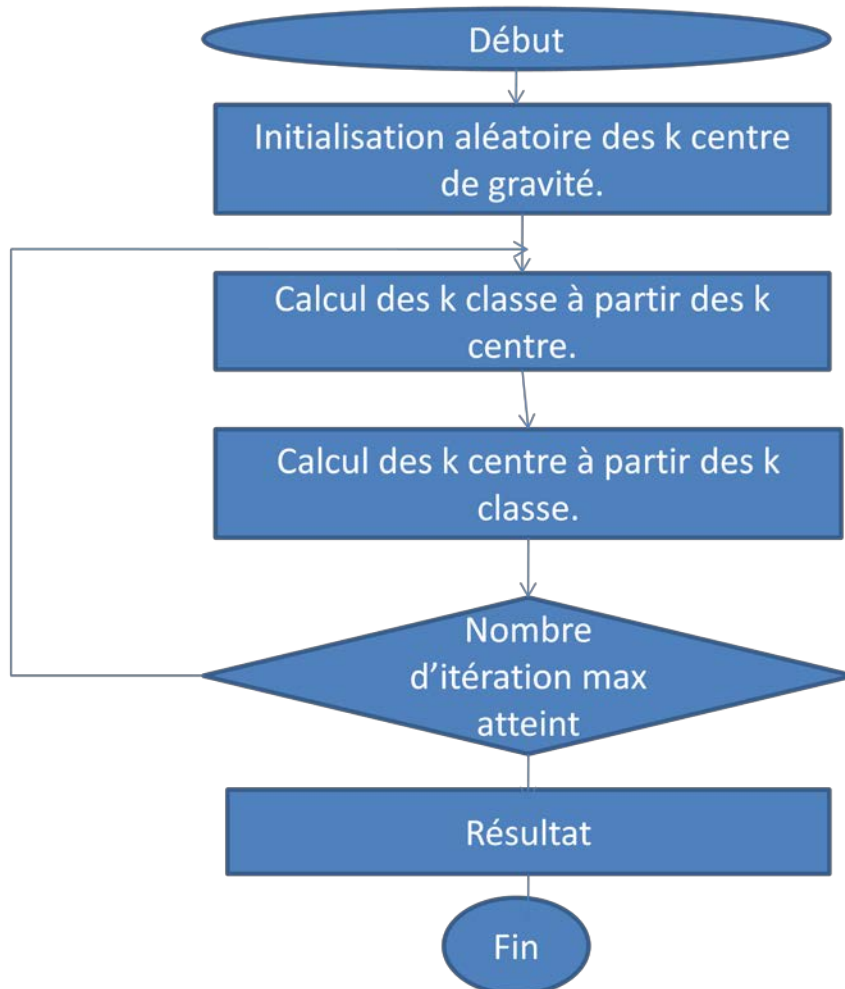


Fig. III.2 : Organigramme de l'algorithme de k-means.

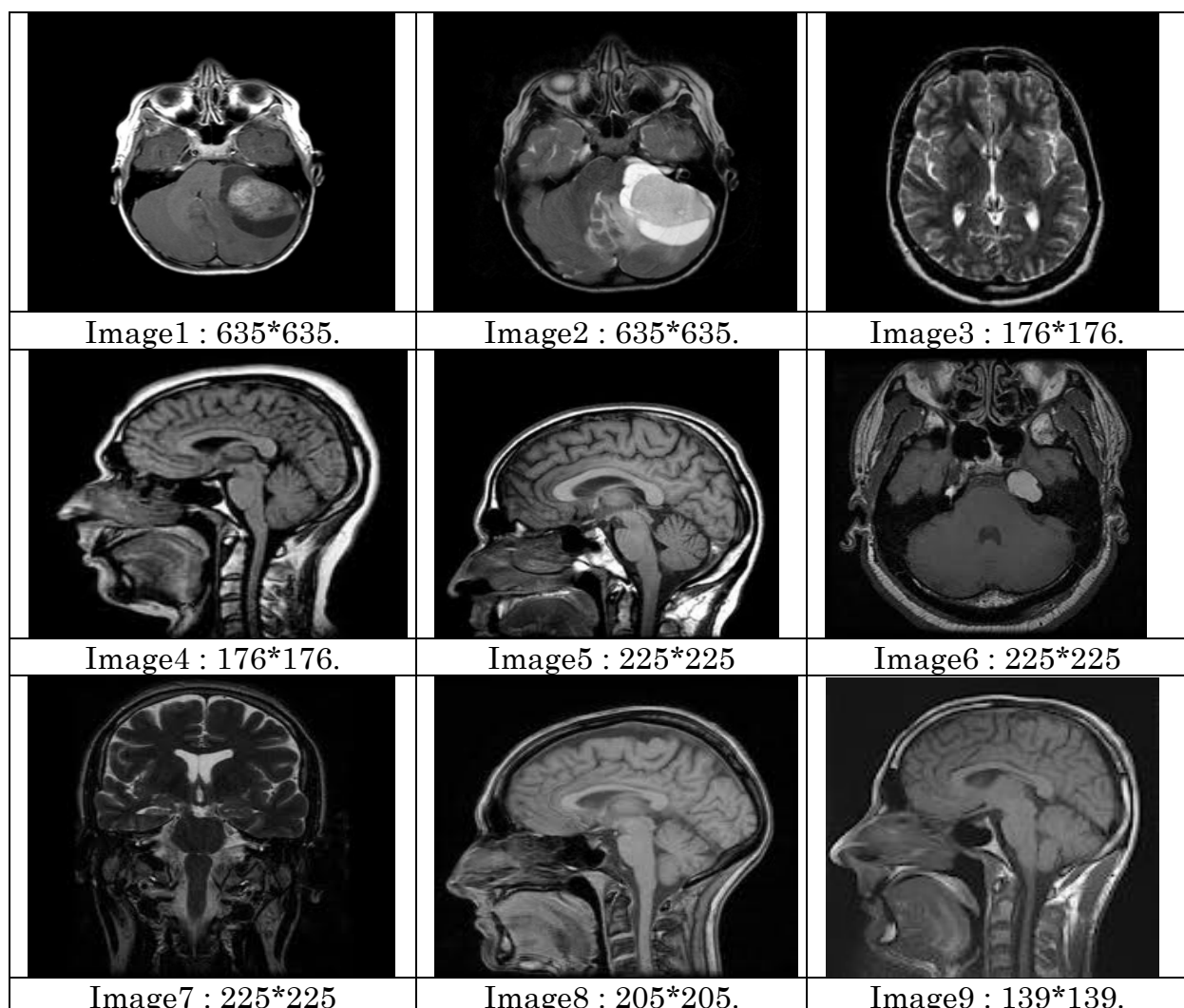
III.4 Présentation des données :

III.4.1 Images médicales:

Dans cette section, nous allons tester notre méthode sur des images médicales de taille différente au niveau de gris tel que :

- **Les images : 1, 2, 3, 6, 7, 10** représentent des coupes axiales de l'encéphale humain par la technique d'IRM.
- **Les images : 4, 5, 8, 9, 11** représentent des coupes sagittales par la même technique.
- **L'image : 12** il s'agit d'un téléthorax de face humain par la technique radio standard (rayon x).
- **Les images : 13 et 14** représentent des coupes antéropostérieures de l'épaule par la technique d'IRM.
- **Les images : 15, 16, 17, 18** représentent des coupes sagittales du genou par la technique d'IRM.

Ces images sont illustrées dans la figure suivante (Fig. III.3).



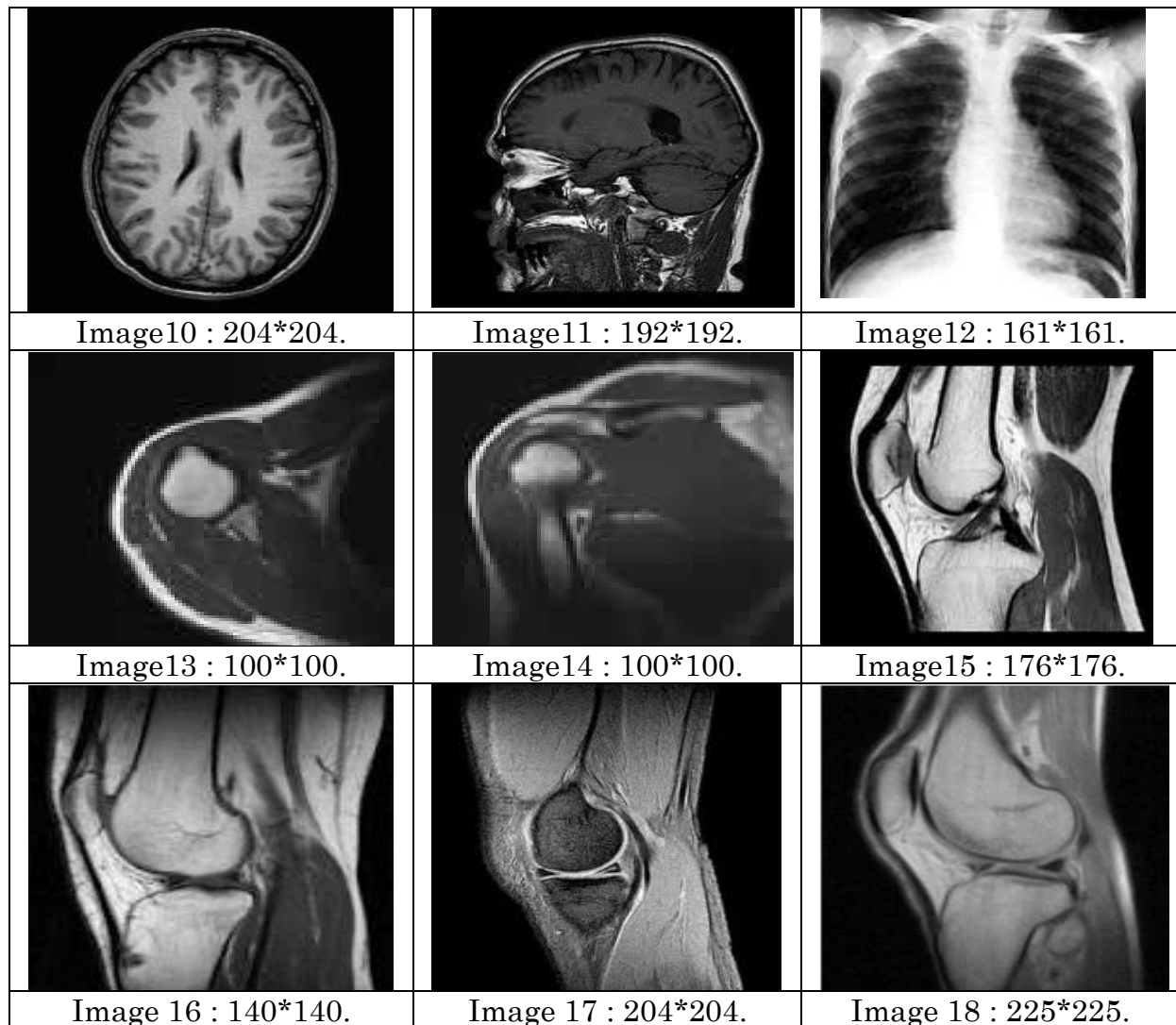


Fig. III.3 : Images médicales à traiter.

III.5 Présentation des résultats :

III.5.1 Présentation des résultats de l'étape segmentation :

Nous présentons dans un premier temps, les résultats de segmentation des images médicales traitées issues de filtrage de Gabor. Et en second lieu, les résultats de segmentation de filtrage de Gabor de ces mêmes images prétraitées par des filtres non linéaires, qui s'écrivent :

$$\Psi(t) = \tanh(at) = \frac{1-e^{-at}}{1+e^{-at}} \quad (\text{III.1})$$

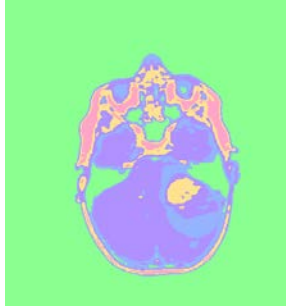
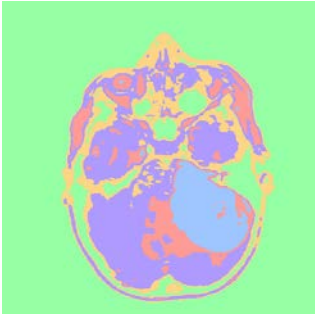
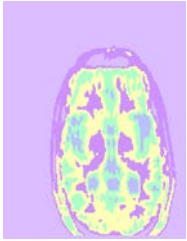
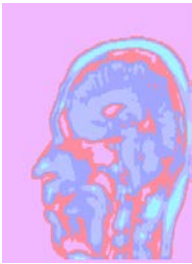
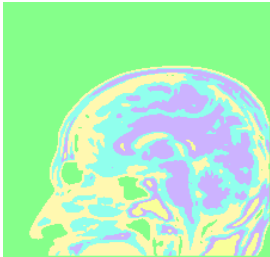
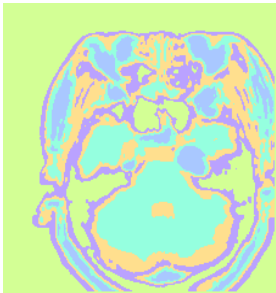
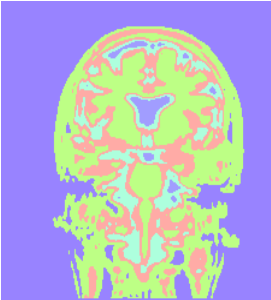
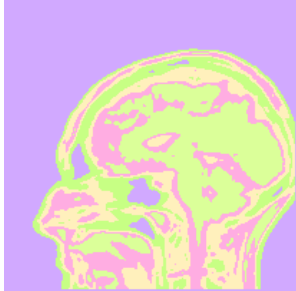
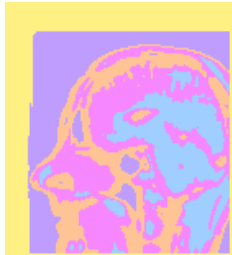
On tient à mentionner qu'on a utilisé un banc de quatre filtres de Gabor pour chaque orientation (car on a utilisé quatre fréquences différentes d'un saut de 0.05). Et on a pris $\sigma_x = 0.05$ et $\sigma_y = 0.03$ et une fréquence centrale $f_0 = 0.125$.

a. Cas après Gabor :

Afin d'évaluer les performances de la méthode de segmentation ainsi élaborée, nous l'avons appliqué aux images médicales présentées dans le tableau ci-dessus.

On a réussi à avoir une bonne segmentation en utilisant une fenêtre d'analyse de taille 3*3, avec un nombre de classes qui est égal à 5.

Les attributs calculés sont : l'énergie, la moyenne et l'écart-type.

		
Image1 : moyenne, orientation 0°.	Image2 : moyenne, orientation 45°.	Image 3 : énergie, orientation 45°.
		
Image4 : énergie, orientation 0°.	Image5 : moyenne, orientation 0°.	Image6 : moyenne, orientation 45°.
		
Image7 : moyenne, orientation 0°.	Image8 : écart-type, orientation 0°.	Image9 : écart-type, orientation 45°.

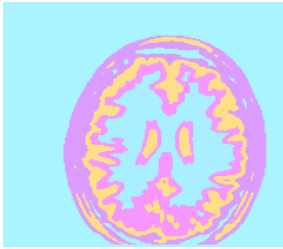
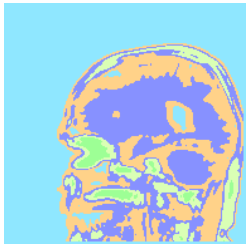

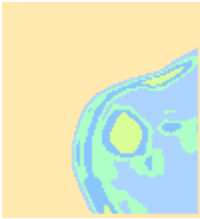




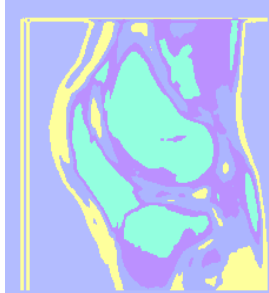
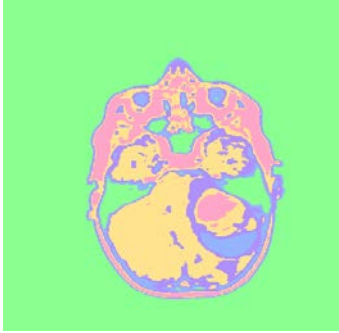
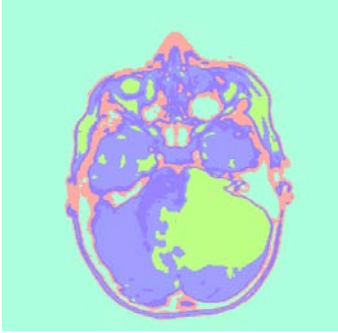
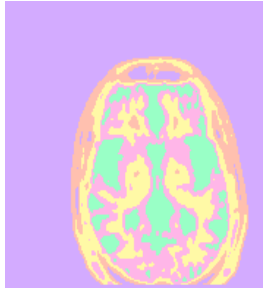
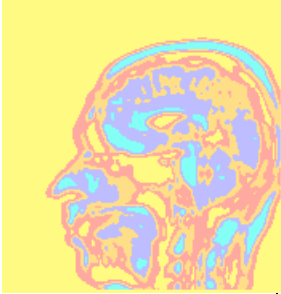
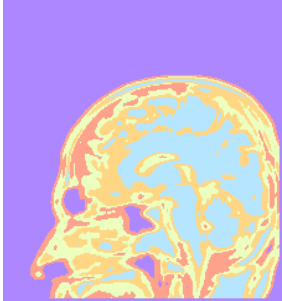
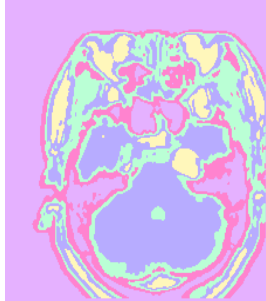
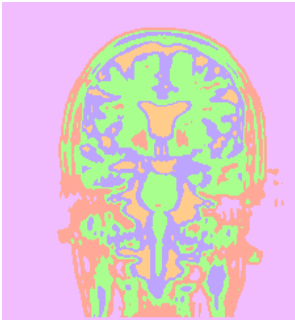
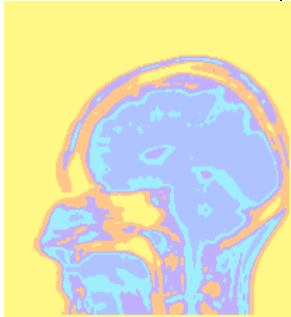

		
Image10 : moyenne, orientation 0°.	Image11 : écart-type, orientation 45°.	Image12 : moyenne, orientation 0°.
		
Image13 : énergie, orientation 45°.	Image14 : énergie, orientation 0°.	Image15 : moyenne, orientation 45°.
		
Image16 : énergie, orientation 45°.	Image17 : énergie, orientation 0°.	Image18 : moyenne, orientation 0°.

Fig. III.4 : Résultats de segmentation.

b. Cas Gabor après filtrage non linéaire :

		
Image1 : énergie, orientation 0°.	Image2 : moyenne, orientation 45°.	Image3 : écart-type, orientation 45°.
		
Image4 : écart-type, orientation 0°.	Image5 : moyenne, orientation 0°.	Image6 : moyenne, orientation 45°.
		
Image7 : moyenne, orientation 0°.	Image8 : énergie, orientation 0°.	Image9 : énergie, orientation 0°.

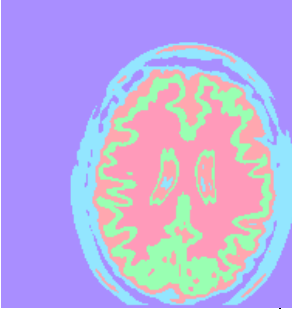








		
Image10 : écart-type, orientation 45°.	Image11 : énergie, orientation 0°.	Image12 : énergie, orientation 0°.
		
Image13 : énergie, orientation 0°.	Image14 : énergie, orientation 0°.	Image15 : moyenne, orientation 0°.
		
Image16 : énergie, orientation 45°.	Image17 : énergie, orientation 0°.	Image18 : moyenne, orientation 45°.

Fig. III.5 : Résultats de segmentation.

III.6 Interprétation des résultats :

L'objectif de notre méthode est de segmenter l'image médicale en appliquant les filtres de Gabor.

Les différents résultats de segmentation obtenus avec les différents indices que nous avons utilisé montrent une bonne discrimination des textures, les différentes régions ont été pratiquement séparées. Nous avons utilisé un ensemble d'attributs qui sont : la moyenne, l'énergie et l'écart-type. Notons que ces derniers ont été finalement choisis après avoir effectué plusieurs tests.

III.7 Discussion :

Dans ce travail, nous avons développé une approche de segmentation basée sur les filtres de Gabor. Cette méthode a été utilisée pour segmenter des images médicales.

Après avoir fait une série de tests sur ces images, nous avons pu obtenir des résultats satisfaisants. Ce qui met en valeur la méthode élaborée car elle reproduit toute les informations pertinentes existantes dans les images originales. De plus nous avons réduit le nombre d'attributs.

Le filtrage non linéaire introduit aux images filtrées par les bancs de filtre de Gabor, a permis, de mettre mieux en évidence les différents détails contenus dans ce type d'images et offre de meilleurs résultats pour certaines.

Conclusion générale

Pour l'élaboration de ce travail, une partie du temps a été consacrée à une recherche bibliographique et une partie au développement d'algorithmes.

Ce projet est pour nous l'occasion d'aborder un des domaines de recherche d'actualité qui est le traitement d'images en générale et plus particulièrement la classification et la segmentation d'images texturées.

Les filtres de Gabor possèdent une résolution conjointe spatiale/fréquentielle optimale. Ils sont devenus un outil très efficace en segmentation d'images médicales, vu leur puissance à discriminer les différents types de textures et leur facilité de mise en œuvre.

Après avoir présenté les méthodes d'analyse de texture et les différentes méthodes de segmentation, nous avons mis au point une méthode d'analyse d'image multi-résolution basée sur le filtrage de Gabor. Cette dernière a montré son efficacité à extraire des attributs discriminants de la texture qui ont été exploités et classifiés par l'algorithme des k-means.

L'application de la méthode élaborée à différents types d'images médicales a permis d'obtenir des résultats très satisfaisants et confirme la supériorité de l'approche mise au point.

En fin, nous espérons que ce travail servira pour ceux qui voudront aller plus loin, il est clair que ce sujet restera toujours soumis à d'éventuelles améliorations et extensions futures.

Bibliographie

- [1] Marion. A : « Introduction aux techniques de traitement d'images ». Eyrolles, Paris, 1987.
- [2] Rabia. N : « Revue des méthodes de segmentation d'images texturées : cas des images couleur ». Mémoire de MAGISTER, UMMTO, 2011.
- [3] S.W.Zucker, D.Terzopoulos : « Finding structure cooccurrence matrices for texture analysis ». Computer Vision Graphics and Image Processig. 12:286-308. 1980.
- [4] R.M.Haralik. Statistical and structural approaches to texture. Proceedings of the IEEE In proceedings of IEEE, vol.67, No.5, pages 786-804, may 1979.
- [5] Hanifi. M : « Extraction de caractéristiques de texture pour la classification d'images satellites ». Thèse de DOCTORAT, Université de TOULOUSE, 2009.
- [6] M. M. Galloway: « Texture analysis using gray level run lengths », In graphical Models and image Processing. Vol. 4. Pp.172-179, 1975.
- [7] J. P. Cocquerez, Philipp S. (coord.): « Analyse d'images : filtrage et segmentation ». Masson, Paris, 1995.
- [8] Bedouhene. S : « Recherche d'images par le contenu ». Thèse de MAGISTER, UMMTO, 2011.
- [9] Hammouch. A, Boucher. J. M et D. Aboutajdine. D : « Evaluation comparative en cartographie forestière de l'analyse de texture et de la transformée en paquets d'ondelettes par le moyen d'un classifieur neuronal ». GSCM-LEESA, Université de Rabat (Maroc), 2009.
- [10] Pierrick Bourgeat : « Segmentation d'images de semi-conducteurs appliquée à la détection de défauts ». Thèse de DOCTORAT, BOURGOGNE, 2004.
- [11] Lounes. DJ, Oulebsir-Boumghar.F, Ait bachir.Y : « Parallélisation du Filtre de Gabor pour l'Extraction des Caractéristiques des Textures d'Image », article IEEE, page 1,2012.
- [12] Woods. J: «Two-dimensional discrete Markovian fields», 1972 IEEE Transactions on Information Theory, vol. 18, pp. 232–240. 1972
- [13] Laurent. R: «Analyse multi-échelle des textures ». Mémoire DEA Informatique de l'Image et du Langage, 2003.

- [14] Pentland, A.P: «Fractal-based description of natural scenes». IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence., vol. 6, no.6, pp. 661–674, 1984.
- [15] Voss. R: « Random fractals: characterization and measurement in scaling phenomena in disordered systems». R. Pynn and Skjeltorp, Plenum, New York, 1986.
- [16] Guo. Q, Shao. J., Ruiz. V.F: «Characterization and classification of tumor lesions using computerized fractal-based texture analysis and support vector machines in digital mammograms». Cars, vol. 4, pp. 11-25, 2009.
- [17] Lévy Véhel, J. Mignot, P. Berroir, J: « Multifractals, texture and image analysis». 1992. Proceedings of the Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 661–664.
- [18] Mallek.F : «segmentation d'images texturées couleurs par approche iso-segment ». Mémoire d'ingénieur, UMMTO, 2011.
- [19] Maameri. K, Mazouni. A :« Segmentation multi-résolution d'images texturées par approche markovienne ». Mémoire de MASTER, UMMTO, 2011.
- [20] Lehamel M : « Segmentation d'images texturées à partir des attributs fractals ». Mémoire de MAGISTER, UMMTO, 2010.
- [21] Alouache. D : « Segmentation multi-résolution d'images texturées basées sur la transformation en ondelettes application aux images météosat ». Mémoire de MAGISTER, UMMTO, 2010.
- [22] Atek. H, Benidir S : « Détection des battements de cœur par ondelettes fractionnaires ». Mémoire d'ingénieur, UMMTO, 2011.
- [23] Document internet : Synthèse de banc de filtres de Gabor « Adrrien MARION ». 21 octobre 2008, site internet : www.yopdf.com.
- [24] Arnaud. C, Guillaume. C : « Vision par ordinateur-filtres de Gabor ».
- [25] Amour. H, Boualam. L : « Analyse d'image par filtre de Gabor : application aux images médicales ». Mémoire d'ingénieur, UMMTO, 2010.
- [26] Zemouche. B, Triki. S : « Analyse d'image par les filtres de Gabor : application aux images MSG ». Mémoire d'ingénieur, UMMTO, 2009.

Résumé : Le traitement d'images est souvent synonyme d'amélioration des images qui ont pour but l'obtention d'une plus grande clarté.

Après avoir présenté les méthodes d'analyse de texture et les différentes méthodes de segmentation, nous avons étudié une méthode d'analyse d'image en utilisant les filtres de Gabor. Cette dernière a montré son efficacité à extraire et à calculer les attributs qui ont été exploités et classifiés par l'algorithme des k-means. Les filtres de Gabor possèdent une résolution conjointe spatiale/fréquentielle optimale. Ils sont assez faciles à créer et à manipuler, ce qui les rend un outil très puissant et efficace en segmentation d'images médicales. L'application de la méthode élaborée à différents types d'images médicales a permis d'obtenir des résultats très satisfaisants et confirme la supériorité de l'approche mise au point.

Mots clés : segmentation, texture, filtres de Gabor, filtrage non linéaire, K-means, images médicales.