

**République Algérienne Démocratique et Populaire**  
**Ministère de L'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique**  
**Université Mouloud Mammeri De Tizi-Ouzou**



**Faculté de Génie Electrique et d'Informatique**  
**Département de l'Electronique**

## **Mémoire de fin d'études**

**En vue de l'obtention Du Diplôme**  
**De Master en Electronique**  
**Option : Réseaux et Télécommunications**

***Thème :***

***Analyse de texture par les filtres de Gabor et Laws.***

**Travail réalisé par :**

**Mr: Belkacem ALLEL**

**Mr: Lyes MIHOUBI**

**Proposé et dirigé par :**

**Me: Zohra AMEUR**

**Promotion: 2014**

# SOMMAIRE

<b>Introduction générale.....</b>	<b>(1)</b>
<b>Chapitre I : Généralités sur le traitement d'images.</b>	
<b>I.1 Préambule.....</b>	<b>(2)</b>
<b>I.2 Image numérique.....</b>	<b>(2)</b>
<b>I.3 Types d'images numériques et leurs codages .....</b>	<b>(2)</b>
<b>I.3.1 Codage d'une image en noir et blanc .....</b>	<b>(3)</b>
<b>I.3.2 Codage d'une image en niveau de gris .....</b>	<b>(3)</b>
<b>I.3.3 Codage d'une image couleur .....</b>	<b>(3)</b>
<b>I.4 Caractéristiques d'une image numérique.....</b>	<b>(4)</b>
<b>I.4.1 Pixel .....</b>	<b>(4)</b>
<b>I.4.2 Taille .....</b>	<b>(4)</b>
<b>I.4.3 Résolution .....</b>	<b>(5)</b>
<b>I.4.4 Luminance et contraste .....</b>	<b>(5)</b>
<b>I.4.5 Contour .....</b>	<b>(5)</b>
<b>I.4.6 Région .....</b>	<b>(6)</b>
<b>I.4.7 Texture.....</b>	<b>(6)</b>
<b>I.5 Architecture d'un système de traitement d'image .....</b>	<b>(9)</b>
<b>I.5.1 Acquisition.....</b>	<b>(9)</b>
<b>I.5.2 Le prétraitement et le post-traitement.....</b>	<b>(10)</b>
<b>I.5.3 Le traitement numérique d'une image .....</b>	<b>(10)</b>
<b>I.5.4 Visualisation, stockage et transmission .....</b>	<b>(11)</b>
<b>I.6 Discussion.....</b>	<b>(12)</b>

## **Chapitre II :                    principaux filtres en traitement d'images**

<b>II.1</b>	<b>Préambule .....</b>	<b>(13)</b>
<b>II.2</b>	<b>Principes de base .....</b>	<b>(13)</b>
<b>II.2.1</b>	<b>Le filtrage linéaire d'une image .....</b>	<b>(13)</b>
<b>II.2.2</b>	<b>Le gradient d'une image .....</b>	<b>(14)</b>
<b>II.2.3</b>	<b>Le laplacien d'une image .....</b>	<b>(15)</b>
<b>II.3</b>	<b>Le filtre passe haut.....</b>	<b>(15)</b>
<b>II.4</b>	<b>Le filtre passe bas .....</b>	<b>(16)</b>
<b>II.5</b>	<b>Le filtre moyen .....</b>	<b>(16)</b>
<b>II.6</b>	<b>Le filtre médian .....</b>	<b>(17)</b>
<b>II.7</b>	<b>Le filtre laplacien.....</b>	<b>(18)</b>
<b>II.8</b>	<b>Le filtre gradient.....</b>	<b>(19)</b>
<b>II.9</b>	<b>Le filtre gaussien .....</b>	<b>(20)</b>
<b>II.10</b>	<b>Discussion .....</b>	<b>(23)</b>

## **Chapitre III :            présentation des filtres de Gabor et laws**

<b>III.1</b>	<b>Introduction à l'analyse de texture.....</b>	<b>(24)</b>
<b>III.2</b>	<b>Présentation du filtre de Gabor.....</b>	<b>(25)</b>
<b>III.2.1</b>	<b>Origine de formulation .....</b>	<b>(25)</b>
<b>III.2.2</b>	<b>La réponse impulsionnelle du filtre de Gabor .....</b>	<b>(26)</b>
<b>III.2.3</b>	<b>Choix des paramètres du filtre de Gabor .....</b>	<b>(27)</b>
<b>III.2.4</b>	<b>Représentation graphique du filtre de gabor.....</b>	<b>(28)</b>
<b>III.2.5</b>	<b>Résolution et taille du filtre de Gabor.....</b>	<b>(31)</b>
<b>III.2.6</b>	<b>Banc de filtre de Gabor.....</b>	<b>(33)</b>
<b>III.2.7</b>	<b>Transformée non linéaire et moyennage d'énergie.....</b>	<b>(33)</b>

<b>III.2.8 Segmentation avec Gabor.....</b>	<b>(34)</b>
<b>III.3 présentation des filtres de laws.....</b>	<b>(35)</b>
<b>III.3.1 Présentation des filtres de laws de taille 3*3.....</b>	<b>(35)</b>
<b>III.3.2 Présentation des filtres de laws de taille 5*5.....</b>	<b>(36)</b>
<b>III.3.3 Principe de fonctionnement .....</b>	<b>(37)</b>
<b>III.4 Discussion .....</b>	<b>(38)</b>

## **Chapitre IV : tests et résultats.**

<b>IV.1 préambule .....</b>	<b>(39)</b>
<b>IV.2 choix du filtre de Gabor .....</b>	<b>(39)</b>
<b>IV.3 choix des masques de Laws .....</b>	<b>(39)</b>
<b>IV.4 résultats.....</b>	<b>(40)</b>
<b>IV.5 discussion .....</b>	<b>(90)</b>
<b>Conclusion générale.....</b>	<b>(91)</b>

**Annexe.**

**Bibliographie.**

# Introduction générale.



Le traitement de l'image considéré comme un sous-domaine du traitement du signal est une science au carrefour des mathématiques, de la physique et de l'informatique.

Les progrès technologiques ont permis d'améliorer les techniques d'acquisition d'images grâce à la photographie et à certains éléments électroniques, informatiques et mathématiques qui ont conduit à la création de dispositifs (filtres, logiciels) nous permettant d'intervenir sur l'image de manière à interpréter (en médecine), traiter et modifier ces images.

Dans ce mémoire, on s'intéressera au traitement d'images par filtrage, plus précisément à l'analyse de textures qui est un domaine vaste et difficile selon la littérature d'autant plus qu'il n'existe pas une définition précise de la texture. Il existe plusieurs méthodes d'analyse de texture qui seront énoncées dans le chapitre trois. Néanmoins certains auteurs confortent les méthodes d'analyse multi résolution les citant plus performantes qu'une méthode d'analyse bornée par une seule résolution, parmi elles nous retrouvons les masques de Laws considérés comme les précurseurs dans le domaine de calcul des indices de texture et les filtres de Gabor avec sa propriété de résolution optimale conjointe en fréquence et en temps et son fonctionnement assimilé au fonctionnement de certains neurones du cortex visuel humain qui seront présentés au troisième chapitre, qui s'inscrivent dans la méthode d'analyse spatio-fréquentielle.

Le travail que nous présentons dans ce mémoire s'articule autour de quatre chapitres disposés comme suit :

- Chapitre I : ce chapitre est consacré aux généralités sur le traitement d'images, tout en présentant les caractéristiques de l'image numérique. Celles-ci étant assez vastes, nous ciblerons la texture.
- Chapitre II : ce chapitre contient un état de l'art des différents filtres de base intervenant en traitement d'images ainsi que certaines notions de base en filtrage d'images.
- Chapitre III : ce chapitre présente une introduction aux méthodes d'analyses de texture, les filtres concernés par l'analyse de texture spatio-fréquentielle précisément les filtres de Gabor, ainsi qu'un exposé des masques de Laws.
- Chapitre IV : ce chapitre est un résumé des résultats expérimentaux obtenus par ces deux méthodes de discrimination de textures ainsi que les différentes discussions jugées importantes pour évaluer ces deux principes d'évaluation des différentes textures.

Nous terminons par une conclusion générale.

# Chapitre I : Généralités sur le traitement d'images.



## **I.1 Préambule :**

L'image constitue l'un des moyens les plus importants qu'utilise l'homme pour communiquer avec autrui, par exemple l'homme des cavernes décrivait et conservait ses exploits sur les roches.

De ce fait, le traitement d'image suscite un intérêt croissant à mesure que l'image s'impose comme support et source d'informations privilégiées et 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.

Sur l'échelle d'observation visuelle, une image est une représentation bidimensionnelle d'objets tridimensionnelles de natures diverses. Dans notre cas, l'image étant considérée numérique, son analyse est un domaine qui permet de soustraire de l'information à partir de ses caractéristiques. Ces dernières étant multiples, on abordera de façon détaillée la texture.

## **I.2 Image numérique :**

On désigne sous le terme d'image numérique toute images acquise, créée, traitée ou stockée sous forme binaire (suite de zéro et de un).

- Acquise par des convertisseurs analogique-numérique situés dans des dispositifs comme les scanners, les appareils photo ou les caméscopes numériques, les cartes d'acquisition vidéo (qui numérisent directement une source comme la télévision) ;
- Créée directement par des programmes informatiques, grâce à une souris, des tablettes graphiques ou par de la modélisation 3D.
- Traitée grâce à des outils Graphiques, de façon à la transformer, à en modifier la taille, les couleurs, d'y ajouter ou d'en supprimer des éléments, d'y appliquer des filtres variés, etc. ;
- stockée sur un support informatique (disquette, disque dur, CD-ROM...).

De ce fait, une image numérique est une fonction à support discret et borné et à valeurs discrètes. Le support est multi dimensionnelle en générale 2D ou 3D. Les valeurs peuvent être scalaires (images en niveau de gris) ou bien vectorielles (imagerie multi composantes, imagerie couleur).

## **I.3 Types d'image numérique et leurs codages :**

On retrouve trois types d'images fondamentaux : l'image noir et blanc, l'image en niveau de gris et l'image couleur.



**Figure I.1 :** Type d'images, à gauche une image couleur, au milieu une image noir et blanc, à droite une image en niveau de gris.

L'information est codée en binaire. Le support évolue mais le principe reste le même : Un même élément peut se trouver dans deux états différents stables. Il constitue une mémoire élémentaire ou bit. Conventionnellement, on attribue le symbole 0 à l'un de ces deux états et le symbole 1 à l'autre.

On peut dire alors qu'à l'aide de 1 bit on a deux possibilités 0/1 ou noire/blanc.

Si le nombre de bit est  $n$  alors on aura  $2^n$  possibilités de codage.

### **I.3.1 Codage d'une image en noire et blanc (binaire) :**

Une image binaire est une matrice rectangulaire dont le nombre de niveaux de gris est réduit aux deux éléments 0 et 1, ou le niveau 0 représente le noir absolu et le niveau 1 représente le blanc. On n'utilise dans ce cas qu'un seul bit pour coder le niveau de gris. Chaque pixel est soit noir soit blanc.

Ce type de codage peut convenir pour un plan ou un texte mais on voit ces limites lorsqu'il s'agit d'une photographie.

### **I.3.2 Codage d'une image en niveau de gris :**

Le niveau de gris est la valeur de l'intensité lumineuse en un point. Le pixel peut prendre des valeurs allant du noir au blanc en passant par un nombre fini de niveaux intermédiaires. Donc pour représenter les images en niveau de gris on peut attribuer à chaque pixel de l'image une valeur correspondante à la quantité de lumière renvoyée. Le nombre de niveau de gris dépend du nombre de bit utilisé pour décrire la valeur de chaque pixel de l'image. Plus ce nombre est important plus les niveaux possibles sont nombreux.

Si on code chaque pixel en 2 bits on aura 4 possibilités qui peuvent s'exprimer ainsi : noir, gris foncé, gris clair et blanc mais en générale le pixel est codé sur un octet c'est-à-dire 8 bits on a alors 256 possibilités (on dit 256 niveau de gris).

### **I.3.3 Codage d'une image couleur :**

La commission internationale de l'éclairage (CIE) a fixé conventionnellement un système de référence dit RVB (rouge, vert, bleu), qui consiste en la reproduction de presque toutes les couleurs existantes par la combinaison de ces trois composantes primaires.

Il existe plusieurs modes de codage de la couleur. Le système RVB suit généralement un codage qui consiste à coder chaque couleur sur un octet (8 bits) ce qui code chaque pixel sur 3 octets c'est-à-dire 24 bits, le rouge de 0 à 255, le vert de 0 à 255, le bleu de 0 à 255 ; On obtient alors  $256 \times 256 \times 256 = 16777216$  offrant ainsi plus de 16 millions de couleurs différentes.

#### I.4 Caractéristiques d'une image numérique :

L'image est un ensemble structuré d'information caractérisé par les paramètres suivants :

##### I.4.1 Pixel :

Les pixels sont les plus petits éléments constitutifs d'une image numérique. Le nom de « pixel », abrégé px, provient de l'expression anglaise Picture élément, qui signifie « élément d'image » ou point élémentaire.

Un pixel est généralement rectangulaire ou presque carré. Il présente une taille comprise entre 0,18mm et 0,66 mm de côté.

Un pixel est l'association d'une position  $(x)$  à un niveau de gris  $I(x)$ , noté par le doublet  $(x, I(x))$ .



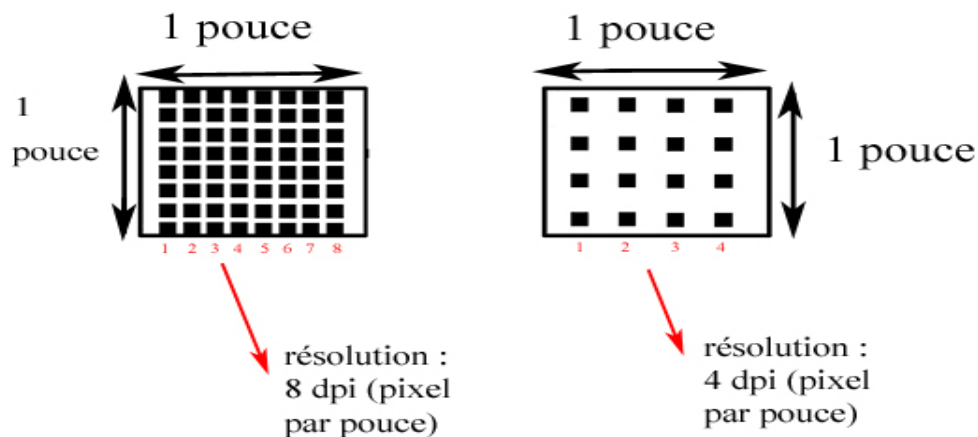
*Figure I.2 : Illustration des pixels.*

##### I.4.2 Taille :

Celle-ci se présente sous forme d'une matrice de  $n$  ligne et  $p$  colonnes. Le nombre de lignes de cette matrice multiplié par le nombre de colonnes nous donne la dimension ou la taille qui est le nombre de pixel de l'image.

### I.4.3 Résolution :

C'est la clarté ou la finesse de détails atteints par un moniteur ou une imprimante dans la production d'images. La résolution donc définit le nombre de pixels par unité de longueur. C'est en fait la densité des pixels de l'image. On utilise aussi le mot résolution pour désigner le nombre total de pixels affichables horizontalement ou verticalement sur un moniteur. Plus le nombre est grand, plus la résolution est meilleure. Pour mieux définir la résolution, nous donnons l'exemple d'une image de 2000 pixels sur 3000 (6 Mega pixels) qui aura toujours le même nombre de pixels, qu'elle que soit la taille qu'on lui donne ensuite. Un appareil photo numérique ayant une définition de 10 Mega pixels (environ 3888x2592 pixels) pourra simplement offrir une taille plus importante à résolution égale. C'est aussi pour ça qu'une image mieux définie (plus de pixels) pourra être plus agrandie. Les images présentées ci-dessous font toujours la même taille, à gauche comme à droite (1 pouce sur 1 pouce), seule sa résolution a été réduite. La densité de pixel de l'image de droite est deux fois moindre que celle de gauche.



*Figure I.3 : Images à différentes résolutions*

En ce qui concerne les images numériques, la résolution s'exprime en PPI (pixel per inch) ou PPP (Pixel par pouce) alors que pour le cas d'une impression sur une imprimante, elle se détermine en DPI (dot per inch) ou PPP (point par pouce).

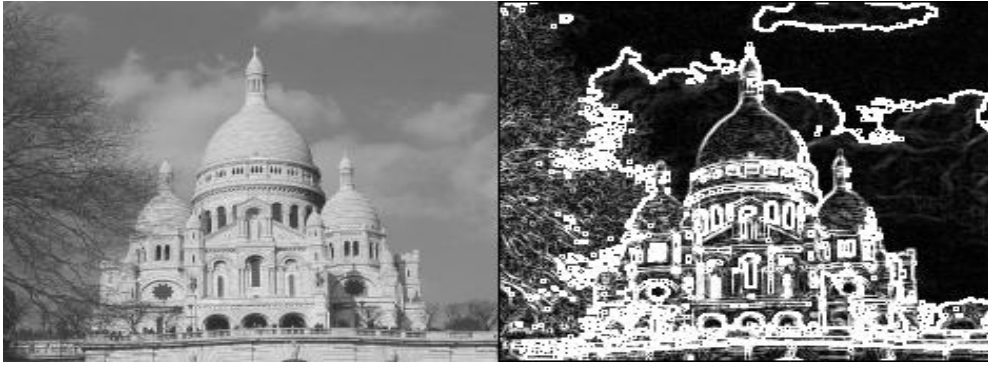
### I.4.4 Luminance et Contraste :

C'est l'opposition marquée entre deux régions d'une image plus précisément entre les régions sombres et les régions claires de cette image. Le contraste est défini en fonction des luminances de deux zones d'images. Si  $L_1$  et  $L_2$  sont les degrés de luminosité respectivement de deux zones voisines  $A_1$  et  $A_2$  d'une image le contraste  $C$  est défini par le rapport :

$$\text{➤ } C = \frac{L_1 - L_2}{L_1 + L_2} \quad (I.1)$$

### I.4.5 Contour :

Les contours représentent la frontière entre les objets de l'image, ou la limite entre deux pixels dont les niveaux de gris représentent une différence significative, comme le montre la figure qui suit.



*Figure I.4 : Exemple de détection de contour par le filtre de Sobel.*

#### **I.4.6 Région :**

Ensemble connexe de pixels ayant une ou plusieurs propriétés communes. Les contours représentent les frontières entre les régions d'une image.

#### **I.4.7 Texture :**

Dans le domaine du traitement de l'image et de la vision, il n'existe pas de définition satisfaisante de la texture [8].

La notion de texture est utilisée pour traduire un aspect homogène de la surface d'un objet sur une image. La texture se manifeste donc par une information qui permet de la décrire qualitativement à l'aide des objectifs suivants : fine, lisse, grossière, tachetée, granuleuse, marbrée, régulière, ou irrégulière, etc.

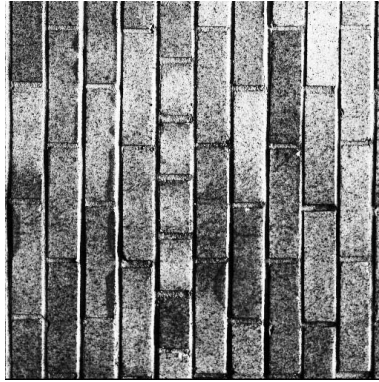
**Unser :** définit la texture comme étant une structure disposant de certaines propriétés spatiales homogènes et invariantes par translation.

**Harralick :** offre une définition en décrivant une texture comme un phénomène à deux dimensions. La première concernant la description d'élément de base ou primitives (le motif) à partir desquels est formée la texture; la deuxième dimension est relative à la description de l'organisation spatiale de ces primitives.

D'après [4] ces définitions sont rarement génériques et portent plutôt sur un des aspects ou une des applications de la notion de texture.

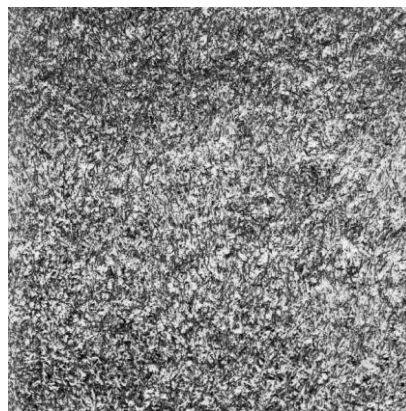
Il existe trois grands types de texture :

- **Textures périodiques :** elles sont formées de primitives arrangées d'une façon particulière, le motif de base se répète alors de manière régulière, on parle de texture ordonnées.



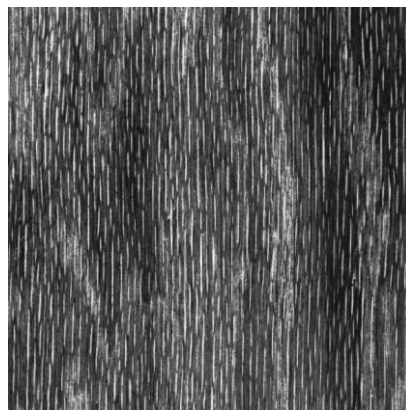
**Figure I.5 :** *Une texture structurée extraite de la base Brodatz.*

- **Textures aléatoires :** elles semblent totalement désordonnées. Il est alors impossible d'isoler un motif de base.



**Figure I.6 :** *Une texture aléatoire extraite de la base Brodatz.*

- **Textures directionnelles :** elles ne sont pas totalement aléatoires et ne présentent pas d'éléments structurant de base. Elles se caractérisent essentiellement par certaines orientations.

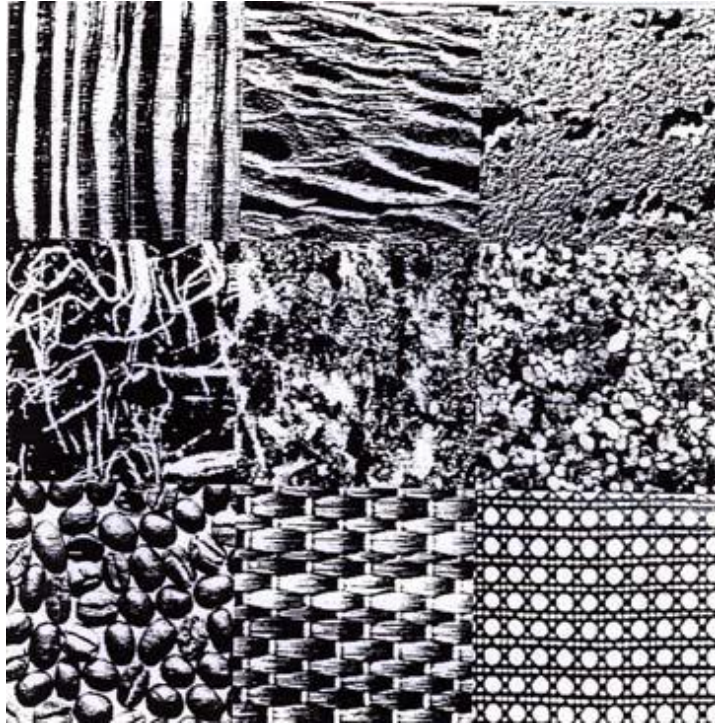


**Figure I.7 :** *Une texture directionnelle extraite de la base Brodatz.*

Mais une texture n'est jamais strictement périodique ni totalement aléatoire et les deux modèles se complètent naturellement [15].

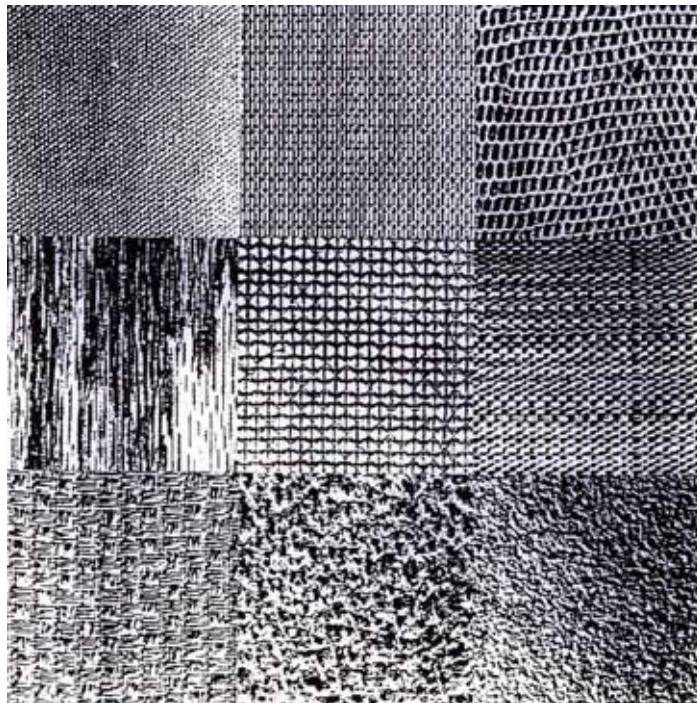
En pratique, on distingue deux grandes classes de textures qui correspondent à deux niveaux de perception :

**Les macrotextures :** présentent un aspect régulier sous forme de motifs répétitifs spatialement placés selon une règle précise (exemple : peau de lézard, mur de briques).



*Figure I.8 : Exemples de macrotextures [22].*

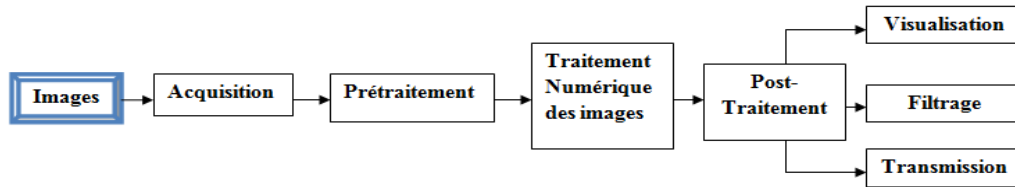
**Les microtextures :** présentent des primitives « microscopiques » distribuées d’une manière aléatoire (exemple : sable, laine tissé, herbe.)



*Figure I.9 : Exemples de microtextures [22].*

## **I.5 Architecture d’un système de traitement d’images :**

Un système de traitement numérique d'image est composé de plusieurs parties à savoir l'acquisition de l'image son analyse numérique précédée d'un prétraitement et suivi d'un poste de traitement puis sa visualisation ou son stockage ou tout simplement sa transmission.



*Figure I.10 : Schéma synoptique d'un système de traitement d'images.*

### I.5.1 Acquisition :

L'acquisition consiste d'abord, en la transformation d'ondes optiques représentant la scène qu'on souhaite prendre en image en signaux électriques capables d'être traités par un système électronique, puis en numérisation de ces signaux pour être traités par des systèmes informatiques. La numérisation se décompose en deux opérations : l'échantillonnage et la quantification. L'échantillonnage consiste à transformer le signal continu en une suite d'échantillons ou points élémentaires pixels. L'effet de l'échantillonnage sur une image est une pixellisation de l'image comme le montre la figure suivante.



256 x 256 pixels

64 x 64 pixels

16 x 16 pixels

*Figure I.11 : Images à différent nombre de pixel.*

La quantification consiste à mesurer les amplitudes des échantillons, et les coder sur un certain nombre de bits. L'effet de la quantification sur l'image s'illustre par la figure qui suit.



*Figure I.12 : Images à différents codages des niveaux de gris.*

### **I.5.2 Le prétraitement et le post-traitement :**

Le prétraitement est la première étape du traitement de l'information visuelle. Son but est d'améliorer la perception de certains détails et de réduire le bruit de certains défauts notamment causés par les capteurs. Il permet aussi de faciliter l'analyse d'une image en renforçant la ressemblance entre pixels appartenant à des régions identiques et la dissemblance entre régions différentes.

Le prétraitement est nécessaire notamment dans les cas suivants :

- L'image est bruitée.
- Le contraste n'est pas suffisant.
- L'éclairage de l'image n'est pas uniforme.

**Les méthodes les plus utilisées sont :**

- Modification de l'histogramme.
- La réduction du bruit.
- Le rehaussement de contraste.
- Le filtrage

### **I.5.3 traitement numérique de l'image :**

Le traitement d'image est l'ensemble des méthodes qui permet de décrire quantitativement le contenu d'une image. Les traitements applicables aux images sont nombreux et souvent sont en fonction du domaine d'application. Nous citons la convolution et la segmentation car c'est les concepts utilisés dans notre application.

- **convolution :**

La convolution est liée à la notion de filtrage. En traitement d'image, la convolution est l'opérateur de base du traitement linéaire des images. Elle sera abordée avec plus de détails au deuxième chapitre.

- **segmentation :**

La segmentation selon le dictionnaire est la division d'une unité anatomique en plusieurs éléments. En imagerie, elle consiste à partitionner l'image en zones homogènes selon un critère choisi (niveau de gris, texture, etc.) afin d'extraire l'information utile sachant que l'application visée influe sur la méthode de segmentation adoptée.

Mathématiquement on peut la modéliser de la façon suivante :

Soit une image  $I$ , la segmentation consiste à créer une partition de l'image  $I$  en sous-ensembles  $R_i$  appelés régions tel que

➤  $\forall i R_i \neq \emptyset$  (I.2)

➤  $\forall i, j; i \neq j; R_i \cap R_j = \emptyset$  (I.3)

➤  $I = \cup R_i$  (I.4)

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 disjointes.

Comme le montre la figure qui suit.



**Figure 1.13 :** Exemple de segmentation d'image, à droite image originale, à gauche image segmenté en 4 classes.

#### **I.5.4 Visualisation, stockage et transmission :**

Tout système de traitement d'image est doté d'un dispositif de visualisation qui permet l'affichage des images.

L'utilisation des différents types de reconstituteurs permet de transformer le signal numérique qui est la matrice image en un signal analogique visible par l'œil de l'observateur. Pour cela, différents types peuvent être employés : moniteur vidéo, clichés photographiques etc. dans tous les cas et pour chaque échantillon de l'image numérique, on recrée un nouvel élément d'image ou un nouveau pixel dont on choisit la forme de façon à reconstituer une image analogique qui soit la plus proche possible de l'image avant numérisation compte tenu des erreurs introduites lors de l'acquisition, de la numérisation et de la transmission.

En effet, l'image peut être transmise vers une station d'archivage ou de traitement qui peut être différente de la station d'acquisition.

L'image numérisée et traitée peut aussi être archivée en la stockant sur des supports destinés à cet effet comme par exemple des bandes magnétiques, les disques durs, etc.

## **I.6 discussion :**

Un ensemble de paramètres caractérisant l'image et permettant d'intervenir sur cette dernière de différentes façons selon le ou les paramètres choisis a été abordé dans ce chapitre. La notion de texture est un outil privilégié en traitement d'images et reste toujours un domaine ouvert en recherche.

Le but de l'analyse des textures est de les décrire de façon formelle en utilisant une formulation mathématique. Une multitude de méthodes, de variantes et de combinaisons des méthodes ont déjà été proposées dans la littérature et approuvées en pratique.

Notre choix sera porté sur la méthode d'analyse de texture spatio-fréquentielle. Cette méthode sera discutée dans ce mémoire dans le but d'analyser la texture par banc de filtre de Gabor et les masques de Laws. De plus, une étude comparative sera faite. Les détails seront donnés respectivement dans les chapitres trois et quatre. Cependant, il est de rigueur de faire un état de l'art des différents filtres de base intervenant en traitement d'images basés sur le produit de convolution qui sera donné dans le prochain chapitre.

# Chapitre II : Principaux filtres intervenant en traitement d'images.



## II.1 Préambule :

Aucun système d'acquisition d'image n'est parfait : les éléments optiques ont, au mieux, des légers défauts, les capteurs numériques sont tellement fin qu'ils s'interfèrent les uns les autres, la discrétisation d'un signal nécessite une approximation, etc. C'est pourquoi une image contient toujours des pixels dont les niveaux de gris sont des aberrations par rapport aux niveaux de leurs voisins, c'est le bruit.

Les filtres sont des outils de traitement d'images dont les domaines d'applications sont nombreux. En effet, ce sont des outils très génériques : certains ont pour vocation le débruitage d'une image tandis que d'autres servent à détecter des contours d'objets, reconnaître des formes, discriminer des images ou encore caractériser une texture.

## II.2 Principes de base :

Un filtre d'image est une fonction générant une image  $I_2$  à partir d'une image originale  $I_1$ . On considère généralement qu'il en existe deux sortes :

- Les filtres linéaires comme des filtres gaussien, moyen, etc.
- Les filtres non-linéaires comme le filtre médian mais aussi les opérateurs basés sur la morphologie mathématique.

On s'intéresse dans ce chapitre aux filtres linéaires basés sur le produit de convolution.

### II.2.1 Le filtrage linéaire d'une image (la convolution):

En pratique, on manipule des filtres « indépendants du temps » (stationnarité sur toute l'image) ce qui permet d'utiliser le produit de convolution, noté (\*), d'une image par un noyau ou masque.

Pour définir un filtre linéaire mathématiquement, on se donne deux espaces vectoriels  $X$  (entrée) et  $Y$  (sortie) munis d'une topologie séquentielle et un opérateur  $A$  linéaire qui, à un signal  $e \in X$  dit signal d'entrée, associe un signal  $s \in Y$  appelé signal de sortie :

$$A : e \rightarrow s := A(e) \quad (II.1)$$

Un filtre linéaire est un système linéaire continu qui vérifie les propriétés suivantes :

- Il est invariant dans le temps : si  $T_a : x \rightarrow x(-a)$  est l'opérateur de translation alors

$$T_a A = A T_a \quad (II.2)$$

- Cette propriété est équivalente à la causalité.

Filtrer une image consiste à convoluer sa fonction d'intensité  $I(x, y)$  avec une fonction  $h(x, y)$  appelée réponse impulsionnelle du filtre.

$$I'(x, y) = h(x, y) * I(x, y) \quad (II.3)$$

$$I'(x, y) = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} h(u, v) I(x - u, y - v) du dv, \quad (II.4)$$

$$I'(x, y) = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} h(x - u, x - v) I(u, v) du dv \quad (II.5)$$

Dans le cas discret :

$$I'(x, y) = \sum_{u=-H/2}^{+H/2} \sum_{v=-H/2}^{+H/2} h(u, v) I(x - u, y - v). \quad (II.6)$$

Où H correspond à la dimension du masque de filtrage.

On peut utiliser dans le cadre des images numériques un tableau de X lignes et de Y colonnes qui réserve une place pour ranger la valeur de chaque pixel de l'image. Ainsi l'image numérique étant une carte de pixels, on peut identifier chaque pixel par ses coordonnées X et Y.

En mathématique, ce genre de tableau s'appelle une matrice, et les mathématiciens disposent d'outils pour effectuer des calculs sur les matrices, comme l'addition, la multiplication, etc.

Un produit de convolution est un opérateur mathématique qu'on utilise pour multiplier des matrices entre elles.

Par exemple, nous mettons en jeu deux matrices très différentes: la matrice image, très grande (par exemple 512 x 512, ce qui représente 262144 pixels) et une matrice plus petite qu'on appelle le noyau parce que c'est le "cœur" de tous les changements qui vont affecter l'image.

Le noyau va donc agir sur chacun des pixels, c'est à dire sur chacun des éléments de la matrice "image".

$$i = \begin{pmatrix} i(1,1) & \dots & i(1, m) \\ \vdots & i(x, y) & \vdots \\ i(n, 1) & \dots & i(n * m) \end{pmatrix} * k = \begin{pmatrix} k(1, 1) & k(1, 2) & k(1, 3) \\ k(2, 1) & k(2, 2) & k(2, 3) \\ k(3, 1) & k(3, 2) & k(3, 3) \end{pmatrix}$$

L'image est représentée par la matrice [i] composée de n\*m éléments. Le noyau est quant à lui composé de la matrice carrée [k] de 3x3 éléments. Appliquer un filtre de convolution consiste à multiplier chacun des pixels de la matrice [i] par le noyau [k]; Pour calculer la valeur d'un pixel I(x, y) de la matrice image, on multiplie sa valeur par celle du pixel central du noyau K(2,2) et on additionne ensuite la valeur des produits des pixels adjacents. Il reste ensuite à diviser le résultat par le nombre d'éléments du noyau, cette dernière opération n'appartient pas au produit de convolution proprement dit, mais elle est nécessaire pour maintenir la dynamique de l'image (différence entre le niveau du pixel le plus élevé et le plus faible) ainsi que sa linéarité.

## II.2.2 Le gradient d'une image :

Le gradient d'une image est le vecteur  $\nabla I(x, y)$  défini par :

$$\nabla I(x, y) = \left( \frac{\partial I(x, y)}{\partial x}, \frac{\partial I(x, y)}{\partial y} \right) \mathbf{t} \quad (II.7)$$

Il est donc caractérisé par un module m et une direction  $\theta$  dans l'image :

$$m = \sqrt{\left( \frac{\partial I(x, y)}{\partial x} \right)^2 + \left( \frac{\partial I(x, y)}{\partial y} \right)^2} \quad (II.8)$$

$$\theta = \arctan \left( \frac{\frac{\partial I(x,y)}{\partial y}}{\frac{\partial I(x,y)}{\partial x}} \right). \quad (II.9)$$

La direction du gradient maximise la dérivée directionnelle  
 La dérivée de  $I(x, y)$  dans une direction donnée  $d$  s'écrit :  $\nabla I(x, y) \cdot d$ .  
 Le gradient d'une image filtrée :

$$\nabla I'(x, y) = \nabla (I(x, y) * h(x, y)) = \nabla I(x, y) * h(x, y) = I(x, y) * \nabla h(x, y) \quad (II.10)$$

### II.2.3 Le laplacien d'une image :

Le laplacien d'une image d'intensité  $I(x, y)$  est défini par :

$$\nabla^2 I(x, y) = \frac{\partial^2 I(x, y)}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 I(x, y)}{\partial y^2} \quad (II.11)$$

Il est invariant aux rotations de l'image.

Le laplacien est souvent utilisé en amélioration d'images pour accentuer l'effet de contour :

$$I'(x, y) = I(x, y) - c \nabla^2 I(x, y) \quad (II.12)$$

Le laplacien d'une image filtrée :

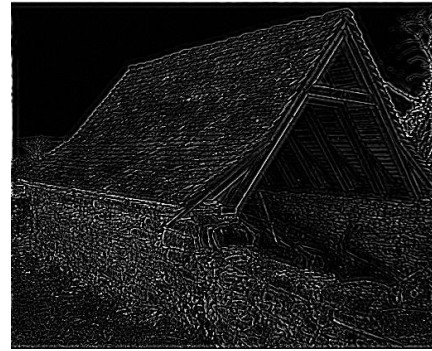
$$\Delta I'(x, y) = \Delta I(x, y) * h(x, y) = I(x, y) * \Delta h(x, y) \quad (II.13)$$

### II.3 Le filtre passe haut :

L'application principale des produits de convolution est la création des filtres « passe haut » et « passe bas ». Un filtre « passe haut » favorise les hautes fréquences spatiales, comme les détails, et de ce fait, il améliore le contraste. Un filtre « passe haut » est caractérisé par un noyau comportant des valeurs négatives autour du pixel central. Les masques les plus répandus pour le filtre passe haut sont :

$$i1 = \begin{pmatrix} 0 & -1 & 0 \\ -1 & 5 & -1 \\ 0 & -1 & 0 \end{pmatrix}, \quad i2 = \begin{pmatrix} -1 & -1 & -1 \\ -1 & 9 & -1 \\ -1 & -1 & -1 \end{pmatrix}, \quad i3 = \begin{pmatrix} 1 & -2 & 1 \\ -2 & 5 & -2 \\ 1 & -2 & 1 \end{pmatrix}.$$

La figure qui suit illustre le résultat d'un filtrage passe haut sur une image.



**Figure II.1 :** filtrage passe haut, à gauche l'image originale et à droite l'image avec filtre passe haut [13].

#### II.4 Le filtre passe bas :

Les filtres « passe bas » agissent en sens inverse des filtres « passe haut ». Les résultats sont un adoucissement des détails et la réduction du bruit granuleux.



**Figure II.2 :** filtrage passe bas, à gauche l'image originale et à droite l'image avec filtre passe [13].

Le masque à convoluer avec l'image désirée peut être défini de façon générale par une fonction de voisinage, comme suit :

$$H_b = \left( \frac{1}{b+2} \right)^2 \begin{bmatrix} 1 & b & 1 \\ b & b^2 & b \\ 1 & b & 1 \end{bmatrix} \quad (II.14)$$

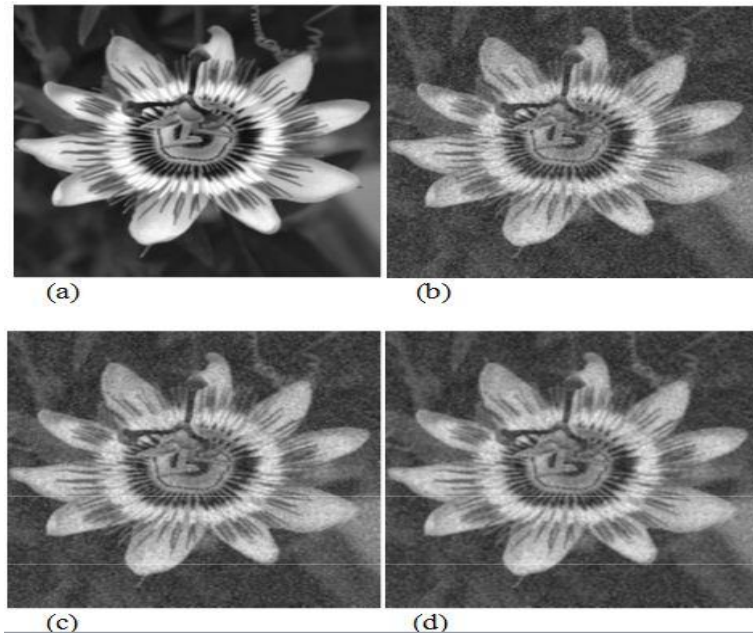
Où  $\left( \frac{1}{b+2} \right)^2$  est un facteur de normalisation.

Si on attribue la valeur (1 ou 2) à b dans  $H_b$ , on obtient respectivement un filtre moyen et filtre gaussien, cas particuliers de filtre passe bas.

#### II.5 Le filtre moyen :

C'est un cas particulier de filtre de convolution « passe-bas » qui remplace chaque pixel par la moyenne des valeurs des pixels adjacents et du pixel central.

Il peut être un masque 3\*3, 5\*5, 7\*7, les résultats obtenus avec ces masques s'illustrent dans la figure qui suit.



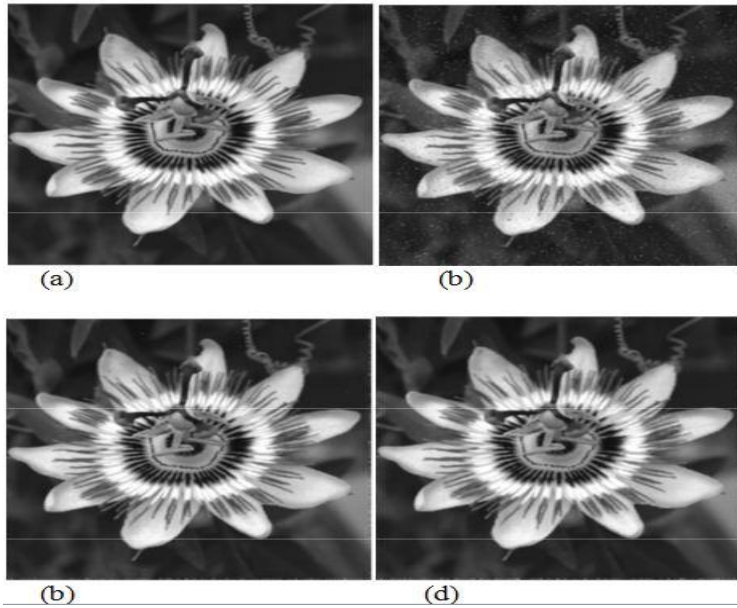
**Figure II.3 :** filtre moyen, (a)image originale, (b) image avec filtre moyen masque 3\*3, (c) avec un masque 5\*5 et (d) avec un masque 7\*7 [13].

## II.6 Le filtre médian :

Le filtre médian n'est pas à proprement parler un produit de convolution, mais sa mise en œuvre sur l'image est assez similaire puisqu'un noyau est appliqué sur l'image et collecte les valeurs des pixels.

La valeur médiane d'une série est par définition celle qui sépare l'échantillon en deux parties de population égale. Cette valeur va donc remplacer la valeur originale.

Le résultat obtenu avec ce filtre est l'élimination des pixels isolés d'une valeur très différente de leur entourage tout en évitant de créer un flou trop important dans l'image. Par contre, à cause de ses propriétés non-linéaires, il peut ne pas préserver les qualités photométriques et astrométriques de l'image originale.



**Figure II.4 :** filtre médian, (a) l'image originale, (b) l'image avec filtre médian masque 3\*3, (c) avec un masque 5\*5 et (d) avec un masque 7\*7 [13].

## II.7 Le filtre LAPLACIEN :

Le filtre Laplacien est un filtre de convolution particulier utilisé pour mettre en valeur les détails qui ont une variation rapide de luminosité. Le Laplacien est donc idéal pour rendre visible les contours des objets, d'où son utilisation dans la reconnaissance de formes dans des applications militaires, puis civiles.

D'un point de vue mathématique, le Laplacien est une dérivée d'ordre 2, à deux dimensions. Sa formulation est :

$$L(x, y) = \frac{\partial^2 I(x, y)}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 I(x, y)}{\partial y^2} \quad (II.15)$$

Dans le cas du traitement d'image, l'image de départ  $I(x, y)$  n'est pas une fonction continue, mais une fonction discrète à cause de la numérisation effectuée. Mais on peut tout de même obtenir la dérivée seconde en bonne approximation.

Il existe trois noyaux typiques de taille 3x3 qui peuvent remplir ce rôle :

Laplacien discret (-4)

0	-1	0
-1	4	-1
0	-1	0

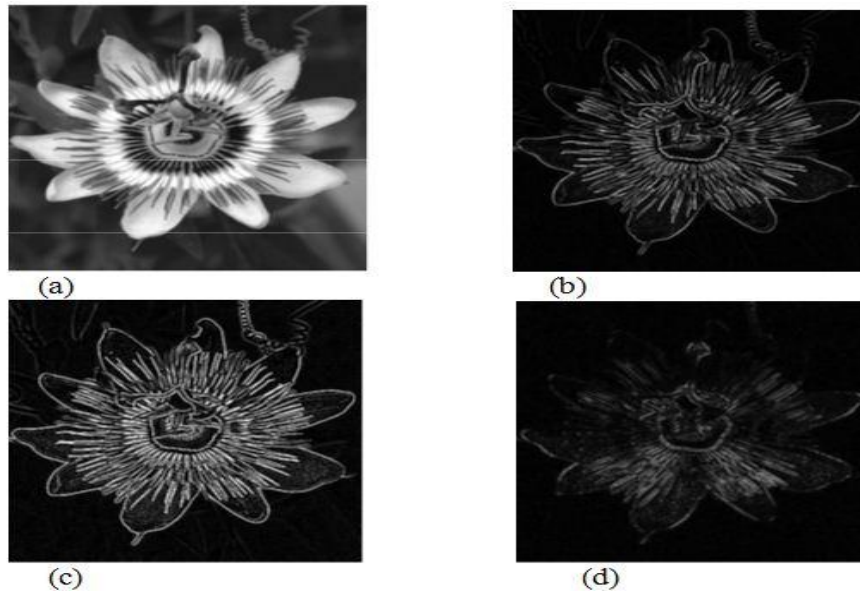
laplacien discret (-8)

-1	-1	-1
-1	8	-1
-1	-1	-1

laplacien de robinson

1	-2	1
-2	4	-2
1	-2	1

**Figure II.5 :** différents masques laplacien de taille 3\*3.



**Figure II.6 :** filtre laplacien, (a) image original, (b) l'image avec filtre laplacien masque 3\*3, (c) avec un masque 5\*5 et (d) avec un masque 7\*7 [13].

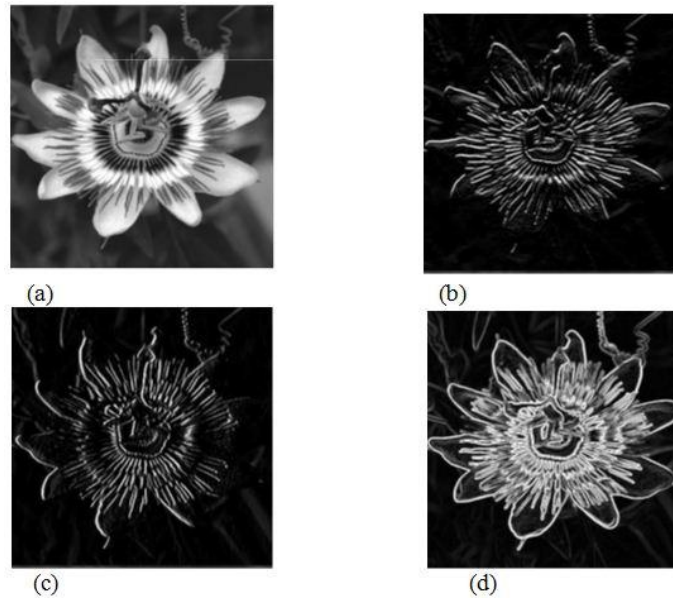
Un détail est à noter : la somme de tous les éléments du noyau d'un filtre Laplacien est toujours nulle, ce qui implique que ce filtre n'est PAS un filtre linéaire.

## II.8 Le filtre GRADIENT :

Dans les exemples précédents, les filtres ont des propriétés isotropes, c'est à dire que les propriétés de leur noyau de convolution sont identiques dans toutes les directions. Un gradient permet de visualiser les variations d'un phénomène, ainsi, un dégradé de couleur peut s'appeler un gradient de couleur.

Mais il est parfois intéressant d'avoir à mettre en avant des détails qui changent selon une direction donnée. Dans ce but, on utilise des filtres de type gradient qui est en fait une dérivée partielle le long d'une direction particulière, en général l'un des deux axes cartésiens X ou Y de l'image.

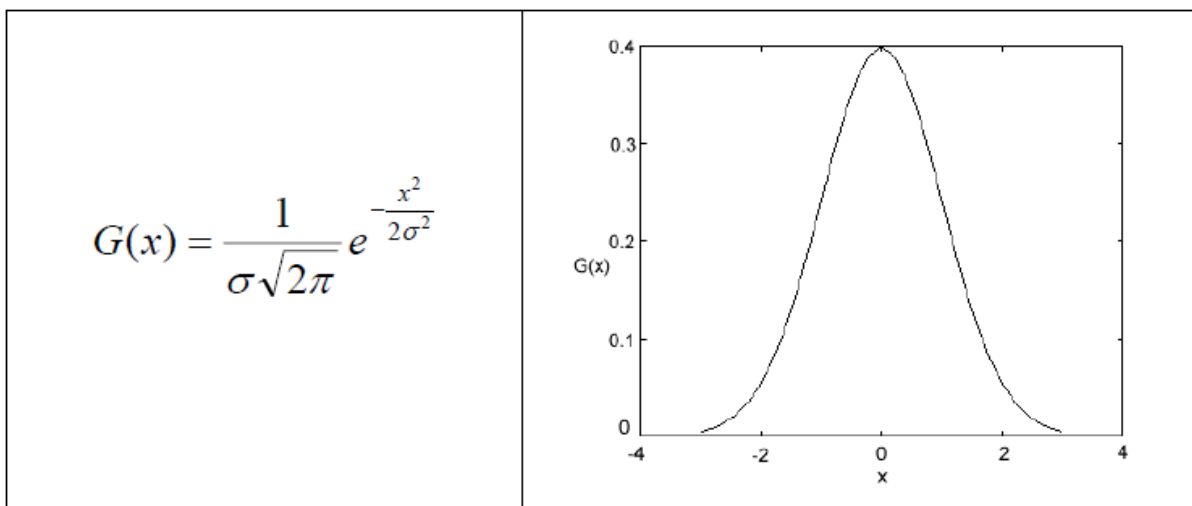
Le filtre est à nouveau basé sur un produit de convolution dont l'effet visible est un effet de relief qui permet de visualiser de faibles variations de luminosité.



**Figure II.7 :** filtre gradian, (a) l'image original, (b) l'image avec filtre gradian masque 3\*3, (c) avec un masque 5\*5 et (d) avec un masque 7\*7 [13].

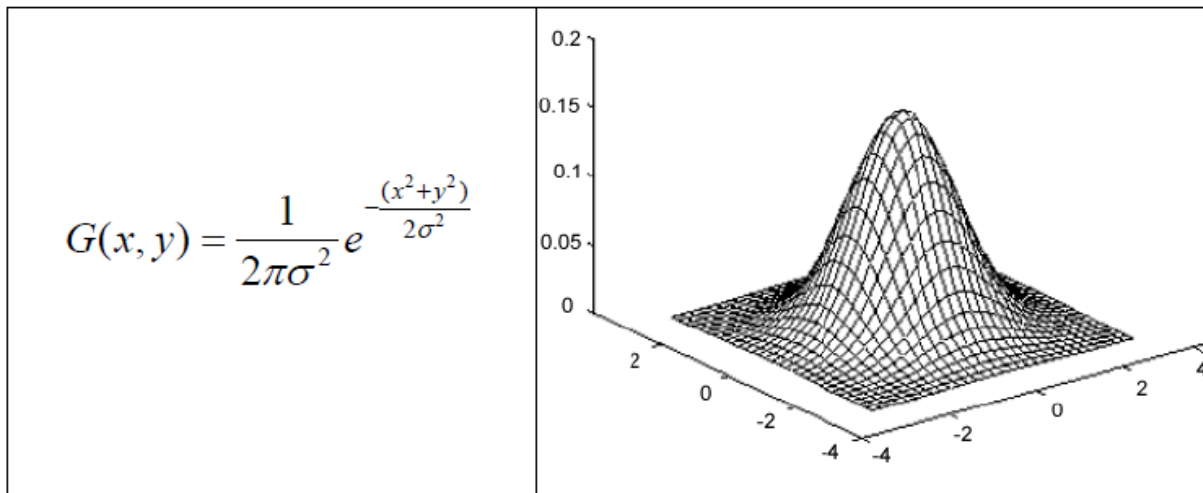
## II.9 Le filtre GAUSSIEN :

Le filtre Gaussien est un filtre isotrope spécial avec des propriétés mathématiques bien précises. La fonction Gaussienne est très commune dans la nature. C'est par exemple la fonction qui décrit le mieux une étoile déformée par la turbulence. La fonction Gaussienne est aussi souvent utilisée dans les distributions statistiques. Elle est définie par la fonction  $G(x)$  :



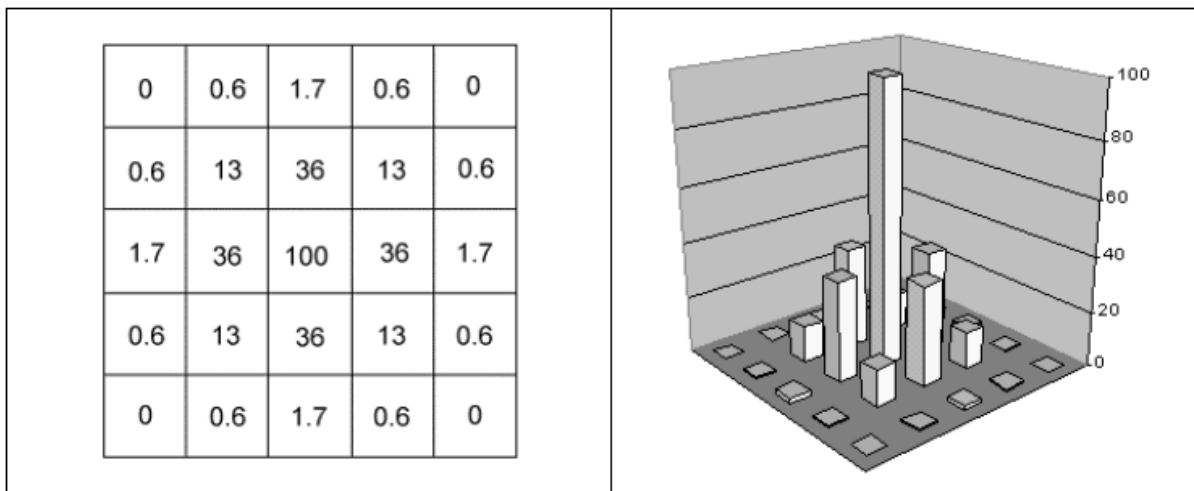
**Figure II.8 :** la fonction gaussienne à une dimension et sa représentation.

Dans le traitement d'images, on traite des données à deux dimensions (X et Y). On introduit donc une fonction gaussienne à deux dimensions  $G(x, y)$  :



**Figure II.9 :** la fonction gaussienne à deux dimensions et sa représentation.

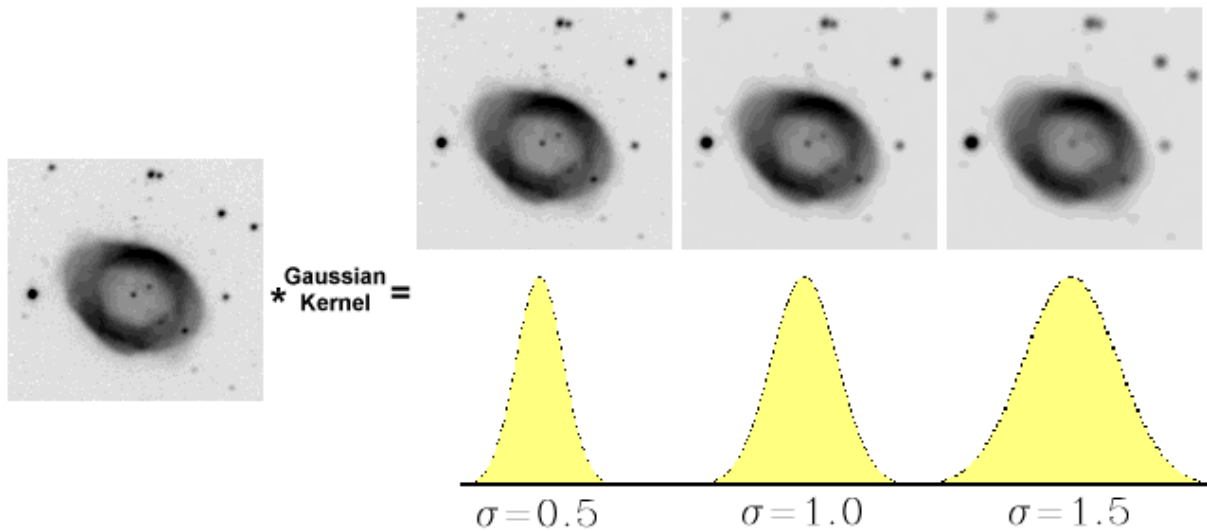
Le paramètre sigma s'appelle la déviation standard et détermine la largeur de la cloche Gaussienne. Etant donné que les images numériques sont composées de valeurs discrètes, le noyau gaussien sera composé aussi de valeurs discrètes:



**Figure II.10 :** exemple de noyau gaussien de taille 5\*5 et sa représentation.

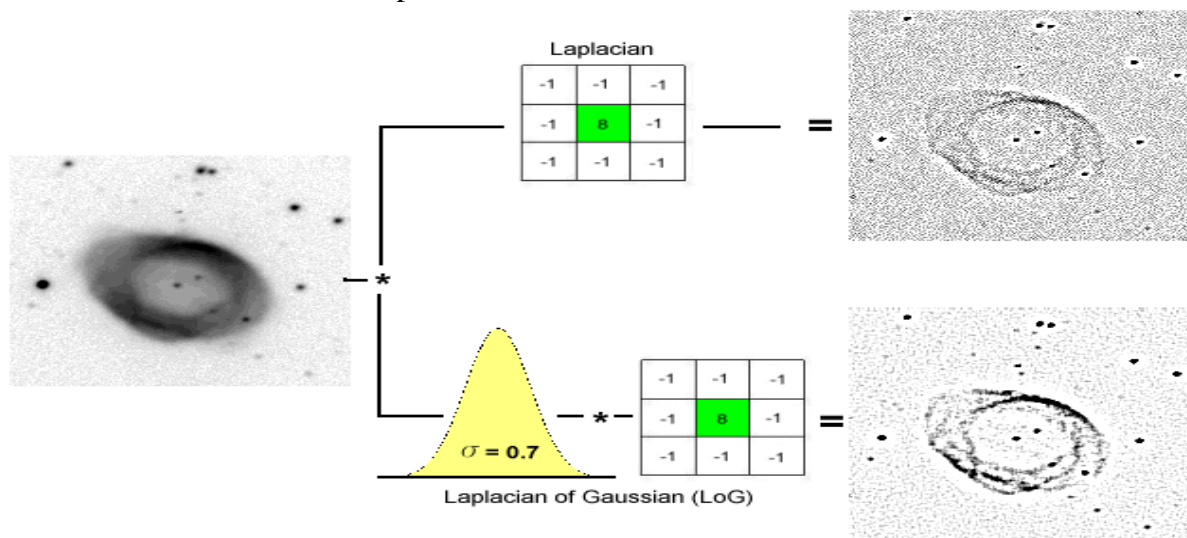
L'effet de ce filtre sur l'image est assez similaire au filtre moyen. Cependant, la moyenne est pondérée dans le sens où les pixels près du centre ont un effet ou un "poids" plus important que ceux qui sont situés plus loin.

En général un filtre Gaussien avec un sigma inférieur à « un » est utilisé pour réduire le bruit. Si sigma est supérieur à « un », le but est de fabriquer une image utilisée comme "masque flou". Il faut noter que plus le sigma est grand, plus la cloche Gaussienne est large et plus le flou appliqué à l'image sera marqué.



*Figure II.11 : filtrage gaussien avec des valeurs différentes de sigma.*

Les propriétés de réduction de bruit des filtres Gaussiens peuvent être utilisées en combinaison avec d'autres filtres qui au contraire génèrent du bruit, comme les filtres Laplaciens. On peut par exemple choisir d'appliquer d'abord un filtre Gaussien pour réduire le bruit, avant d'appliquer un filtre Laplacien pour détecter les points autour desquels les variations de luminosité sont importantes.



*Figure II.12 : combinaison du filtre gaussien avec le laplacien.*

C'est le cas dans cet exemple où on voit l'utilité du filtre Gaussien dans le processus de traitement puisqu'il permet une mise en évidence plus marquée des régions à forte variation de luminosité.

## **II.10 Discussion :**

Ce chapitre est un recueil des principaux filtres intervenants dans le traitement d'images.

Ces filtres sont basés sur un produit de convolution, leurs masques agissent sélectivement sur les fréquences pour les sélectionner, en vue de les amplifier ou de les réduire dans le but d'apporter les améliorations nécessaires selon l'application et le domaine visés.

Le prochain chapitre portera sur les filtres de Gabor et de Laws en analyse de texture.

# Chapitre III : Présentation des filtres de Gabor et Laws en analyse de texture.



### **III.1 Introduction à l'analyse de texture :**

L'analyse de texture réfère dans [11] à la discipline de l'analyse d'images qui s'intéresse à la description des caractéristiques de l'image par des attributs texturaux. Nous définissons dans ce qui suit les méthodes d'analyse de texture retrouvées en littérature, en rappelant que pour notre étude nous tenons compte de la méthode d'analyse spatio-fréquentielle.

#### **❖ Méthodes structurelles :**

Cette approche suppose que les surfaces étudiées sont composées d'éléments de bases arrangés selon une loi de placement. Les étapes d'analyse sont d'abord l'identification des éléments constitutifs, puis la définition des règles de placement. Dans [19], il a été montré que cette méthode est applicable à l'étude de texture régulière.

#### **❖ Analyse spectrale :**

Cette analyse permet de mettre en évidence des correspondances entre les domaines spectral et spatial. Ainsi, le spectre d'une texture régulière de structure grossière (respectivement fine) est concentré dans les basses (respectivement hautes) fréquences. On obtient le spectre usuellement en utilisant la transformée de Fourier 2D. Cette analyse a montré l'absence de la périodicité et de la direction privilégiée au sein des textures. Ainsi, elle a confirmé le caractère aléatoire de ces textures.

#### **❖ Approche multi-niveaux :**

L'analyse d'image à différentes échelles est née de la nature même des images qui contiennent des objets de diverses tailles placés à diverses distances de l'observateur. Le principe de cette approche est d'étudier la texture à différents niveaux de résolution. La transformée en ondelettes et le modèle pyramidal sont les deux procédés les plus utilisés dans l'analyse multi-niveaux.

#### **❖ Géométrie fractale :**

En analyse de texture, la dimension fractale, qui est une mesure du degré d'irrégularité d'un objet, décrit une certaine propriété de la texture. Le modèle fractal est basé essentiellement sur l'estimation par des méthodes spatiales de la dimension fractale de la surface représentant les niveaux de gris de l'image.

#### **❖ Modélisation :**

Cette méthode suppose que l'image, présentée par l'ensemble de niveaux de gris, est une réalisation d'un champ de variables aléatoires. L'étude statistique des relations entre un pixel et son voisinage permet de définir un modèle de la texture. Les deux modèles les plus utilisés sont : les modèles autorégressifs (AR) et les champs de Markov. D'après [19], ces modèles ne sont pas efficaces pour la macro texture.

#### **❖ Matrices de cooccurrence :**

Les matrices de cooccurrence constituent une représentation simple des relations spatiales inter-pixels. On peut dériver de la matrice de cooccurrence des caractéristiques de la texture, comme l'énergie, l'entropie, le contraste, l'homogénéité et la corrélation. De ce principe, Haralick a mis au point quatorze attributs texturaux.

#### **❖ Analyse spatio-fréquentielle :**

Cette technique offre la possibilité de mettre en évidence des propriétés locales sur une zone d'intérêt dans une image. Le principe d'extraction de données spatio-fréquentielles des textures consiste en la convolution de l'image avec un banc de filtres prédéfinis. A partir de ces résultats, un calcul de statistiques locales est effectué et le vecteur de paramètres texturaux est obtenu par combinaison de ces statistiques. Les bancs usuels sont les masques de Laws et les filtres de Gabor 2D que nous détaillons dans ce qui suit. Il est dit dans [15] que cette analyse est particulièrement efficace pour l'étude de textures périodiques.

## III.2 Présentation du filtre de Gabor :

Un filtre de Gabor est souvent décrit comme un filtre linéaire dont la réponse impulsionnelle est une sinusoïde modulée par une fonction gaussienne (également appelée ondelette de Gabor). Il porte le nom du physicien anglais d'origine hongroise Dennis Gabor.

### III.2.1 Origine de formulation :

L'analyse spectrale et la décomposition d'un signal ont toujours trouvé leur place dans l'analyse des données dans le domaine du traitement du 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.

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 définie par :

$$\mathbf{f}(\mathbf{w}) = \int_{-\infty}^{+\infty} \mathbf{f}(\mathbf{x}) \exp(-i\mathbf{w}\mathbf{x}) \, d\mathbf{x} \quad (\text{III.1})$$

$\mathbf{f}(\mathbf{x})$  : Signal à traiter.

$\mathbf{W}$  : pulsation (rd/s).

A partir de la transformée de Fourier du signal, 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 « Denis Gabor » a défini une nouvelle décomposition en introduisant une fenêtre spatiale  $g(x)$  dans la formule de la transformée de Fourier :

$$\mathbf{gf}(\mathbf{w}, \mathbf{u}) = \int_{-\infty}^{+\infty} \mathbf{f}(\mathbf{x})\mathbf{g}(\mathbf{x} - \mathbf{u}) \exp(-i\mathbf{w}\mathbf{x}) \, d\mathbf{x} \quad (\text{III.2})$$

$\mathbf{U}$  : translation de la fenêtre.

$\mathbf{g}(\mathbf{x} - \mathbf{u})$  : Fonction introduisant la notion de fenêtre de Gabor (en déplacement sur tout le domaine de définition du signal à analyser).

### III.2.2 La réponse impulsionnelle du filtre de Gabor :

- **Cas 1D :** la réponse impulsionnelle d'un filtre de Gabor est le produit d'une gaussienne et d'une exponentielle complexe. En 1D, l'expression d'un filtre de Gabor est donnée par :

$$h(x) = \frac{1}{\sigma_x \sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma_x^2}\right) \exp(j2\pi u_{x0}x) \quad (\text{III.3})$$

Où  $\sigma_x$  est l'écart-type de la gaussienne (la constante spatiale du filtre)  
Et  $u_{x0}$  la fréquence centrale du filtre (la fréquence radiale du filtre).

- **Cas 2D :** dans ce cas le filtre de Gabor est défini par une gaussienne bidimensionnelle modulée par une fonction sinusoïdale plane. L'expression du filtre de Gabor 2D est donnée par :

$$f(x, y) = \frac{1}{\sigma_x \sigma_y 2\pi} \exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma_x^2} - \frac{y^2}{2\sigma_y^2}\right) \exp(j2\pi(u_{x0}x + u_{y0}y)) \quad (\text{III.4})$$

L'enveloppe gaussienne:

$$g(x, y) = \frac{1}{\sigma_x \sigma_y 2\pi} \exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma_x^2} - \frac{y^2}{2\sigma_y^2}\right) \quad (\text{III.5})$$

Où  $\sigma_x$  et  $\sigma_y$  sont les écart-types respectivement le long des axes  $x$  et  $y$ , (ou les constantes spatiales du filtre), elles déterminent la largeur du filtre.

$u_{x0}$  et  $u_{y0}$  sont les fréquences centrales respectivement suivant  $x$  et  $y$  (les fréquences radiales du filtre suivant  $x$  et  $y$ ).

L'écriture de cette expression peut être modifiée en passant du repère cartésien à un repère polaire où :

$$\text{La fréquence centrale du filtre est } u_0 = \sqrt{u_{x0}^2 + u_{y0}^2} \quad (\text{III.6})$$

$$\text{L'angle entre l'axe des abscisses et le module } u_0 \quad \theta = \arctan \frac{u_{x0}}{u_{y0}} \quad (\text{III.7})$$

$$f(x, y) = \frac{1}{\sigma_x \sigma_y 2\pi} \exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma_x^2} - \frac{y^2}{2\sigma_y^2}\right) \exp(j2\pi u_0 (x \cos\theta + y \sin\theta)) \quad (\text{III.8})$$

- **Cas 2D modifié :** on constate que l'expression de l'équation (III.8) n'est pas adaptée lorsque la distribution Gaussienne n'est pas isotrope ( $\sigma_x \neq \sigma_y$ ) car la sinusoïde est orientée mais pas la gaussienne.

Pour corriger ce problème, il suffit d'orienter la Gaussienne d'un même angle  $\theta$ . Ainsi on obtient une nouvelle expression (Equation (III.9)).

$$h(x, y) = \frac{1}{\sigma_x \sigma_y 2\pi} \exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma_x^2} - \frac{y^2}{2\sigma_y^2}\right) \exp(j2\pi u_0(x \cos\theta + y \sin\theta)) \quad (\text{III.9})$$

$$\text{Avec : } X = x \cos\theta + y \sin\theta \quad (\text{III.10})$$

$$Y = -x \sin\theta + y \cos\theta \quad (\text{III.11})$$

$\theta$  : L'angle de rotation de  $[x, y]$  par rapport à  $(x, y)$ , il donne l'orientation de l'enveloppe Gaussienne  $g(x, y)$ .

➤ Pour un filtre orienté à  $0^\circ$  ( $\theta = \theta_0$ ) à symétrie paire et une partie réelle, on aura :

$$h(x, y) = \exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma_x^2} - \frac{y^2}{2\sigma_y^2}\right) \cos(2\pi u_0 x) \quad (\text{III.11})$$

➤ Le filtre de Gabor à symétrie paire et à orientation non nulle ( $\theta \neq 0$ ) est donné par la formule suivante :

$$h(x, y) = \exp\left\{-\frac{1}{2} \left[ \frac{(x-x_0)^2}{\sigma_x^2} + \frac{(y-y_0)^2}{\sigma_y^2} \right]\right\} * \cos(2\pi u_0 x + \varphi) \quad (\text{III.12})$$

$(x_0, y_0)$  : coordonnée du point où l'enveloppe du filtre gaussien est maximale.

$\varphi$  : est la phase de la sinusoïde par rapport à l'axe des X.

### III.2.3 Choix des paramètres du filtre de Gabor :

Les paramètres les plus importants du filtre de Gabor sont la fréquence radiale et l'orientation. Ils définissent la localisation du canal dans le plan fréquentiel. Chaque image de taille  $N \times N$ , les fréquences les plus significatives sont dans l'intervalle  $[0..N/4]$  et à la puissance 2.

Le choix des paramètres du filtre de Gabor s'inspire du fonctionnement de certains neurones du cortex visuel. Il faut adapter un compromis entre la satisfaction visuel et le choix des paramètres.

Les résultats obtenus lors des études physiologiques sur les mammifères ont montré que les cellules simples du cortex visuel ont une largeur de bande tournant aux alentours d'une octave.

Nous choisissons donc une valeur d'une octave pour la largeur de bande spectrale ( $\beta_r$ ). Lorsqu'on connaît le spectre d'une image, on observe que l'énergie se trouve concentrer à la fréquence centrale. On choisit donc une largeur de bande plus étroite lorsqu'on s'approche de la fréquence « 0 », égale à 0.7 octave. Pour la haute fréquence, comme l'information est moindre, elle prend une largeur de bande supérieure à une octave (égale à 1.3 octave).

La largeur de bande angulaire ( $\beta_\theta$ ) est de sorte que les filtres soient approximativement à juxtaposition et dépend du nombre d'orientation.

$$\beta_\theta = \frac{\pi}{n} \quad (\text{III.13})$$

$n$  : Nombre d'orientation.

En général, on prend  $\beta_r=1$  octave et  $\beta_\theta=45^\circ$ . On peut alors exprimer les écarts types  $\sigma_v$  et  $\sigma_u$  en valeur spatiale.

$$\sigma_u = \frac{u_0}{3\sqrt{2\ln 2}}, \quad \sigma_v = \frac{\tan(22,5^\circ)*u_0}{2\sqrt{2\ln 2}}$$

Les valeurs de  $u_0$  sont données par :  $\left\{ \frac{1\sqrt{2}}{N}, \frac{2\sqrt{2}}{N}, \frac{4\sqrt{2}}{N}, \dots, \frac{N\sqrt{2}}{N} \right\}$

$N$  : est la largeur d'une image en nombre de pixel.

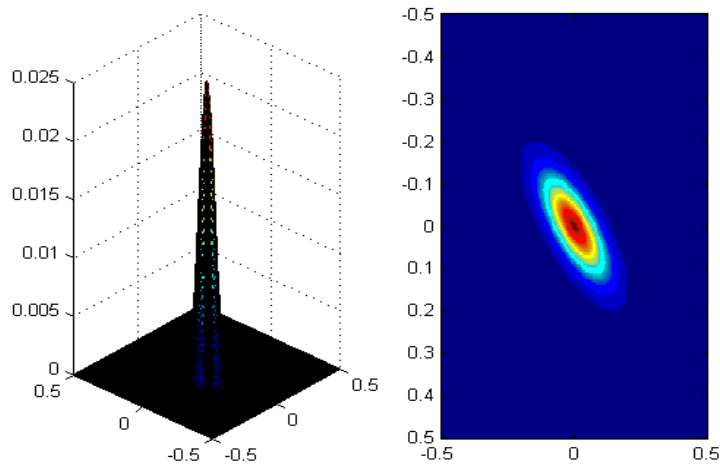
### III.2.4 Représentation graphique du filtre de Gabor :

On utilisera le logiciel Matlab pour visualiser les trois modèles des fonctions suivantes :

- ❖ Modélisation de l'enveloppe Gaussienne.
- ❖ modélisation du filtre de Gabor.
- ❖ Modélisation de la transformé de Fourier de Gabor.

#### A) Modélisation de l'enveloppe Gaussienne :

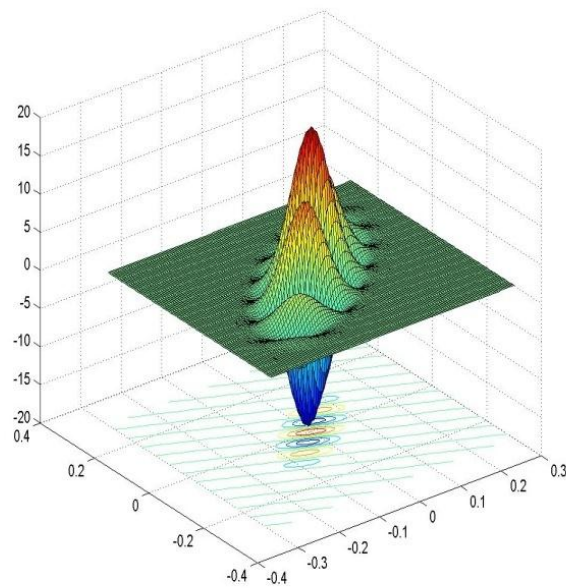
La représentation de l'enveloppe gaussienne (équation III.5) est donnée par le programme « 1 » se trouvant en annexe dont la figure résultante est donnée comme suit :



*Figure III.1 : Enveloppe Gaussienne.*

#### B) modélisation de filtre de Gabor :

Comme cité précédemment, le filtre de Gabor est constitué de l'enveloppe gaussienne module par une sinusoïdale. Cette fonction est représentée par **la figure « III.2 »** qui est donnée par **le programme « 2 »** se trouvant en annexe.

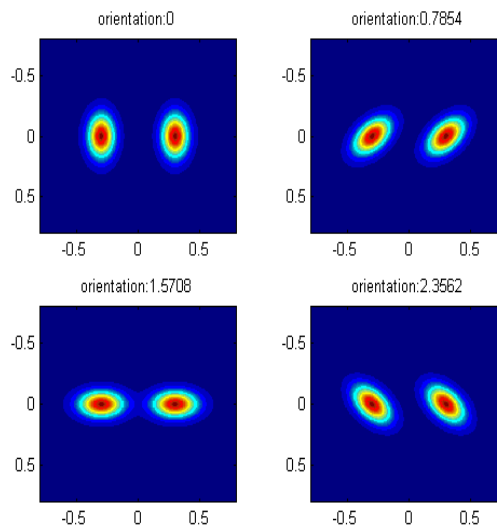


*Figure III.2 : Filtre de Gabor.*

Pour mieux comprendre le fonctionnement du filtre de Gabor, il faut tenir compte de l'effet de l'orientation du filtre.

- **Angles d'orientation :**

La figure « III.3 » illustre l'effet de l'orientation du filtre de Gabor par quatre directions de base  $[0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ]$  dans le domaine fréquentiel et qui est donné par le programme « 3 » se trouvant en annexe également.



*Figure III.3 : Filtrage de Gabor pour 4 orientations.*

- **Fréquence centrale :**

La figure « 4 » montre le champ d'action du filtre en fonction des fréquences centrales (radiales). Plus la fréquence radiale est importante, plus la détection des textures fines est bonne.

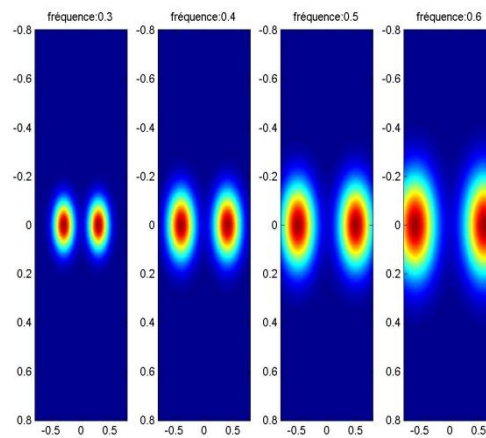


Figure III.4 : Filtre de Gabor pour des fréquences croissantes.

Si on augmente encore la fréquence, le champ d'action du filtre dépasse le support physique de l'image. Le filtre n'aura aucun effet sur l'image, d'où l'importance de lier la fréquence radiale à la taille de l'image.

Par exemple pour  $u_0 = 4$ , le filtre a presque totalement disparu, comme on le constate dans la figure suivante.

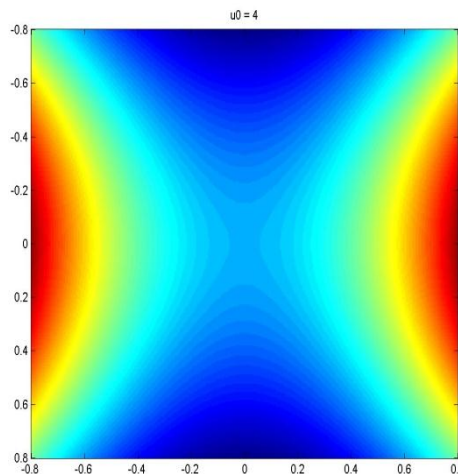
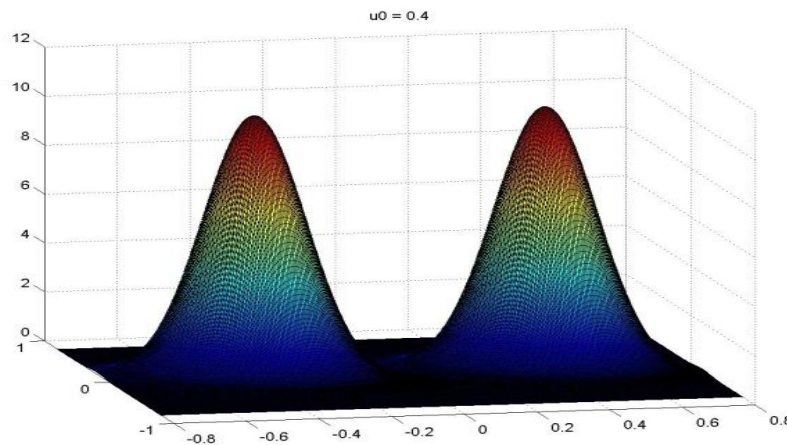


Figure III.5 : Filtre de Gabor pour une fréquence trop élevée.

### C) Modélisation de la transformé de Fourier de Gabor :

Pour cette modélisation, on utilisera l'équation (III.14), son implémentation Matlab est donnée par le programme « 4 » (voir annexe).

$$h(u, v) = A(\exp\{-\frac{1}{2}[\frac{(u-u_0)^2}{\sigma u^2} + \frac{v^2}{\sigma v^2}]\} + \exp\{-\frac{1}{2}[\frac{(u-u_0)^2}{\sigma u^2} + \frac{v^2}{\sigma v^2}]\}) \quad (\text{III.14})$$



*Figure III.6 : Transformée de Fourier du filtre de Gabor.*

### III.2.5 Résolution et taille du filtre de Gabor :

Pour le filtre de base, mis à part l'orientation, on a quatre degrés de liberté : la taille du filtre, la fréquence fondamentale et les deux écarts types ( $\sigma_x$  et  $\sigma_y$ ). Entre la taille du filtre et les écarts types 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 trois fois plus grande que les écarts types, le filtre contient au moins 87% du signal. Si la taille est quatre fois plus grande, le pourcentage est d'au moins 96% selon [23].

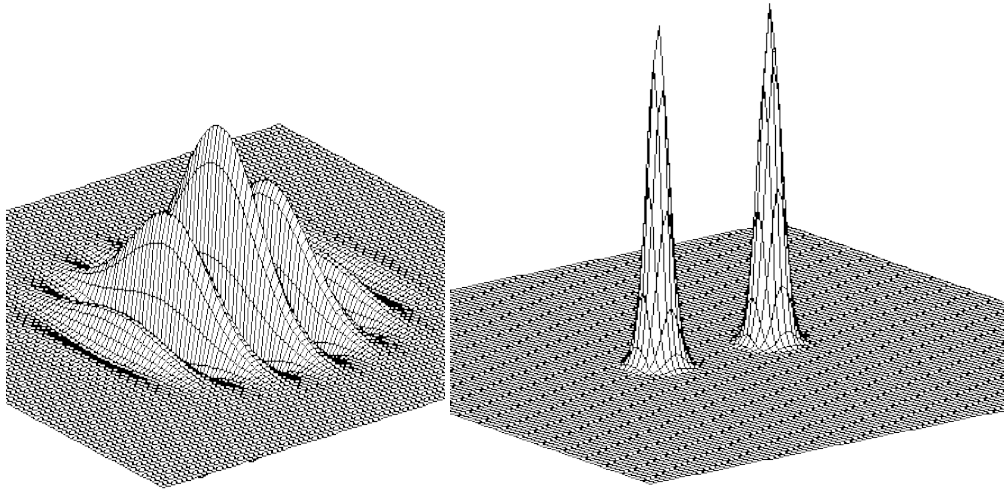
De ce fait, dans le domaine fréquentiel, le signal est représenté par deux gaussiennes le long de l'axe des fréquences, l'une centrée en  $(-u_0)$  et l'autre centrée en  $(+u_0)$

Nous remarquons que dans le cas où les écarts type ( $\sigma_x, \sigma_y$ ) sont plus grands que la taille du filtre  $N$ , la transformée de Fourier n'est plus une gaussienne mais un sinus cardinal comme représenté dans les figures III.7 et III.8.

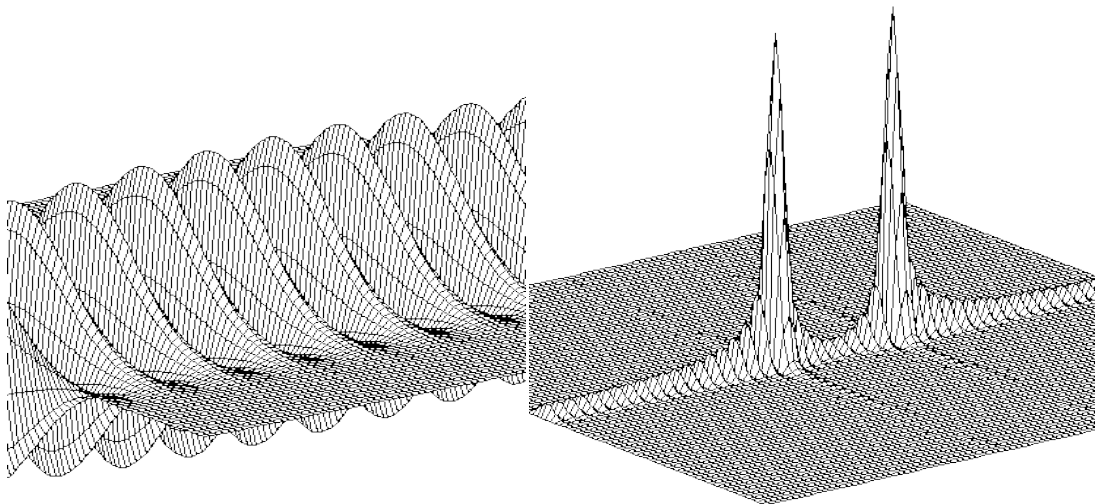
Notons que la fréquence dépend de la taille  $N$  du filtre ainsi que de sa période  $T$ .

$$u_0 = \frac{N}{T} \quad (\text{III.15})$$

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 proportionnelle 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 en temps de la gaussienne si on ne respecte pas la taille.



*Figure III.7 : Filtre de Gabor en espace et en fréquence avec des écarts types inférieur taille du filtre.*



*Figure III.8 : Filtre de Gabor en espace et en fréquence avec un écart type supérieur à la taille du filtre.*

### **III.2.6 Banc de filtre de Gabor :**

Dans le domaine fréquentiel, il est possible de créer ce qu'on appelle un banc de filtre de Gabor ou « famille de Gabor » grâce aux quatre paramètres  $\{ u_0, \theta, \sigma_x, \sigma_y \}$ .

L'aspect du filtre dépend de la fréquence, de son orientation et de ces écarts types.

- L'orientation du filtre définit la direction du filtre
- La fréquence définit la sensibilité du filtre
- Les écarts type définissent la largeur du filtre

On définit le coefficient  $\Delta \mathbf{u}/\mathbf{u}_0$ , quotient de la largeur fréquentielle sur la fréquence centrale. Il représente un indicateur de la précision relative du filtre utilisé dans une analyse multifréquence.

### III.2.7 Transformée non linéaire et moyennage d'énergie :

Une fois l'image filtrée, on lui applique une fonction non linéaire pour calculer son énergie qui consiste à faire le carré du niveau de chaque pixel. Avec cette opération, on rectifie l'image dans le sens que l'on rend positives les valeurs négatives. Après il faut estimer l'énergie en chaque pixel en utilisant la région autour de lui.

Ainsi le filtre de Gabor et cette transformation non-linéaire a pour expression :

$$\Psi(t) = \tanh(\alpha t) = \frac{1 - e^{-\alpha t}}{1 + e^{-\alpha t}} \quad (\text{III.16})$$

On définit une mesure d'énergie sur une petite fenêtre gaussienne autour de chaque pixel d'une image filtrée et passée par le filtre non linéaire, comme suit :

$$e_k(x, y) = \frac{1}{M} \sum_{(a,b) \in W_{xy}} |\Psi(r_k(a,b))| \quad (\text{III.17})$$

$r_k(a,b)$  représente la  $k^{\text{ième}}$  image filtrée,  $e_k(x, y)$  est l'énergie correspondante.

En utilisant  $e_k(x, y)$ , on peut associer à chaque pixel  $(x, y)$  de l'image originale un vecteur d'attribut  $[e_1(a,b), e_2(a,b), \dots, e_d(a,b)]$  où  $d$  est le nombre de filtres sélectionnés ou attributs.

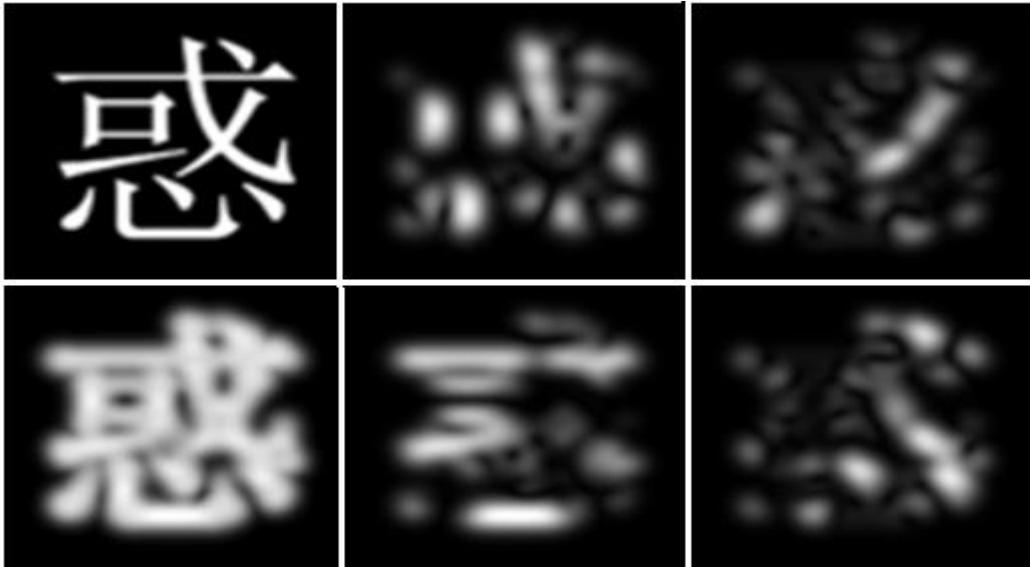
### III.2.8 Segmentation avec Gabor :

En traitement d'image, la segmentation consiste à diviser (partitionner) l'image en zones homogènes selon un critère choisi (niveaux de gris, textures, etc.), afin d'extraire l'information utile.

Selon le but recherché, on applique les filtres de Gabor de deux manières différentes :

❖ Application successive de différents filtres de Gabor avec différentes orientations comme c'est le cas des images de documents manuscrits où on obtient une carte de contours orientés composée de pixels blancs pour l'arrière-plan, et de pixels de couleurs différentes pour les contours. A chaque couleur correspond une orientation particulière.

Dans l'image qui suit, quatre filtres de Gabor correspondant aux orientations  $0^\circ$ ,  $45^\circ$ ,  $90^\circ$  et  $135^\circ$  sont appliqués dans le but de pouvoir traiter séparément les différentes cartes de Gabor obtenues.



**Figure III.9 :** Démonstration d'un filtre de Gabor appliqué à OCR chinois. Quatre orientations sont indiquées sur la droite de 0 °, 45 °, 90 ° et 135 °. L'image de caractère original et la superposition des quatre orientations sont indiquées sur la gauche respectivement haut et bas.

- ❖ Application d'un banc de filtres qui consiste en l'association d'un ensemble de filtres de Gabor permettant ainsi une couverture plus large de l'espace fréquentiel et une détection d'un plus grand nombre d'orientations dans le but d'extraire efficacement les contours de l'image.

### III.3 Présentation des masques de Laws :

Laws propose un ensemble de filtres de textures issus de son étude des méthodes basées sur la co-occurrence, la corrélation et les méthodes de statistique spatiale. Laws s'est aperçu qu'une partie des très nombreux paramètres de texture existants était suffisante pour discriminer des textures de façon satisfaisantes [14]. Laws a donc créé un ensemble de filtres unidimensionnels pour mesurer l'énergie d'une texture à l'aide des moments statistiques locaux.

Au fil du temps, les filtres de Laws considérés comme les précurseurs dans le domaine de calcul des indices de texture en utilisant une technique de filtrage linéaire par convolution ont servi de référence pour la comparaison des performances d'autres indices de texture obtenus par filtrage, par exemple avec des filtres de Gabor ou des filtres utilisant d'autres ondelettes.

#### III.3.1 présentation des filtres de Laws 3\*3 :

En 1980, Laws a introduit une nouvelle approche pour caractériser l'énergie de la texture. Pour mettre en évidence les pixels de haute énergie de texture dans l'image, il a utilisé les filtres : Gaussien, détecteur de contour et celui de Laplace. Les masques de Laws de taille 3\*3 sont obtenus par convolution conjointe des trois masques 1 × 3 de base suivants :

$$L3 = [1 \quad 2 \quad 1]$$

$$E3 = [-1 \quad 0 \quad 1]$$

$$S3 = [-1 \ 2 \ -1]$$

Les lettres initiales de ces masques indiquent respectivement : moyenne locale de niveaux de gris (Local averaging), détection de contours (Edge detection) et la détection de points (Spot détection). En fait, ces masques de base couvrent l'ensemble  $1 \times 3$  sous-espace et forment un ensemble complet de neuf masques (Tableau III.1).

$L3^T L3$	$L3^T E3$	$L3^T S3$
$\begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} -1 & 2 & -1 \\ -2 & 4 & -2 \\ -1 & 2 & -1 \end{bmatrix}$
$E3^T L3$	$E3^T E3$	$E3^T S3$
$\begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 1 & -2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & 2 & -1 \end{bmatrix}$
$S3^T L3$	$S3^T E3$	$S3^T S3$
$\begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 2 & 4 & 2 \\ -1 & -2 & -1 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 \\ -2 & 0 & 2 \\ 1 & 0 & -1 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 1 & -2 & 1 \\ -2 & 4 & -2 \\ 1 & -2 & 1 \end{bmatrix}$

*Tableau III.1 : filtres de Laws 2D de taille 3\*3.*

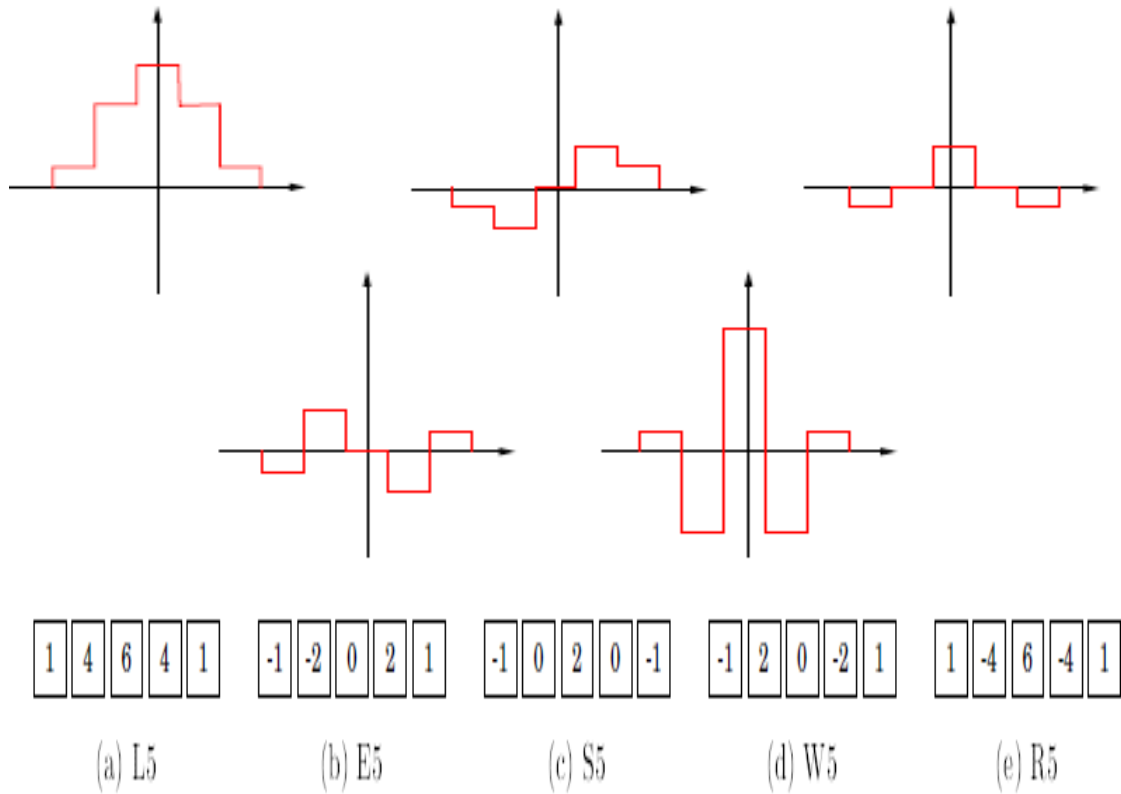
### III.3.2 Présentation des filtres de Laws 5\*5 :

Ce sont des filtres très simples qui sont appliqués dans l'espace de l'image par des masques dans l'esprit des filtres de détection de contour par masquage adapté. Les filtres sont au nombre de 25, obtenus par produit en  $x$  et  $y$  de cinq filtres de base. Leurs performances sont modestes, mais ils sont très rapides.

L5	1 4 6 4 1	Pour la détection des niveaux
E5	-1 -2 0 2 1	Pour la détection des contours
S5	-1 0 2 0 1	Pour mettre en valeurs les points isolés
W5	-1 2 0 -2 1	Pour détecter les vagues
R5	1 -4 6 -4 1	Pour détecter les ondulations

*Tableau III.2: configuration des filtres 1D de Laws de taille 1\*5.*

Les lettres L, E, S, W, R sont indiquées pour niveau (Level), contour (Edge), points (Spot), vagues (Wave), et ondulation (Ripple).



**Figure III.10 :** représentation des 5 filtres de base de Laws.

En convoluant les cinq filtres monodimensionnels entre eux deux à deux, nous obtenons 25 filtres bidimensionnels. Ces derniers sont répertoriés dans le Tableau ci dessous.

L5L5	E5L5	S5L5	W5L5	R5L5
L5E5	E5E5	S5E5	W5E5	R5E5
L5S5	E5S5	S5S5	W5S5	R5S5
L5W5	E5W5	S5W5	W5W5	R5W5
L5R5	E5R5	S5R5	W5R5	R5R5

**Tableau III.3 :** configuration des filtres de Laws en bidimensionnel.

### III.3.3 Principe de fonctionnement :

Le travail de Laws définit toute une gamme d'opérateurs de convolution à partir d'opérateurs de dérivation et de moyennes très simples, correspondant à des noyaux de

convolution à la base de taille (1\*3, 3\*1), (1\*5, 5\*1). Nous rappelons qu'un filtre de détection est le produit séparable de deux de ces filtres.

La convolution de ces filtres les uns avec les autres permet donc de générer un ensemble de filtres 2D qui fournit probablement l'une des meilleures et des plus rapides techniques de caractérisation de textures naturelles.

A partir d'une image, on calcule ( $n$ ) nouvelles images qui sont les résultats de l'image initiale par  $n$  filtres différents. On construit alors un vecteur des caractéristiques à  $n$  composantes. Chacune d'elle étant donnée par:

$$E_n = \frac{1}{IJ} \sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J (y_{n(i,j)} - \bar{y}_n)^2 \quad (\text{III.18})$$

Où  $n$  est le numéro de l'image filtrée et  $i$  et  $j$  définissent l'espace.

Pour obtenir les mesures d'énergie de la texture, il faut effectuer un moyennage local (ou un calcul de la variance locale) de la valeur absolue de la sortie des filtres. Pour cela, on utilise une fenêtre glissante de taille adéquate. Les paramètres obtenus peuvent alors être utilisés directement comme intrant d'une méthode de segmentation.

Les tests effectués par Laws sur des images Brodatz donnent de bons résultats en termes de taux de classification [14].

Il est possible d'extraire des attributs en convoluant l'image avec chacun des masques 2D. Par exemple, si le masque *L5E5* est utilisé pour filtrer l'image  $I(i, j)$ , le résultat est une image texturée notée *ITL5E5* (équation (III.19)).

$$IT(i, j)_{L5E5} = I(i, j) * L5E5 \quad (\text{III.19})$$

L'image de texture *ITL5L5* est utilisée pour normaliser le contraste de toutes les autres images de texture  $IT(i, j)$  (équation (III.20)). Cette étape rend ces descripteurs de contraste indépendants.

$$IT(i, j)_{Nor} = \frac{IT(i, j)_{L5E5}}{IT(i, j)_{L5L5}} \quad (\text{III.20})$$

Les sorties ( $IT(i, j)_{Nor}$ ) sont par la suite passées à des filtres appelés : mesureurs d'énergie de texture (TEM : Texture Energy Measure) définis par l'équation (III.21).

$$TEM(l, m) = \sum_{i=l-p}^{l+p} \sum_{j=m-p}^{m+p} \left| IT(i, j)_{Nor} \right| \quad (\text{III.21})$$

De par leur nature, ces filtres sont fortement liés à l'échelle et à l'orientation de la texture observée. Certains sont même directement dépendants du niveau de gris moyen. Ils pourraient en revanche servir de point d'entrée pour des méthodes de segmentation automatique. Pour prendre en charge plusieurs échelles, il est possible de définir les L5 E5 S5 W5 R5 pour des tailles autres que 5. Concernant la dépendance en rotation, on peut utiliser les filtres du tableau III.3 en leur appliquant des rotations selon un pas angulaire constant. Ces opérations sont considérées comme étant coûteuses en temps de calcul et la levée de la dépendance de paramètres tels que l'échelle et la rotation n'est alors effectuée que par le parcours d'un nombre important de valeurs pour ces paramètres.

### **III.4 discussion :**

Les filtres de Gabor, utilisés tels quels, permettent d'obtenir une segmentation d'une zone de l'image mais à condition de connaître précisément l'échelle de l'objet à reconnaître, l'orientation et les fréquences qui rentrent en ligne de compte pour le caractériser. Ils paraissent donc appropriés pour séparer des régions, mais moins pour les apprendre et les identifier sur de nouvelles images.

Les filtres spatiaux de Laws forment un ensemble de filtres obtenus par combinaison de trois ou cinq masques unidimensionnels de base. La combinaison d'un masque vertical et horizontal donne un des neuf (9) ou vingt-cinq (25) filtres possibles. Chacun de ces filtres a pour but de détecter un certain signal dans la texture. Ils permettent de calculer des paramètres relatifs à l'énergie de texture.

En nous appuyant sur leurs avantages et inconvénients, une étude comparative sera faite et discutée dans le prochain chapitre en mettant en évidence leur contribution en analyse de textures.

# Chapitre IV : tests et résultats.



## IV.1 Préambule :

Dans ce chapitre, nous allons présenter les résultats obtenus de l'application des filtres de Gabor et les masques de Laws sur quatre images tests.

L'application est effectuée sous l'environnement Matlab. Un logiciel interactif et convivial de calcul numérique et de visualisation graphique et de programmation.

La segmentation des images tests et des images obtenues pour les différents filtres sous Matlab est effectuée avec le logiciel « ImageJ » que nous définissons en annexe.

Notre choix s'est porté sur quatre orientations pour le filtre de Gabor et quatre masques de Laws pour lesquels nous avons élaborés deux programmes sous Matlab.

Nous expliquerons le principe de fonctionnement des deux programmes ensuite nous présenterons les résultats obtenus.

## IV.2 choix du banc de filtre de Gabor :

Les filtres de Gabor ont été appliqués suivant le programme (6) de l'annexe, en donnant différentes valeurs à la fréquence centrale (0.125, 0.25, 0.5 octaves) conformément à la largeur des bandes passantes du cortex visuel.

Pour balayer toute l'image, on donne différentes valeurs à l'orientation ( $0, \pi/4, \pi/2, 3\pi/4$ ).

Selon la qualité des résultats jugés visuellement, le banc retenu pour l'application est composé d'une fréquence centrale de 0.25 octaves et quatre orientations ( $0, \pi/4, \pi/2, 3\pi/4$ ).

Le programme (6) de l'annexe représente le filtrage par Gabor. Il contient les opérations suivantes :

- Un produit entre l'image test avec les quatre spectres du banc choisi.
- Un passage par un filtre non linéaire abrégé par « Gabor + than ».
- Un calcul des images énergies abrégé par « Gabor+ than + fenêtre ».

Les résultats seront ensuite segmentés sous l'environnement ImageJ.

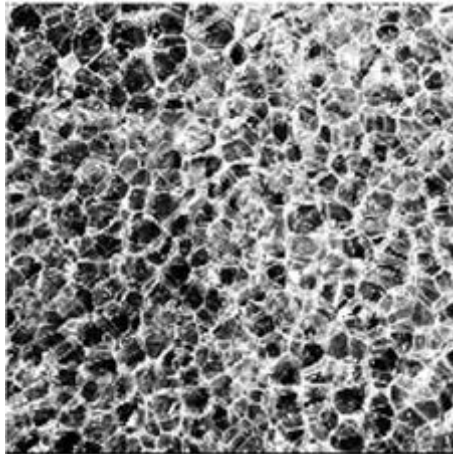
## IV.3 choix des masques de Laws :

Les masques de Laws retenus pour l'application sont L5S5, L5E5, S5E5, R5R5. L'application de ces masques sur les images test est effectuée par le programme (7) se trouvant en annexe. Le programme consiste à convoluer l'image test avec chacun de ses masques. Ensuite on calcule les images énergies (abrégé par « Laws+fenêtre orientation ») à la sortie de chaque masque selon quatre orientation ( $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$ ). La segmentation des images obtenue sera sous « ImageJ ».

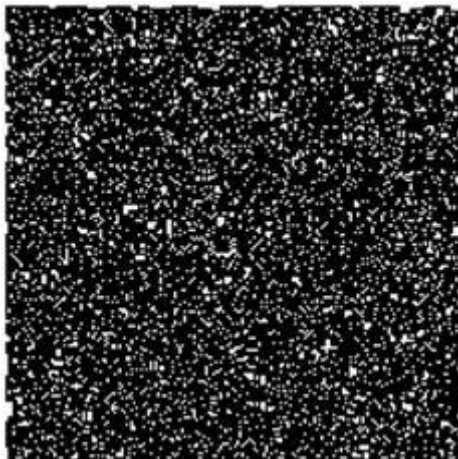
#### IV.4 Résultats :

##### A. résultats obtenues de l'image test (T1) :

L'image T1 tirée de l'album de Brodatz est une image d'alvéole, représentant une texture macroscopique de type aléatoire. Sa taille est de 512\*512 pixels.



*Figure IV.1 : image test (T1).*



*Figure IV.2 : segmentation de l'image test (T1) avec le logiciel IMAGEJ sans filtrage.*

image apres gabor orientation :0

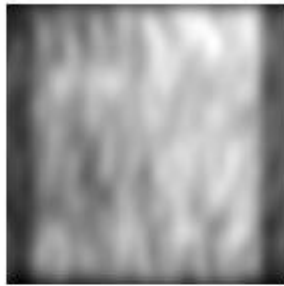


image apres gabor orientation :0.7854

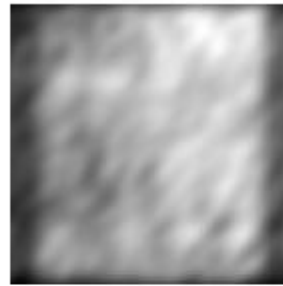


image apres gabor orientation :1.5708

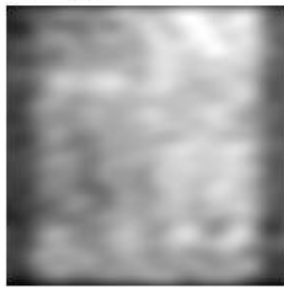
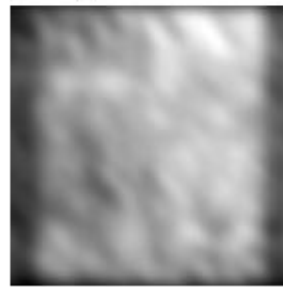
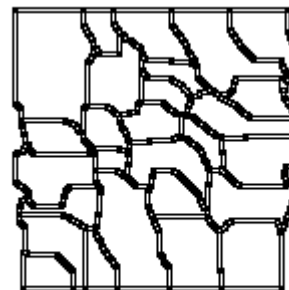
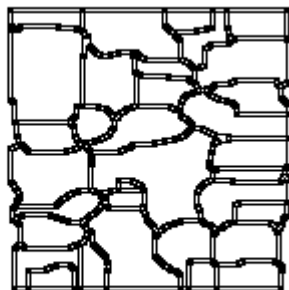
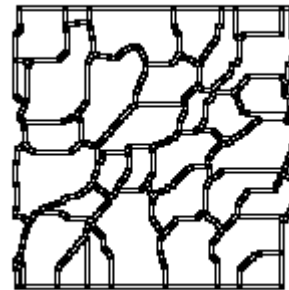
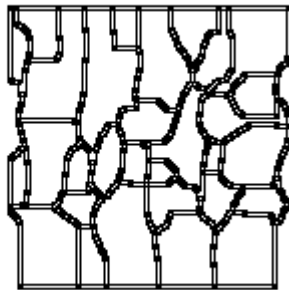


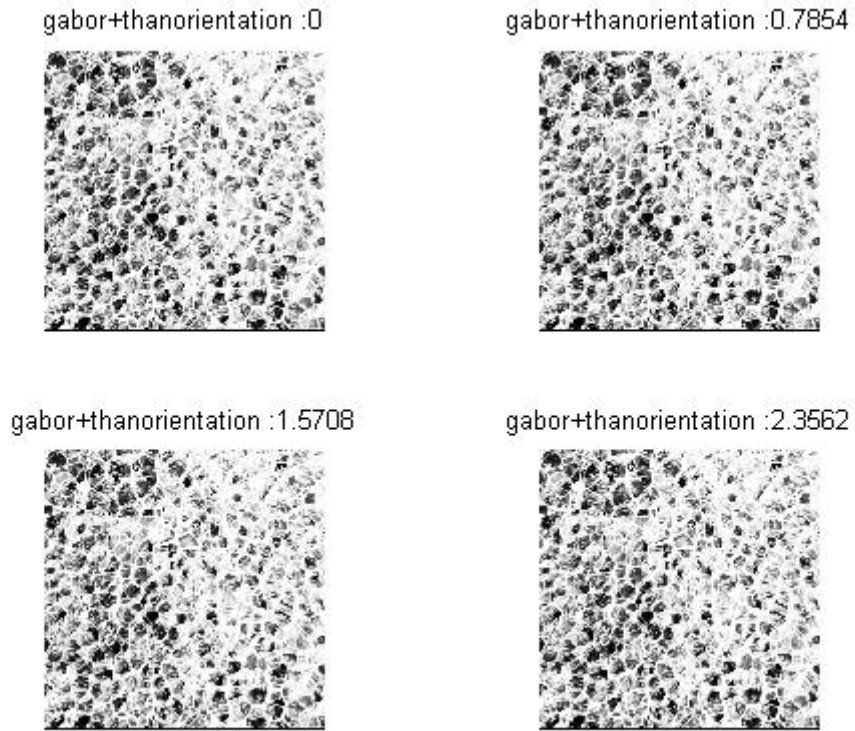
image apres gabor orientation :2.3562



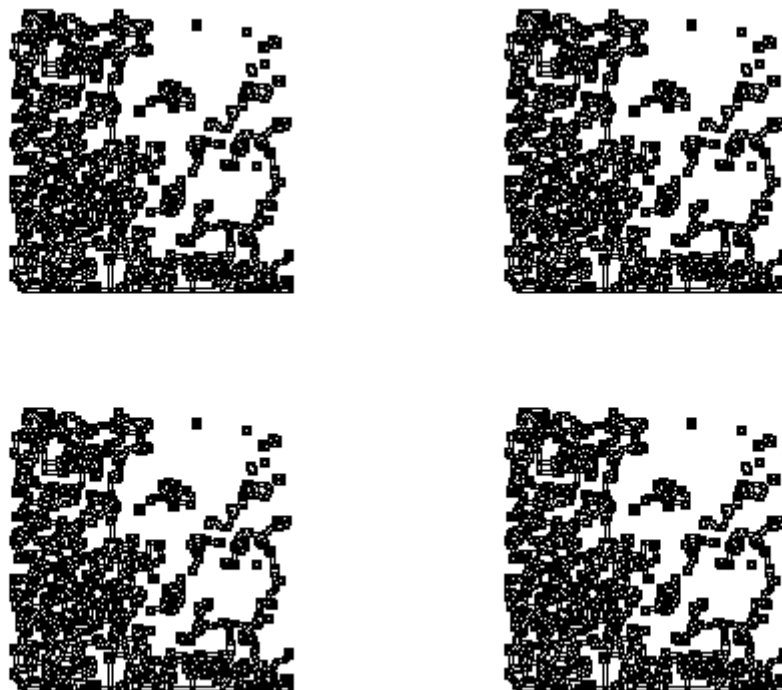
*Figure IV.3 : résultat du filtrage de Gabor sur l'image T1 pour différentes orientations.*



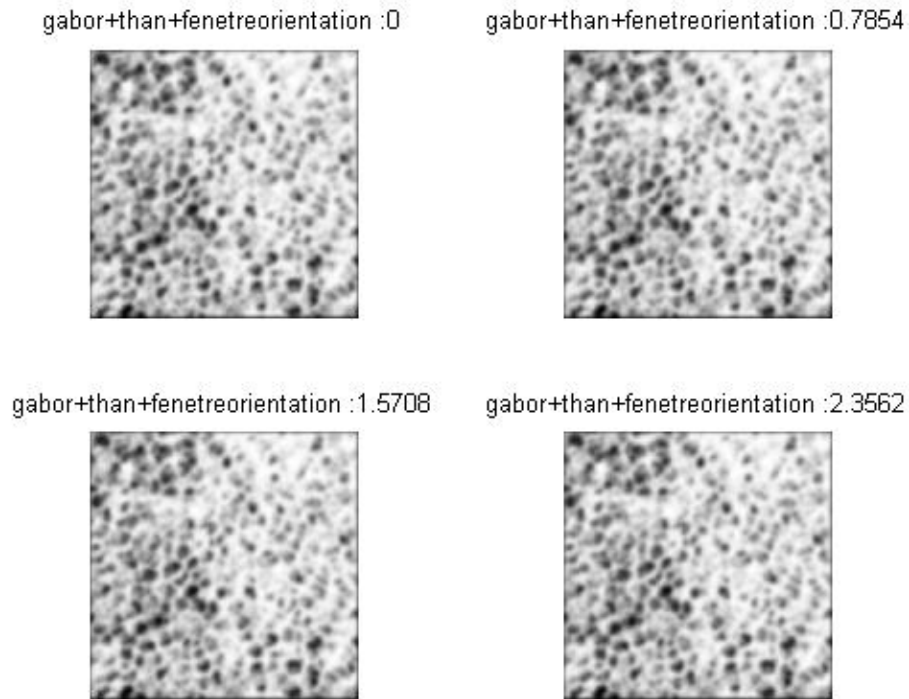
*Figure IV.4 : segmentation après filtrage (Gabor) sur l'image T1 pour les orientations (0,  $\pi/4$ ,  $\pi/2$ ,  $3\pi/4$ ).*



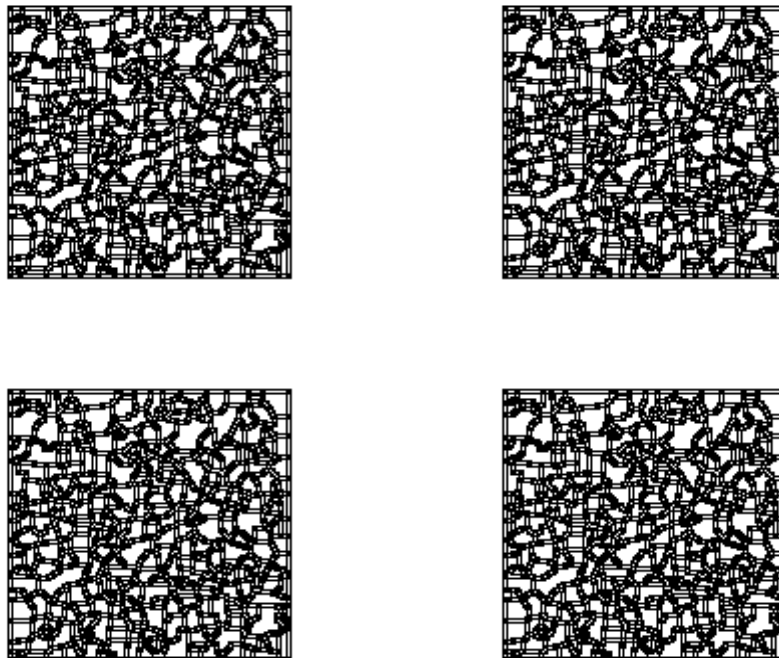
*Figure IV.5 : résultat du filtrage (Gabor+than) sur l'image T1 pour différentes orientations.*



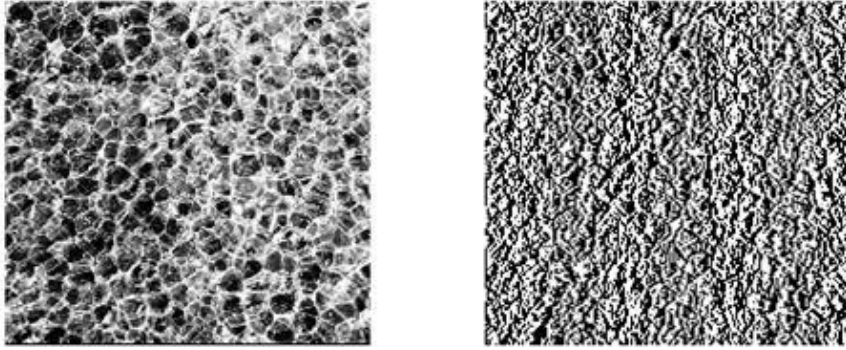
*Figure IV.6 : segmentation après filtrage de ( Gabor+than) sur l'image T1 pour les orientations(0,  $\pi/4$ ,  $\pi/2$ ,  $3\pi/4$ ).*



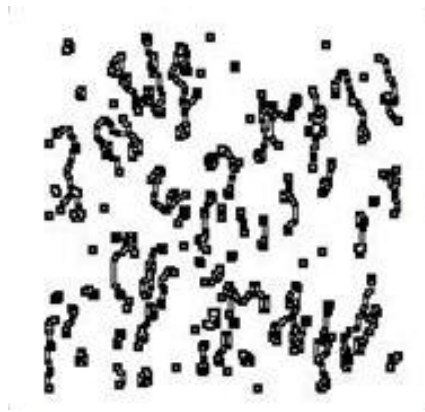
**Figure IV.7 :** résultat du filtrage ( *Gabor+than+fenetre*) sur l'image T1 pour différentes orientations.



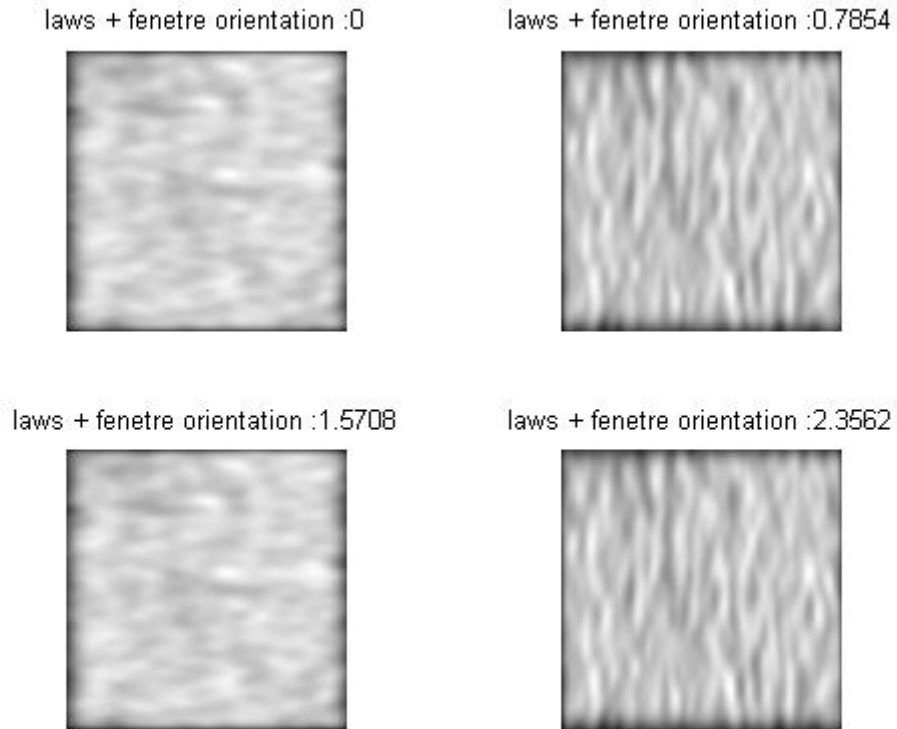
**Figure IV.8 :** segmentation après filtrage par (*Gabor+than+fenetre*) sur l'image T1 pour les orientations  $(0, \pi/4, \pi/2, 3\pi/4)$ .



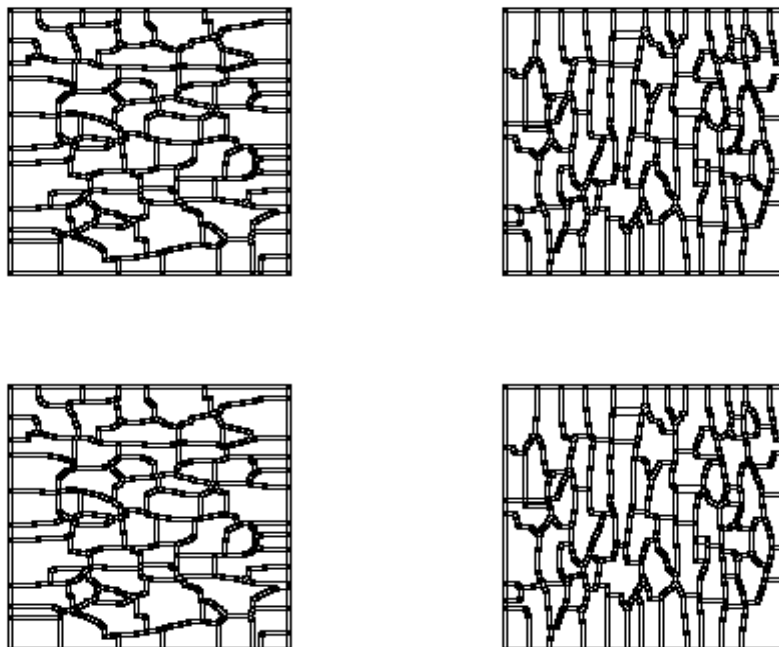
*Figure IV.1.9 : filtrage avec L5E5, à gauche image originale (T1), à droite image T1 filtrée avec L5E5.*



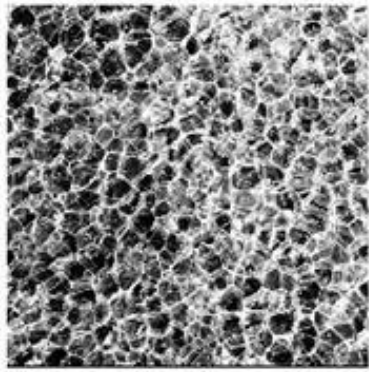
*Figure IV.10 : segmentation après filtrage par le masque L5E5 sur l'image T1.*



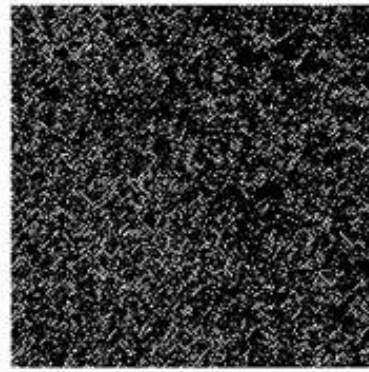
*Figure IV.11 : résultat du filtrage par le masque L5E5 sur l'image T1 pour différentes orientations.*



*Figure IV.12 : segmentation après filtrage par le masque L5E5 sur l'image T1 pour les orientations (0,  $\pi/4$ ,  $\pi/2$ ,  $3\pi/4$ ).*

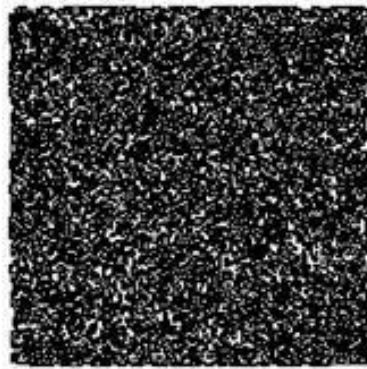


*a)*

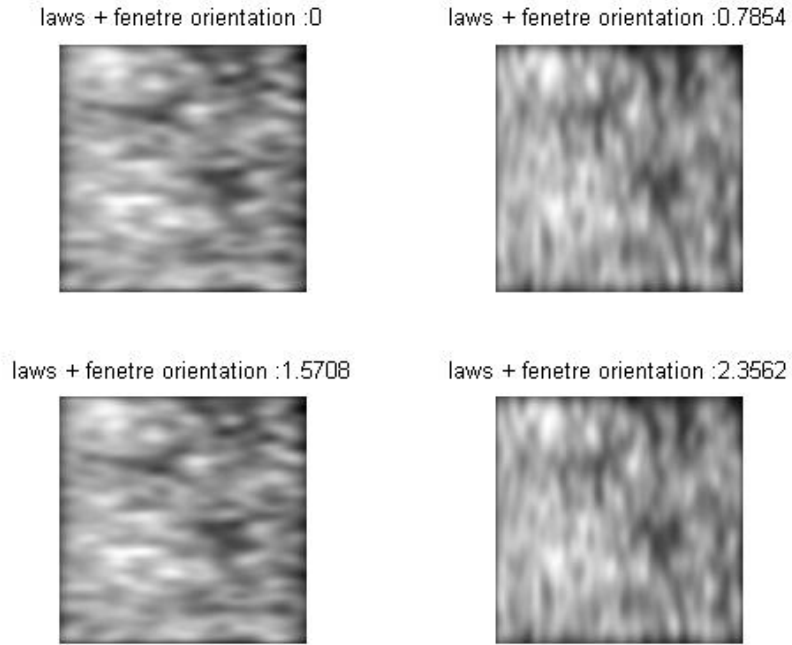


*b)*

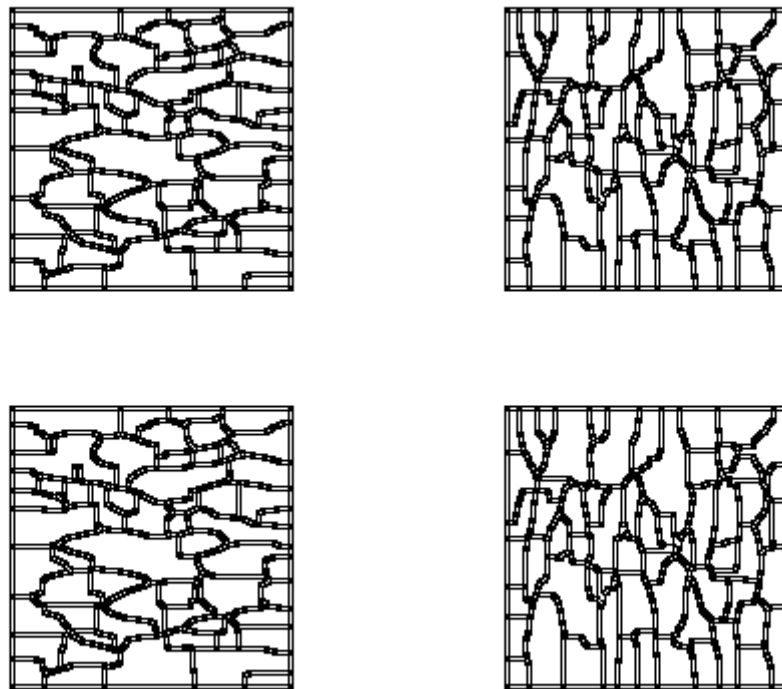
*Figure IV.13 : filtrage avec E5S5, a) image originale (T1), b) image T1 filtrée avec E5S5.*



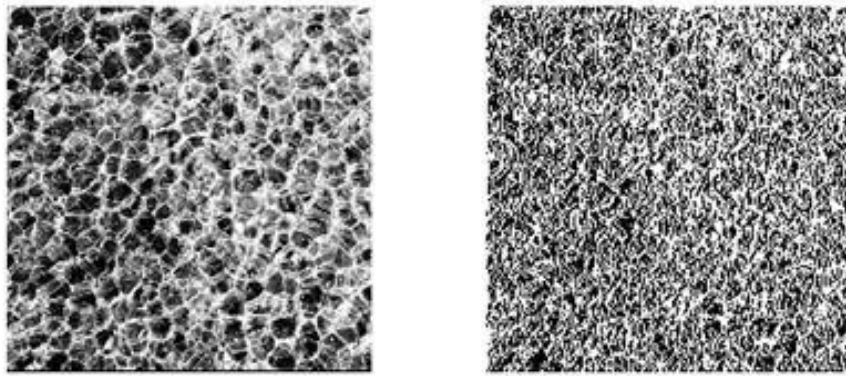
*Figure IV.14 : segmentation du résultat du filtrage par le masque E5S5 sur l'image T1.*



*Figure IV.15 : résultat du filtrage par le masque E5S5 sur l'image T1 pour différentes orientations.*



*Figure IV.16 : segmentation après filtrage par le masque E5S5 sur l'image T1 pour les orientations  $(0, \pi/4, \pi/2, 3\pi/4)$ .*



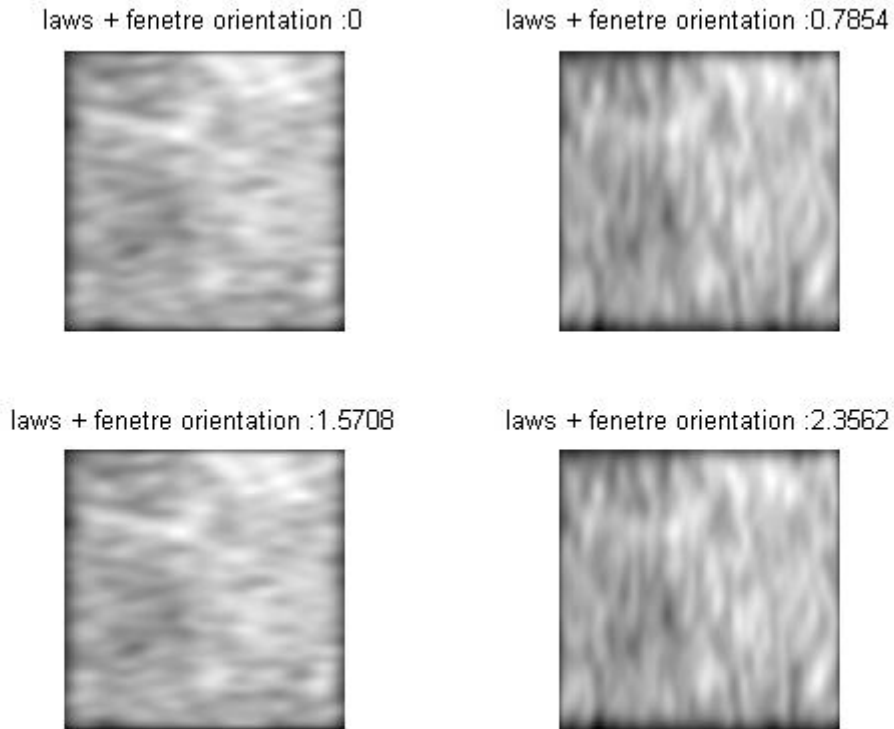
*a )*

*b )*

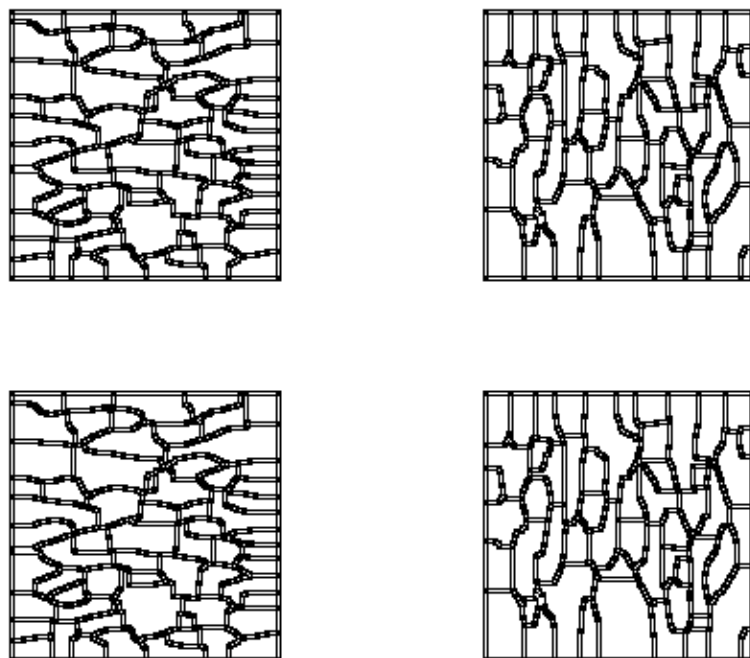
*Figure IV.17 : filtrage avec L5S5, a) image originale (T1), b) image T1 filtrée avec L5S5.*



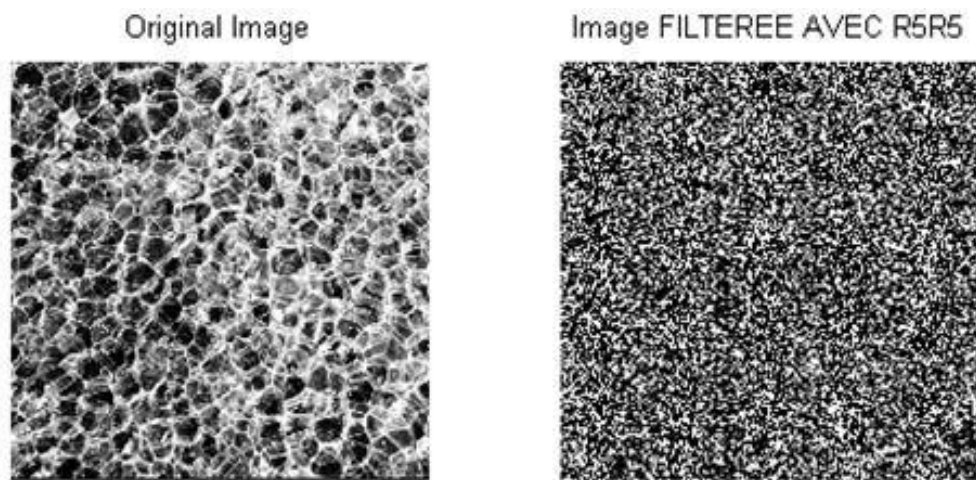
*Figure IV.18 : segmentation après filtrage par le masque L5S5 sur l'image T1.*



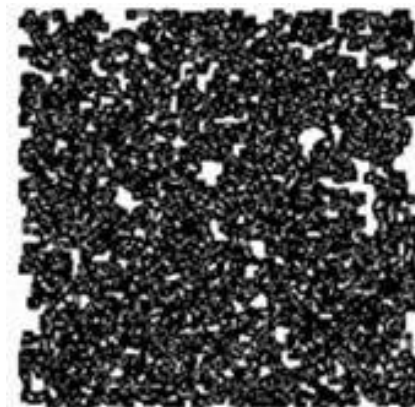
*Figure IV.19 : résultat du filtrage par le masque L5S5 sur l'image T1 pour différentes orientations.*



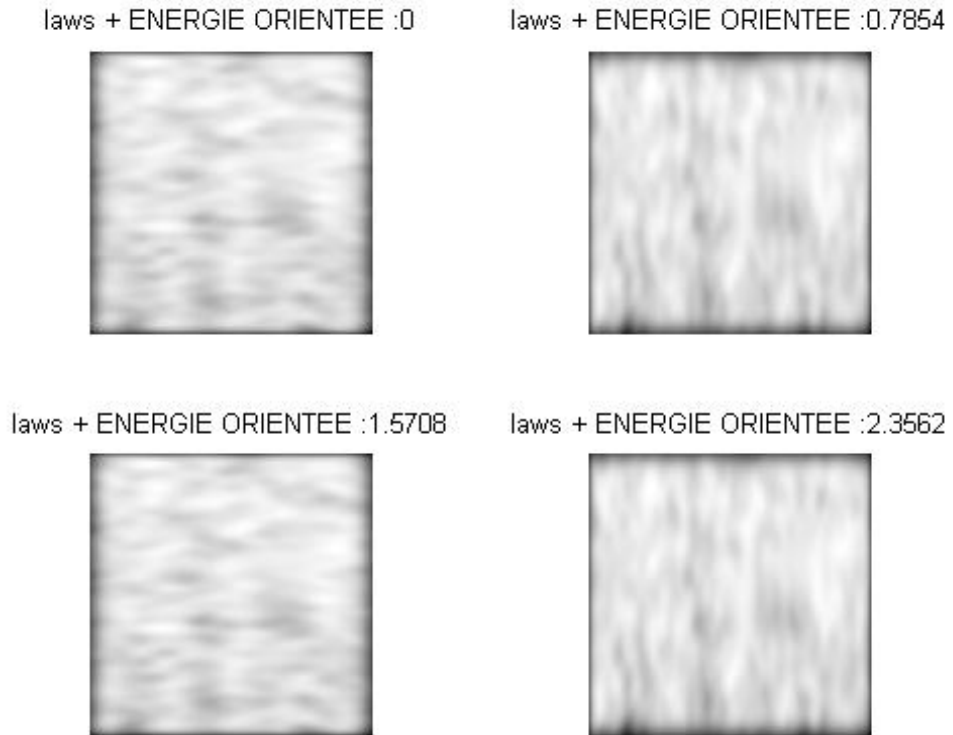
*Figure IV.20 : segmentation après filtrage par le masque L5S5 sur l'image T1 pour les orientations (0,  $\pi/4$ ,  $\pi/2$ ,  $3\pi/4$ ).*



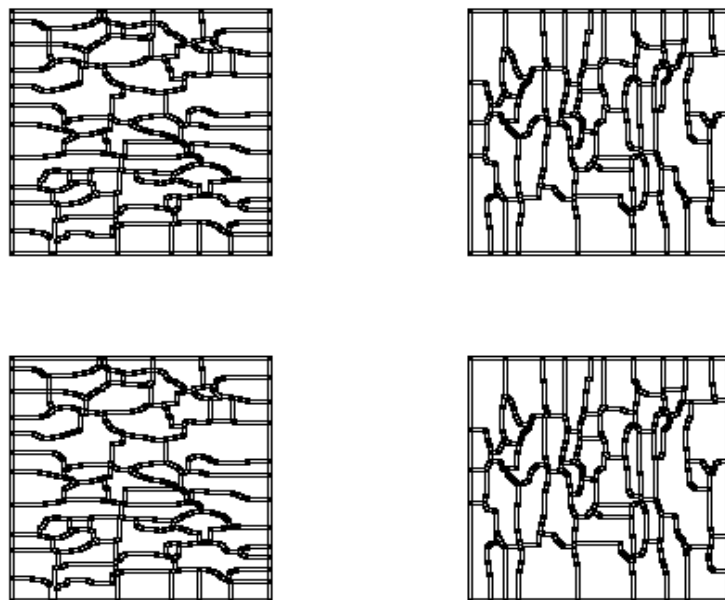
*Figure IV.21 : filtrage avec R5R5 a) image originale (T1), b) image T1 filtrée avec R5R5.*



*Figure IV.22 : segmentation du résultat du filtrage par le masque R5R5 sur l'image T1.*



*Figure IV.23 : résultat du filtrage par le masque R5R5 sur l'image T1 pour différentes orientations.*



*Figure IV.24 : segmentation après filtrage par le masque R5R5 sur l'image T1 pour les orientations (0,  $\pi/4$ ,  $\pi/2$ ,  $3\pi/4$ ).*

### ❖ Discussion des résultats de l'image test (T1) :

L'image test (T1) est une représentation d'un ensemble d'alvéoles, cette image peut être définie comme une macrotexture de type aléatoire.

Suite au filtrage (Gabor+than), une accentuation des détails de l'image offrant une segmentation sur les contours précise pour certains alvéoles tandis que d'autres sont supprimés.

Suite au filtrage (Gabor+than+fenêtre), un adoucissement des détails et un flou général de l'image offrant une segmentation sur les contours moins précise mais plus générale.

La segmentation de l'image obtenue par le filtre L5S5 donne une détection assez bonne des contours des alvéoles. L5E5 donne une détection moins forte que L5S5.

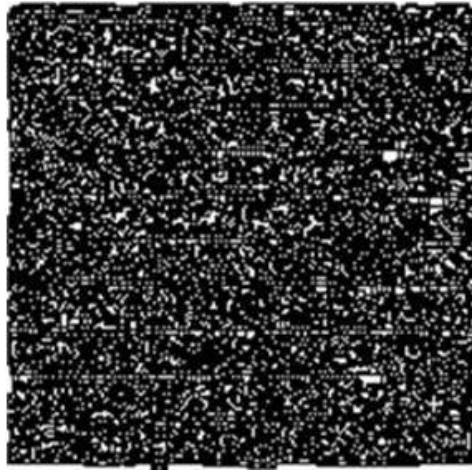
Le résultat de la segmentation des images énergies obtenues par les masques de Laws n'est pas satisfaisant.

### B. Résultats obtenues de l'image test (T2) :

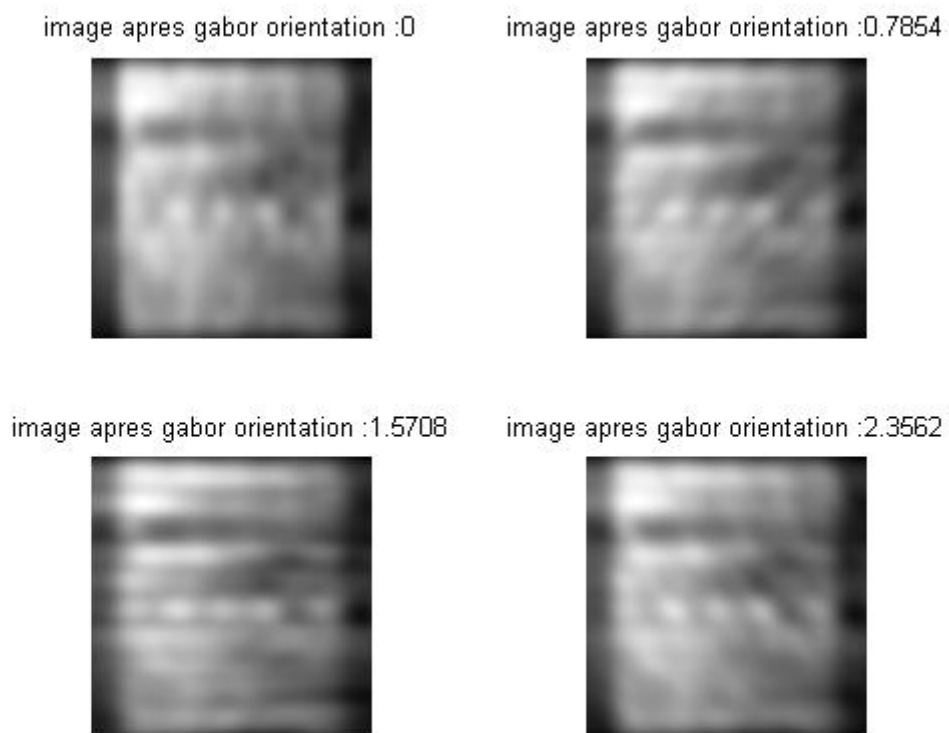
L'image test (T2) est une représentation d'un mur (ensemble de briques). Cette image peut être définie comme une macrotexture de type périodique, de taille 512\*512.



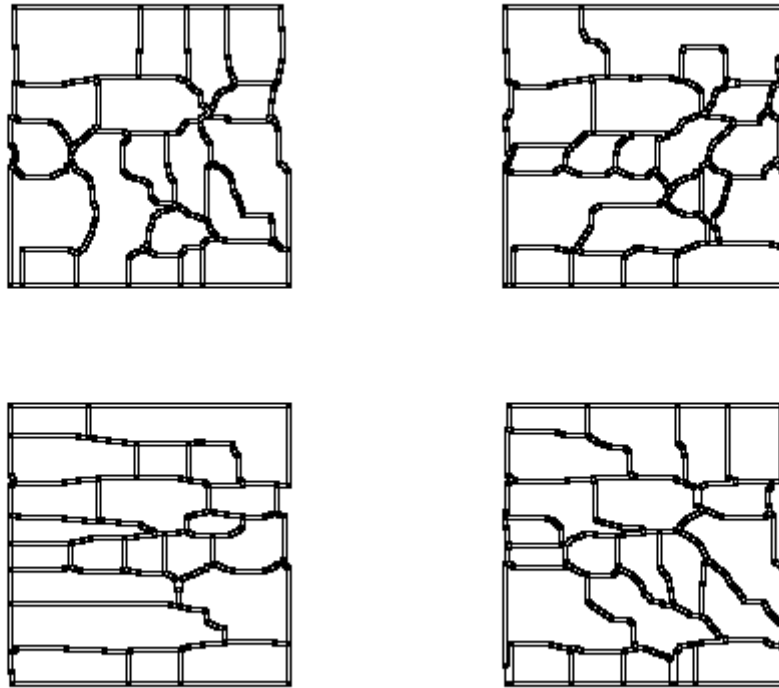
*Figure IV.25 : image test (T2).*



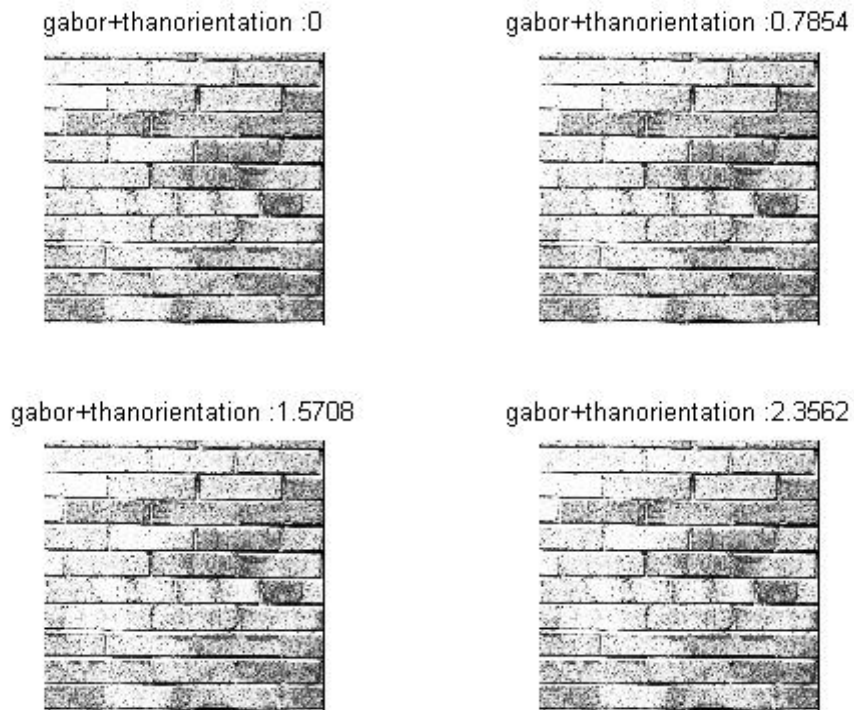
**Figure IV.26 :** segmentation de l'image test (T2) avec le logiciel IMAGEJ sans filtrage.



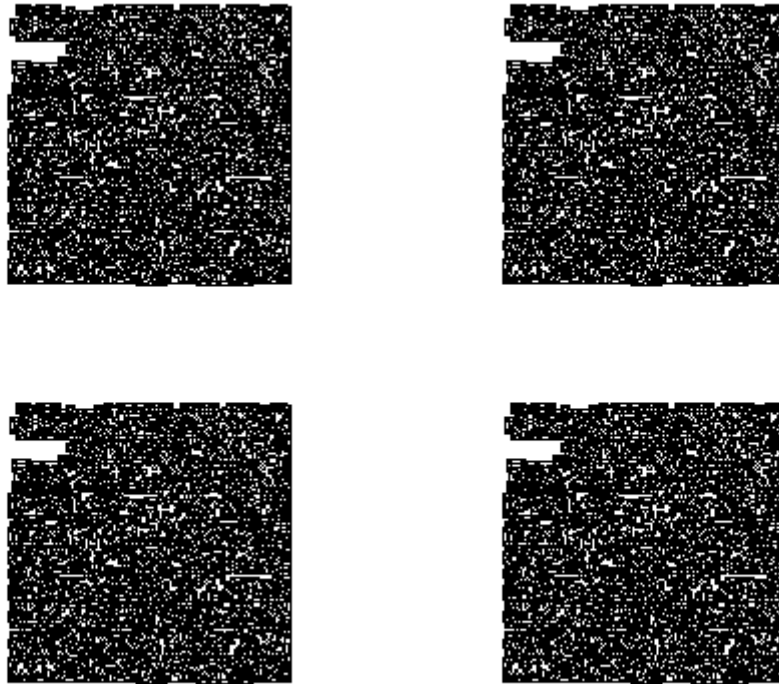
**Figure IV.27 :** résultat du filtrage de Gabor sur l'image T2 pour différentes orientations.



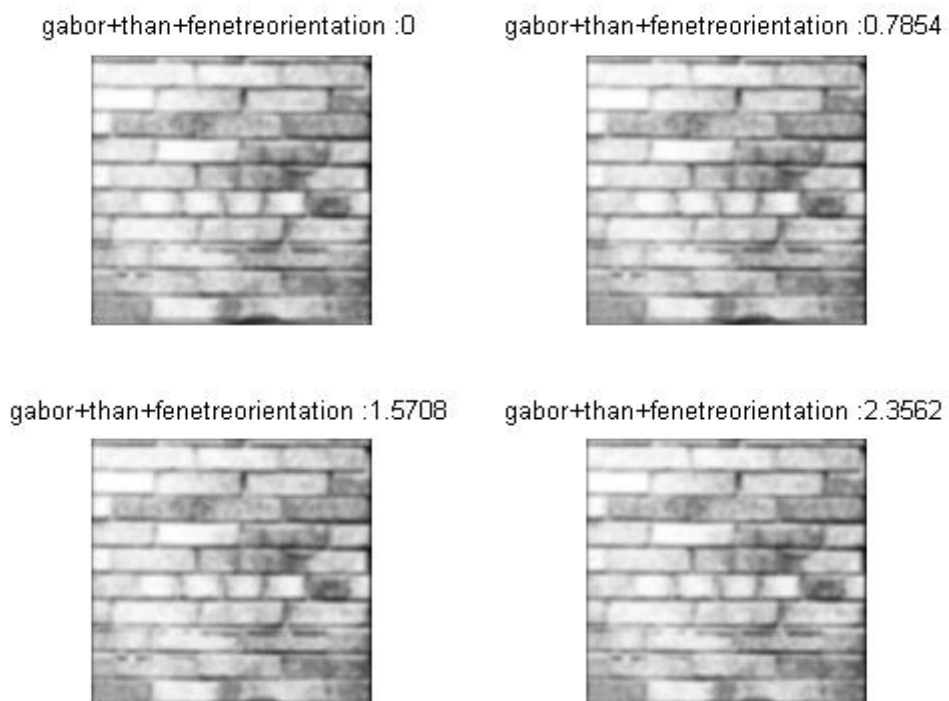
*Figure IV.28 : segmentation après filtrage de Gabor sur l'image T2 pour les orientations (0,  $\pi/4$ ,  $\pi/2$ ,  $3\pi/4$ ).*



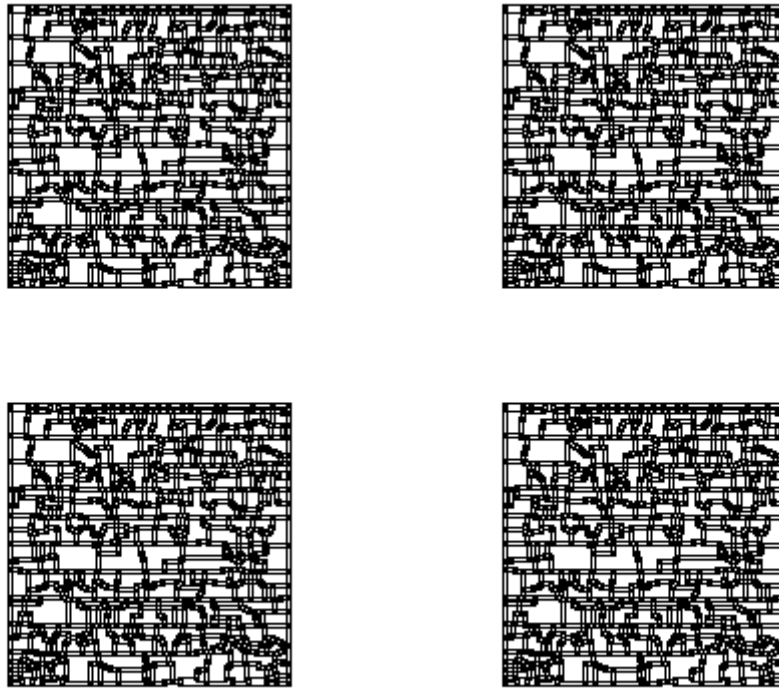
*Figure IV.29 : résultat du filtrage (Gabor+than) sur l'image T2 pour différentes orientations.*



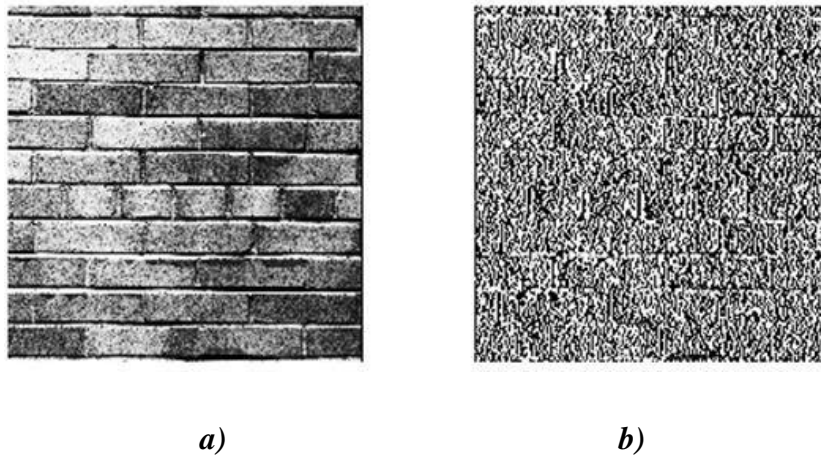
*Figure IV.30 : segmentation après filtrage (Gabor+than) sur l'image T2 pour différentes orientations respectivement  $(0, \pi/4, \pi/2, 3\pi/4)$ .*



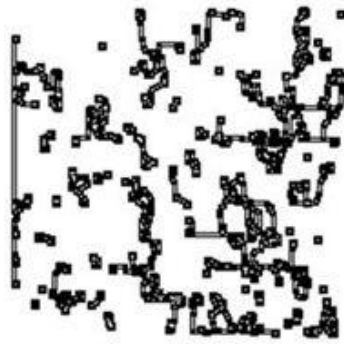
*Figure IV.31 : résultat du filtrage (Gabor+than+fenetre) sur l'image T2 pour différentes orientations.*



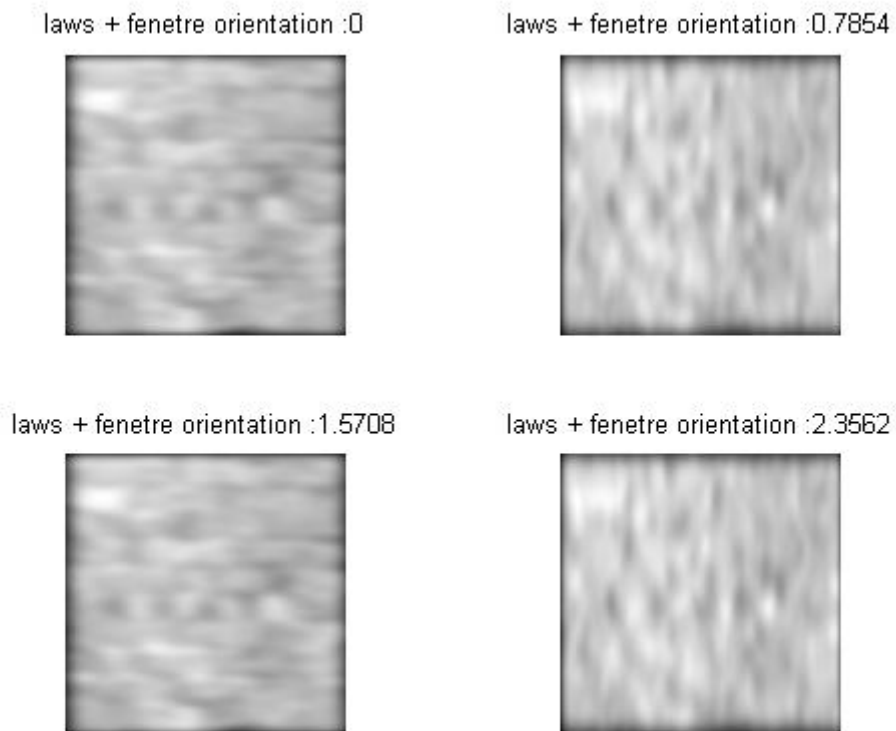
*Figure IV.32 : segmentation après filtrage de (Gabor+th+fenetre) sur l'image T2 pour différentes orientations respectivement  $(0, \pi/4, \pi/2, 3\pi/4)$ .*



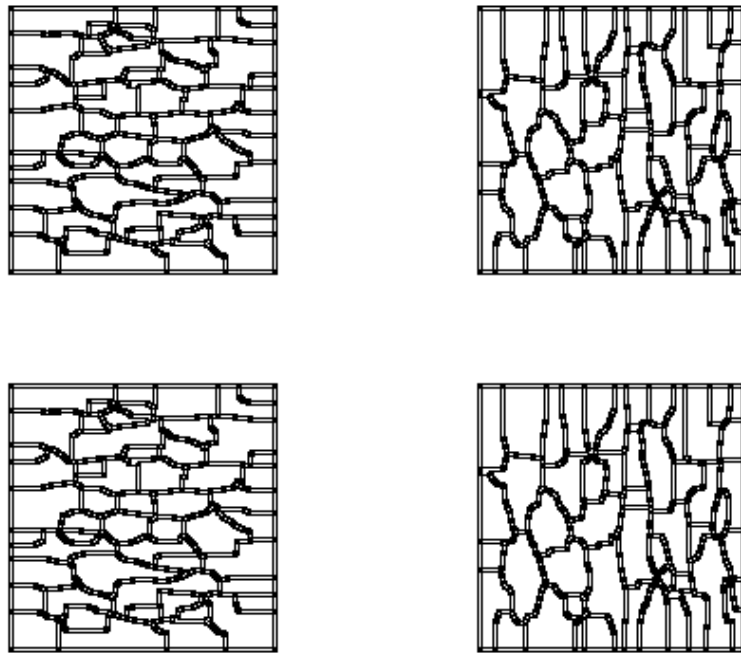
*Figure IV.33 : filtrage avec L5E5, a) image originale (T2), b) image T2 filtrée avec L5E5*



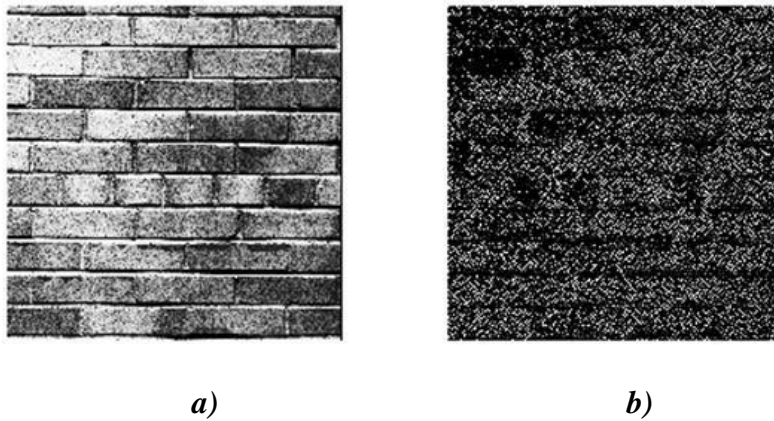
*Figure IV.34 : segmentation après filtrage par le masque L5E5 sur l'image T2.*



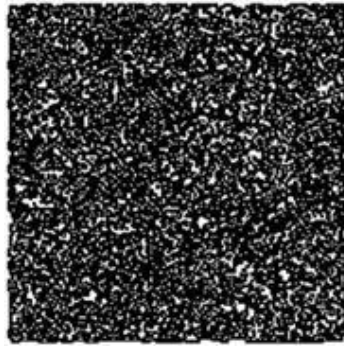
*Figure IV.35 : résultat du filtrage par le masque L5E5 sur l'image T2 pour différentes orientations.*



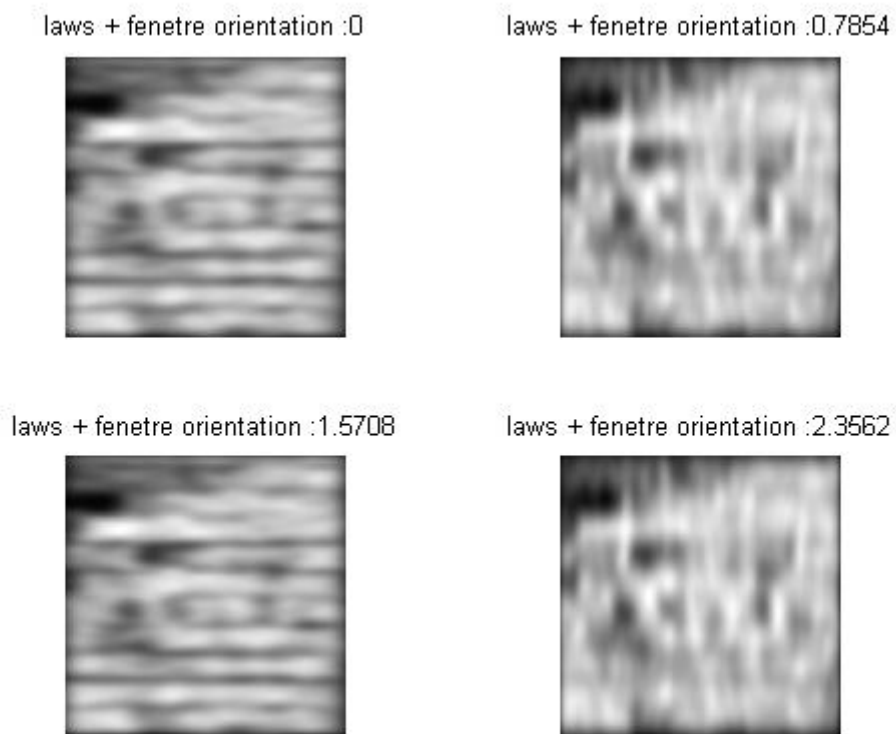
*Figure IV.36 : segmentation après filtrage par le masque L5E5 sur l'image T2 pour différente orientation respectivement  $(0, \pi/4, \pi/2, 3\pi/4)$ .*



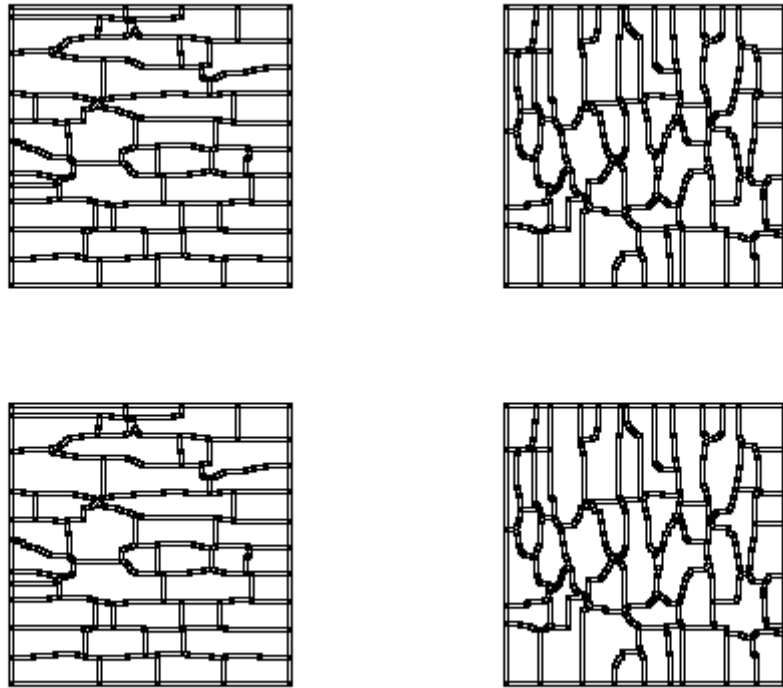
*Figure IV.37 : filtrage avec E5S5, a) image originale (T2), b) image T2 filtrée avec E5S5.*



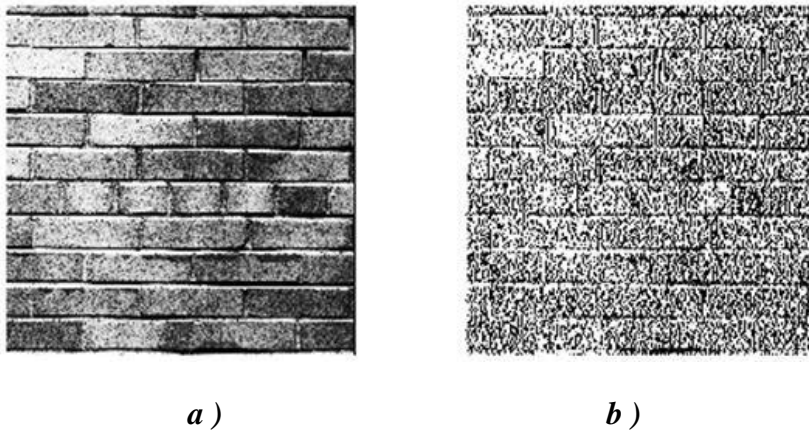
*Figure IV.38 : segmentation après filtrage par le masque E5S5 sur l'image T2.*



*Figure IV.39 : résultat du filtrage par le masque E5S5 sur l'image T2 pour différentes orientations.*



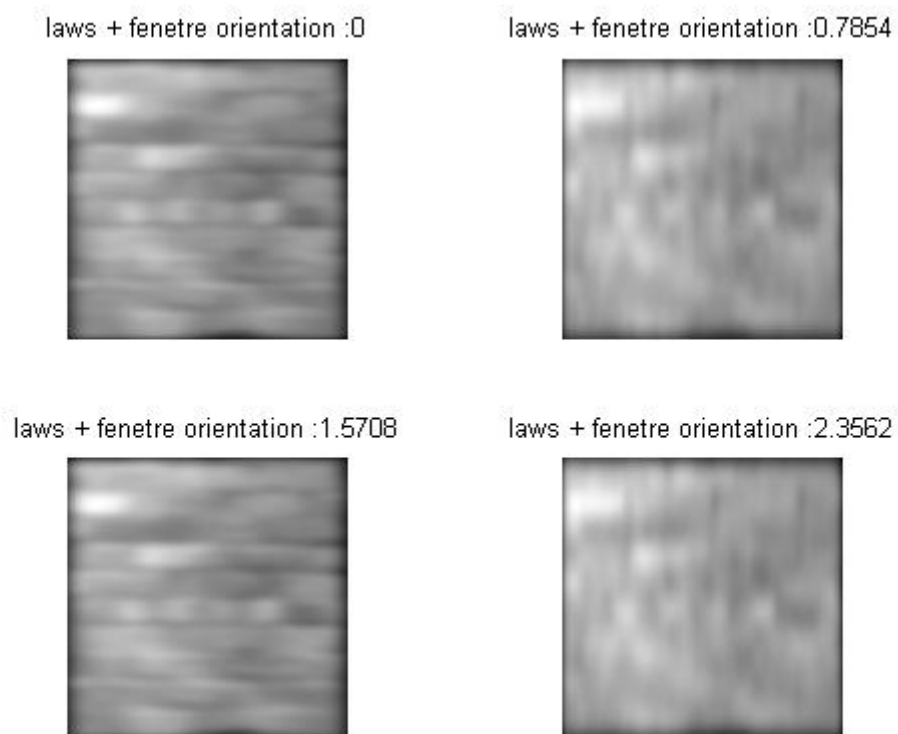
*Figure IV.40 : segmentation après filtrage de Laws sur l'image T2 pour différentes orientations respectivement  $(0, \pi/4, \pi/2, 3\pi/4)$ .*



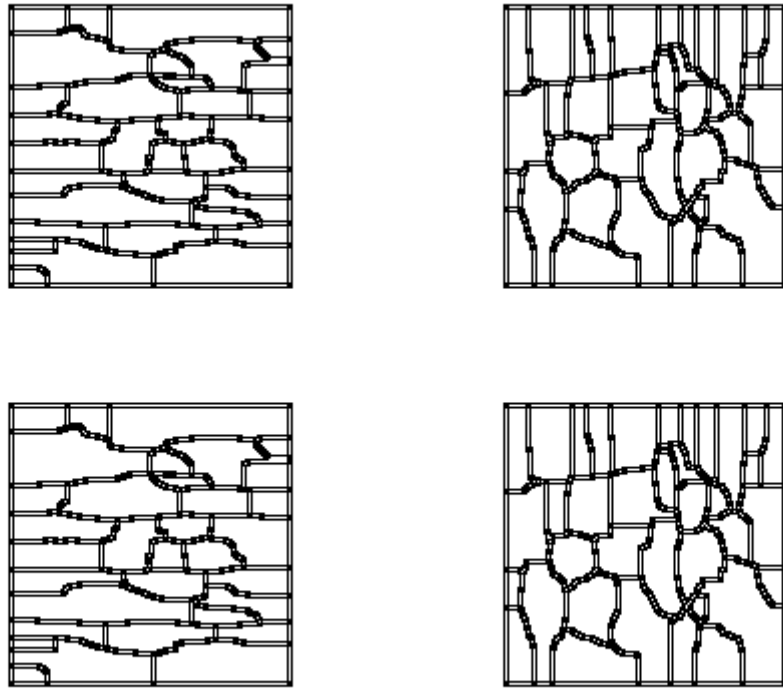
*Figure IV.41 : filtrage avec L5S5, a) image originale (T2), b) image T2 filtrée avec L5S5.*



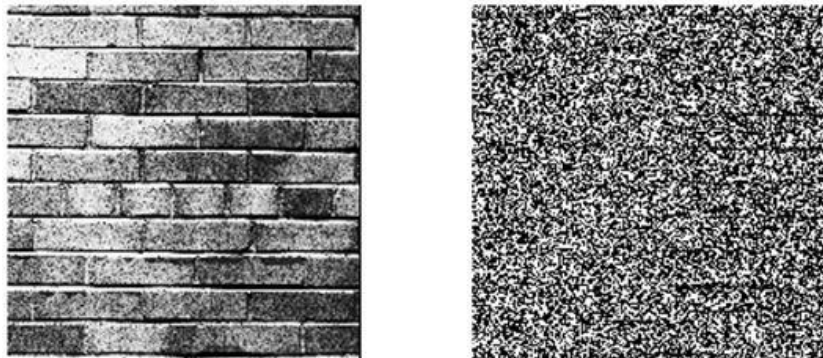
*Figure IV.42 : segmentation après filtrage par le masque L5S5 sur l'image T2.*



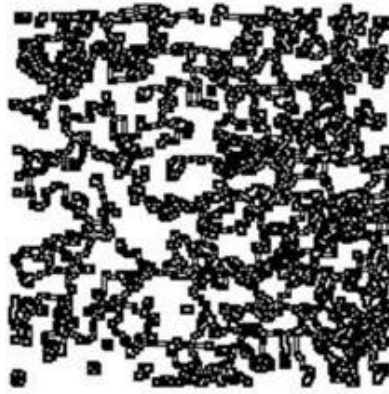
*Figure IV.43 : résultat du filtrage par le masque L5S5 sur l'image T2 pour différentes orientations.*



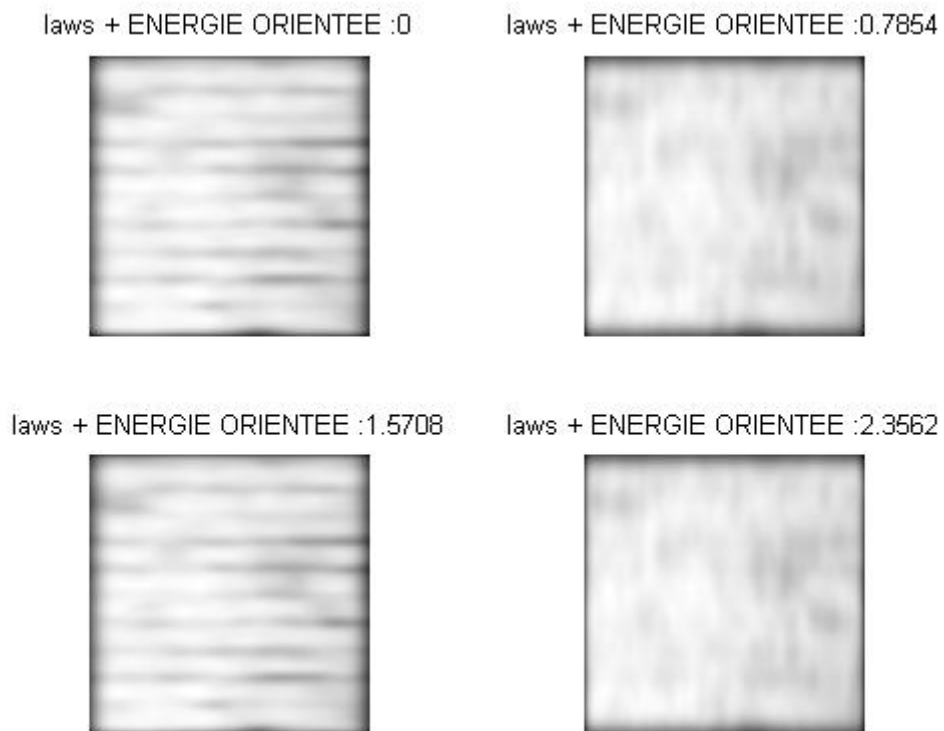
*Figure IV.44 : segmentation après filtrage par le masque L5S5 sur l'image T2 pour différentes orientations respectivement  $(0, \pi/4, \pi/2, 3\pi/4)$ .*



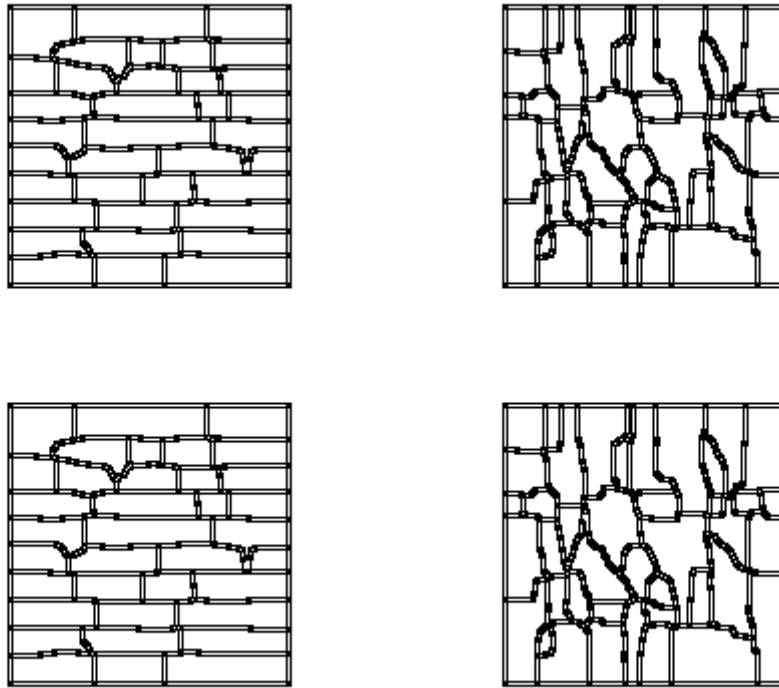
*Figure IV.45 : filtrage avec R5R5, a) image originale (T2), b) image T2 filtrée avec R5R5.*



*Figure IV.46 : segmentation après filtrage par le masque R5R5 sur l'image T2.*



*Figure IV.47 : résultat du filtrage par le masque R5R5 sur l'image T2 pour différentes orientations.*



*Figure IV.48 : segmentation après filtrage par le masque R5R5 sur l'image T2 pour différentes orientations respectivement  $(0, \pi/4, \pi/2, 3 \pi/4)$ .*

❖ **Discussion des résultats de l'image test (T2) :**

L'image test (T2) est une représentation d'un mur (ensemble de briques). Cette image peut être définie comme une macrotexture de type périodique si on considère que les briques sont les primitives de l'image texture mais les briques aussi ont une texture qui les caractérise.

Les résultats de la segmentation obtenus par filtrage de Gabor ne décrivent pas assez bien les contours des briques et donne de différents résultats pour les différentes orientations.

Les résultats de la segmentation obtenus par filtrage (Gabor + than) ne donnent aucune description des contours des briques.

Les résultats de la segmentation obtenus par filtrage de (Gabor + than+ fenêtre d'énergie) donnent une description des contours à la fois pour la microtexture et la macrotexture de l'image.

La segmentation de l'image énergie du masque E5S5 donne une description moyenne des contours des briques pour les orientations  $(0^\circ, 90^\circ)$  et une description moins bonne pour les orientations  $(45^\circ, 135^\circ)$ .

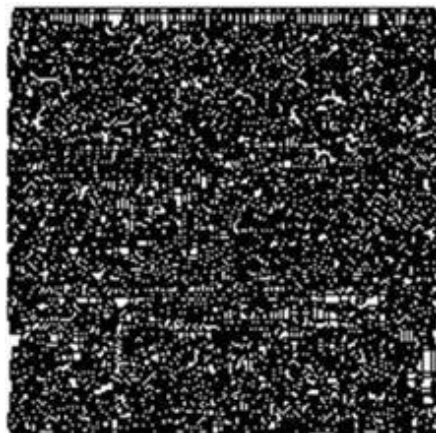
La segmentation de l'image énergie du masque R5R5 suivant les orientations  $(0^\circ, 90^\circ)$  donne la meilleure description des contours des briques.

**B. Résultats obtenus de l'image test (T3) :**

L'image test (T3) représente une maison. Elle est tirée de l'album de Brodatz. Sa taille est 512\*512.



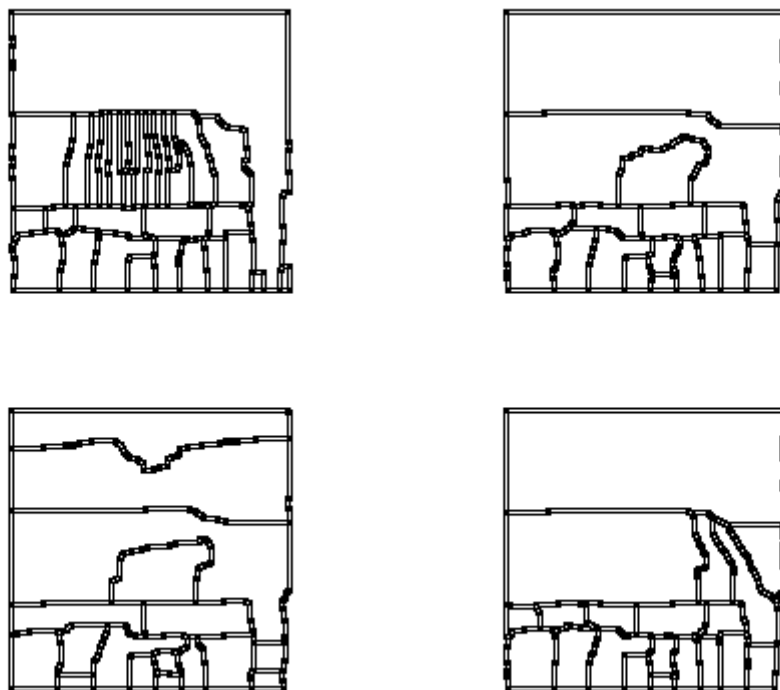
*Figure IV.49 : image test (T3).*



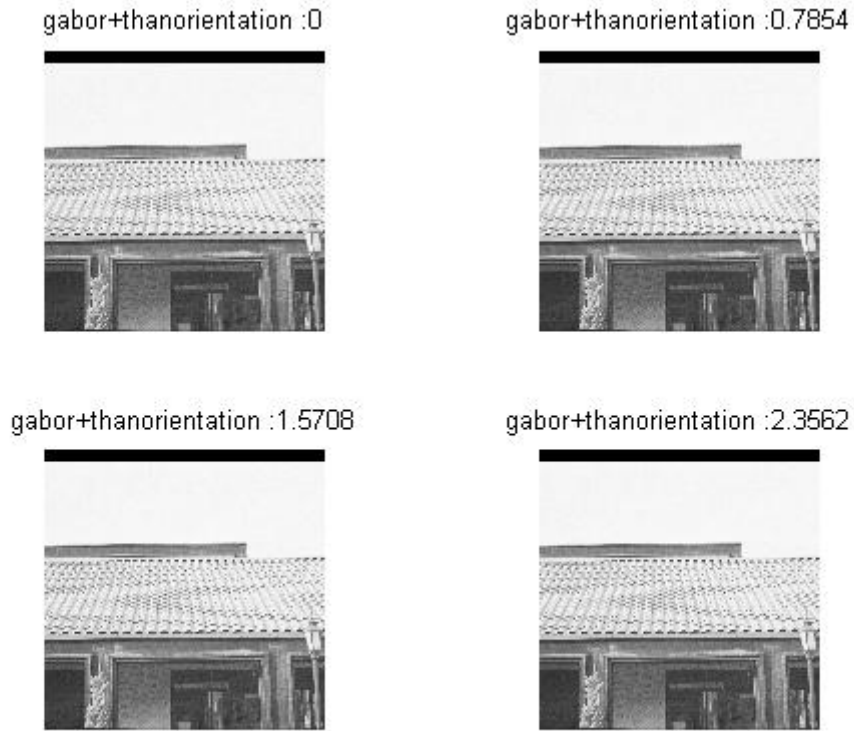
*Figure IV.50 : segmentation de l'image test (T3) avec le logiciel IMAGEJ sans filtrage.*



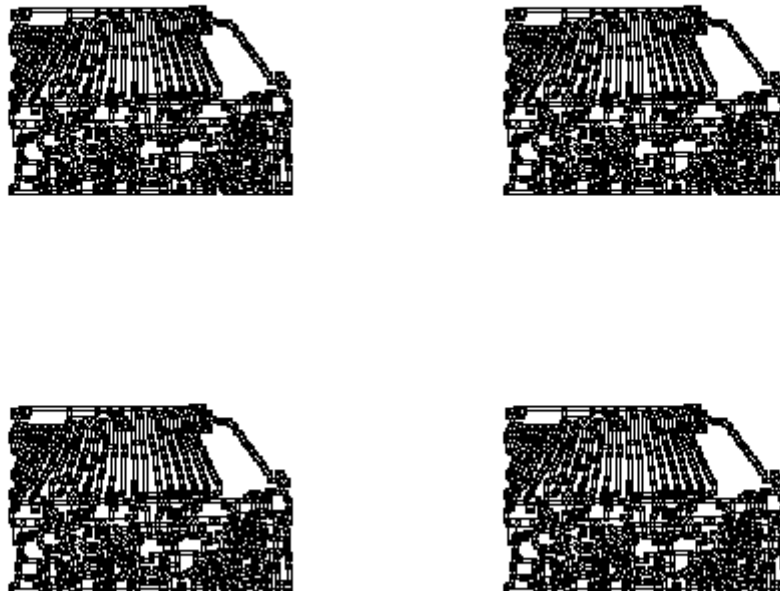
*Figure IV.51 : résultat du filtrage de Gabor sur l'image T3 pour différentes orientations.*



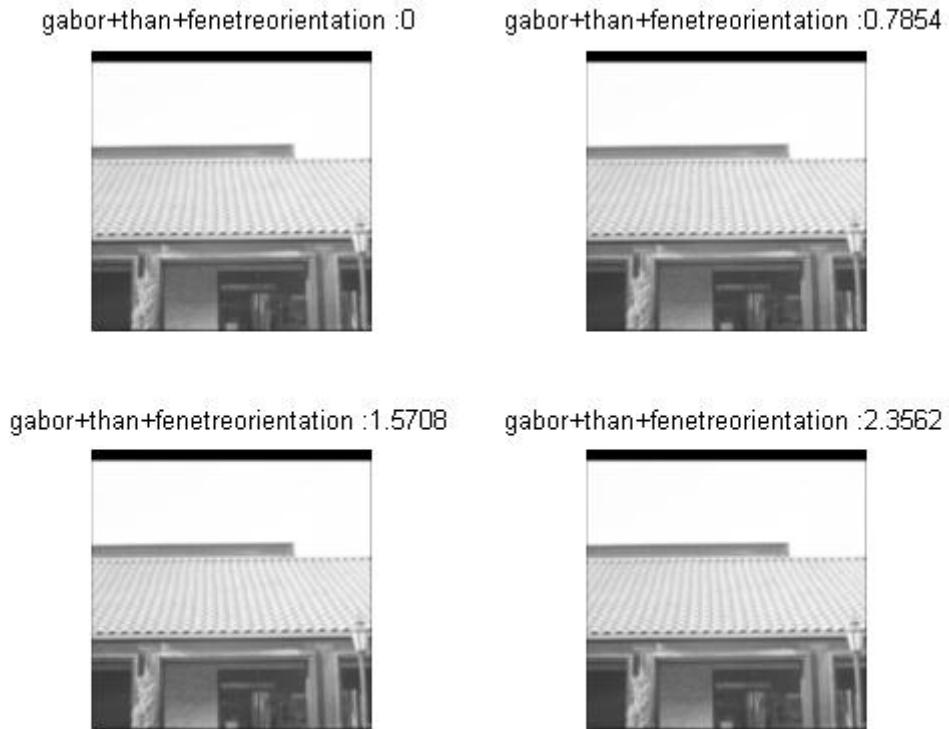
*Figure IV.52 : segmentation après filtrage de Gabor sur l'image T1 pour différentes orientations respectivement (0,  $\pi/4$ ,  $\pi/2$ ,  $3\pi/4$ ).*



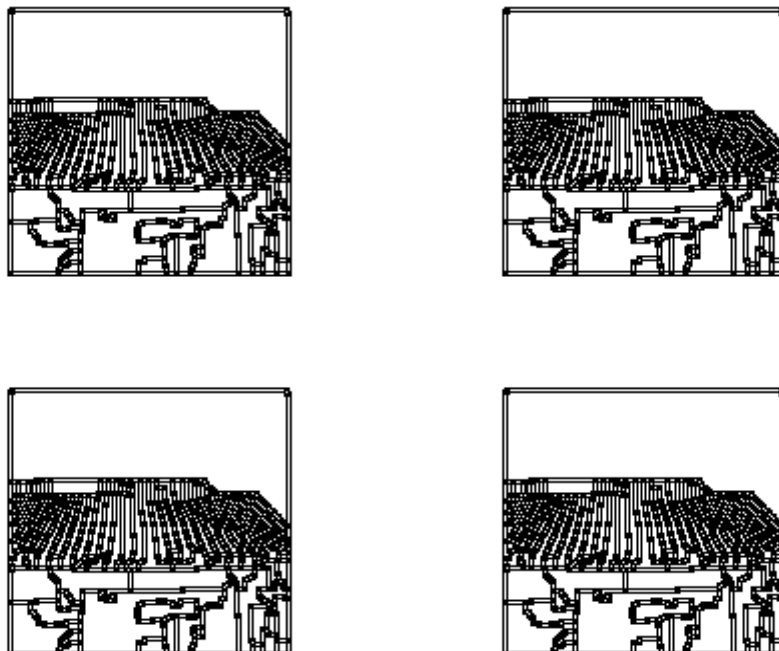
*Figure IV.53 : résultat du filtrage (Gabor+than) sur l'image T3 pour différentes orientations.*



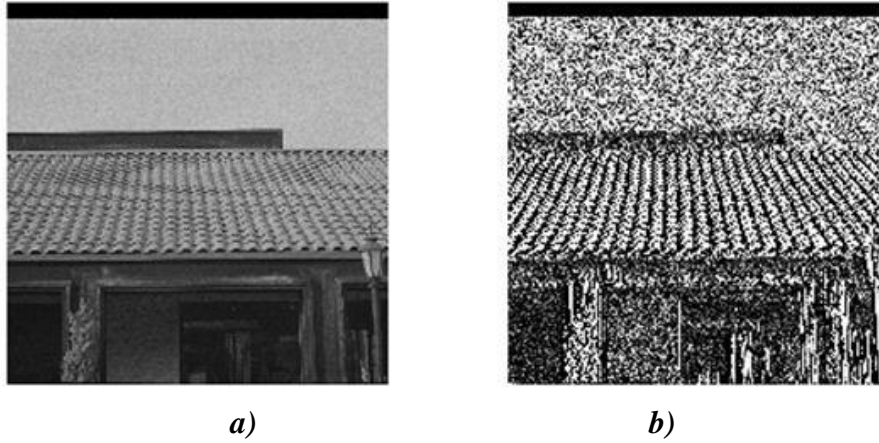
*Figure IV.54 : segmentation après filtrage (Gabor+than) sur l'image T3 pour différentes orientations respectivement (0,  $\pi/4$ ,  $\pi/2$ ,  $3\pi/4$ ).*



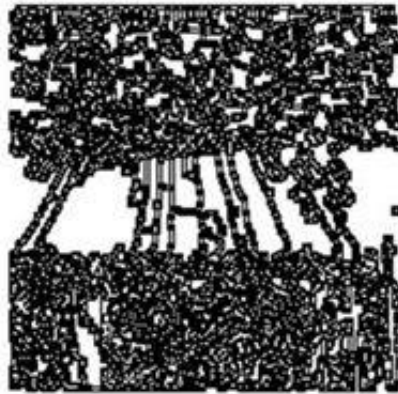
*Figure IV.55 : résultat du filtrage ( Gabor+than+fenetre) sur l'image T3 pour différentes orientations.*



*Figure IV.56 : segmentation après filtrage de (Gabor+than+fenetre) sur l'image T3 pour différentes orientations respectivement (0,  $\pi/4$ ,  $\pi/2$ ,  $3\pi/4$ ).*



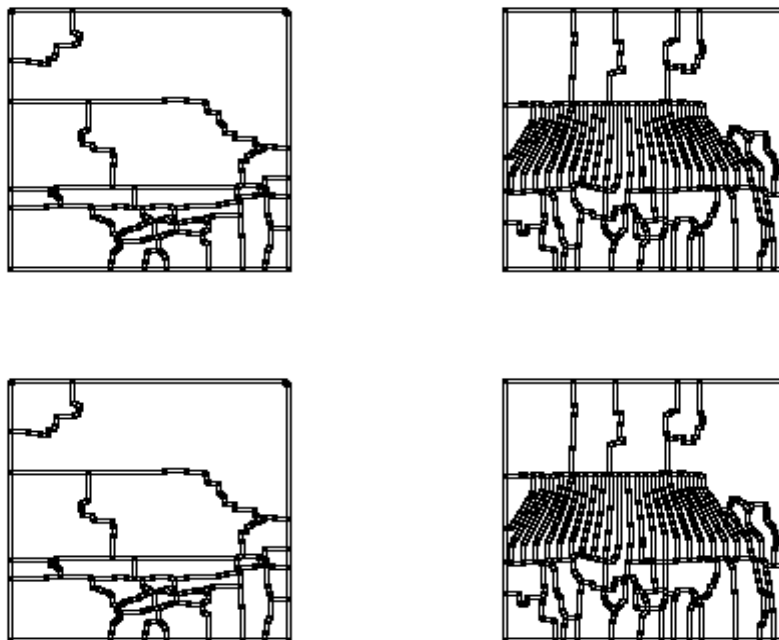
*Figure IV.57 : a) image originale (T3), b) image T3 filtrée avec L5E5.*



*Figure IV.58 : segmentation après filtrage par le masque L5E5 sur l'image T3.*



*Figure IV.59 : résultat du filtrage par le masque L5E5 sur l'image T3 pour différentes orientations.*



*Figure IV.60 : segmentation après filtrage par le masque L5E5 sur l'image T3 pour différentes orientations respectivement (0,  $\pi/4$ ,  $\pi/2$ ,  $3\pi/4$ ).*

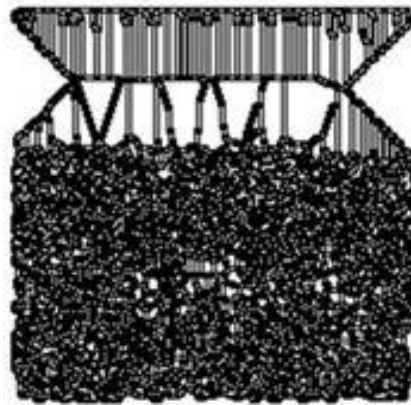


*a)*



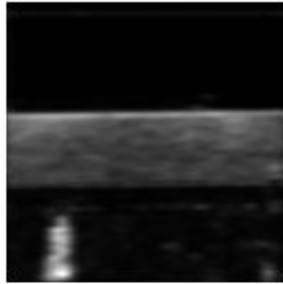
*b)*

*Figure IV.61 : filtrage avec E5S5, a) image originale (T3), b) image T3 filtrée avec E5S5.*

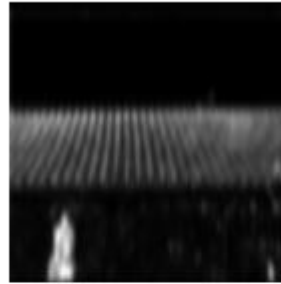


*Figure IV.62 : segmentation après filtrage par le masque E5S5 sur l'image T3.*

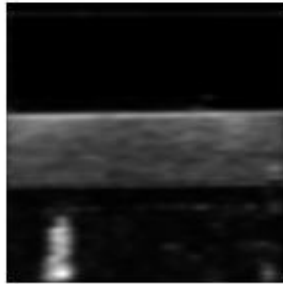
laws + fenetre orientation :0



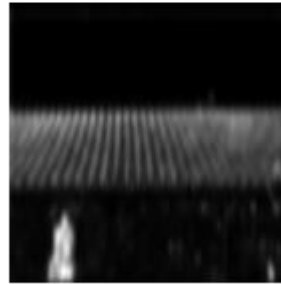
laws + fenetre orientation :0.7854



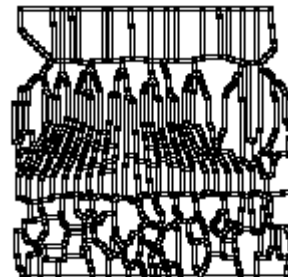
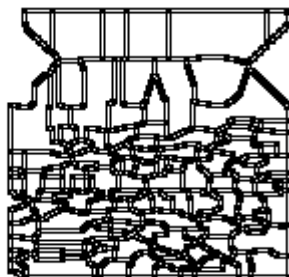
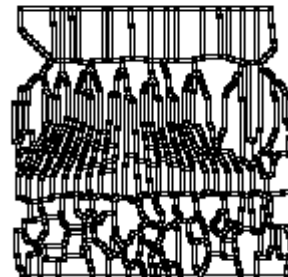
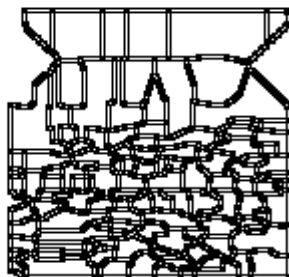
laws + fenetre orientation :1.5708



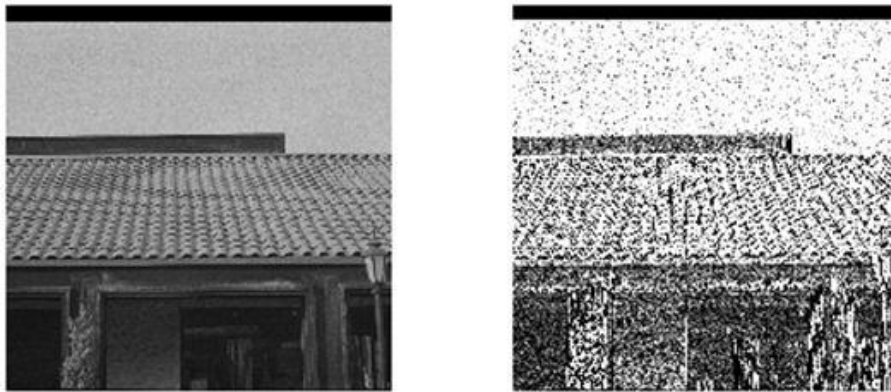
laws + fenetre orientation :2.3562



*Figure IV.63 : résultat du filtrage par le masque E5S5 sur l'image T3 pour différentes orientations.*



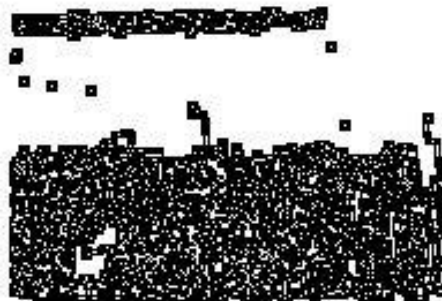
*Figure IV.64 : segmentation après filtrage par le masque E5S5 sur l'image T3 pour différentes orientations respectivement  $(0, \pi/4, \pi/2, 3\pi/4)$ .*



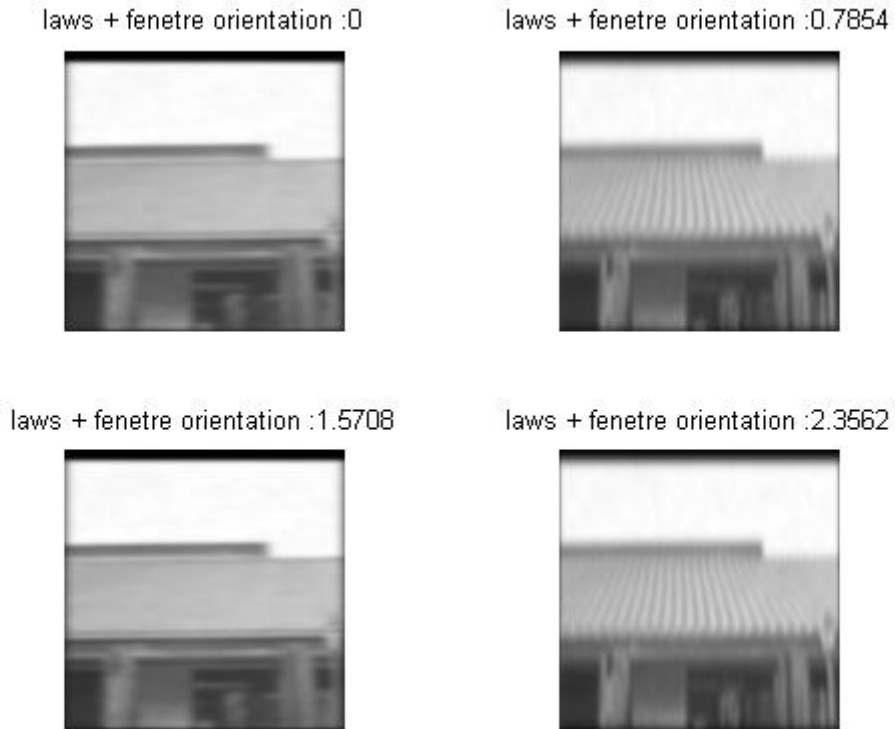
*a)*

*b)*

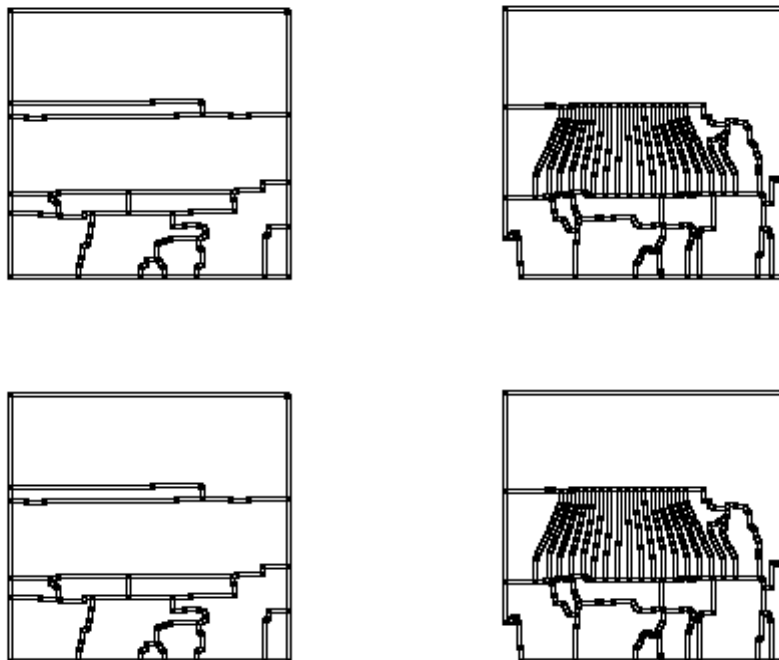
*Figure IV.65 : filtrage avec L5S5, a) image originale (T3), b) image T3 filtrée avec L5S5.*



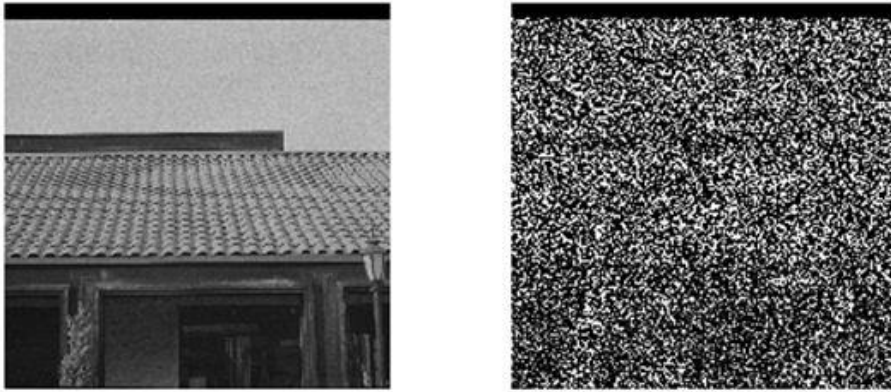
*Figure IV.66 : segmentation après filtrage par le masque E5S5 sur l'image T3.*



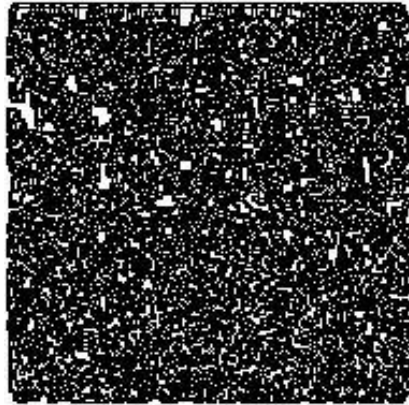
*Figure IV.67 : résultat du filtrage par le masque E5S5 sur l'image T3 pour différentes orientations.*



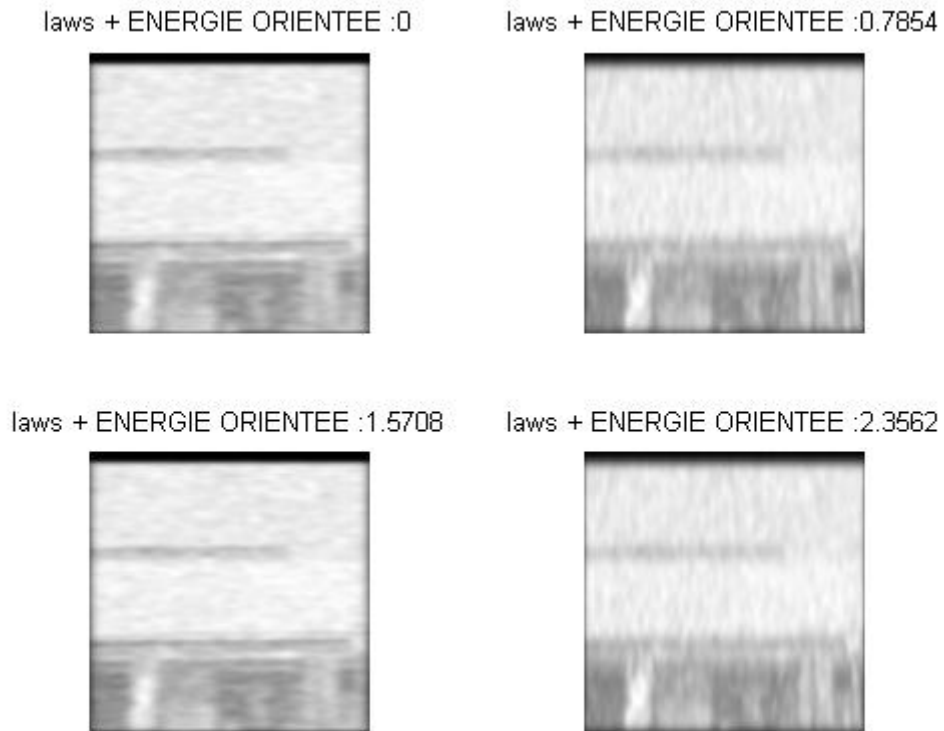
*Figure IV.68 : segmentation après filtrage par le masque E5S5 sur l'image T3 pour différentes orientations respectivement (0,  $\pi/4$ ,  $\pi/2$ ,  $3\pi/4$ ).*



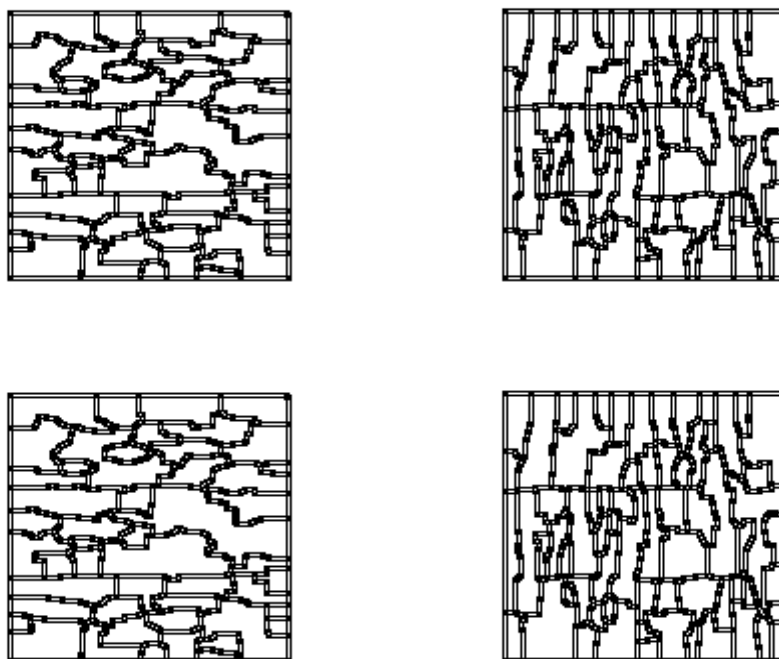
*Figure IV.69 : filtrage avec R5R5, a) image originale (T3), b) image T3 filtrée avec R5R5.*



*Figure IV.70 : segmentation après filtrage par le masque R5R5 sur l'image T3.*



*Figure IV.71 : résultat du filtrage par le masque R5R5 sur l'image T3 pour différentes orientations.*



*Figure IV.72 : segmentation après filtrage par le masque R5R5 sur l'image T3 pour différentes orientations respectivement (0,  $\pi/4$ ,  $\pi/2$ ,  $3\pi/4$ ).*

### ❖ Discussion des résultats de l'image test (T3) :

L'image test (T3) représente une maison. La partie haute de l'image représente un ciel qui peut être considéré comme une microtexture aléatoire (nuages). Le toit de la maison peut être considéré comme une macrotexture directionnelle.

La segmentation des images obtenue par filtrage de Gabor donne une description générale sur les contours de la maison qui est différente d'une direction à une autre.

La segmentation des images obtenue après filtrage de (Gabor +than+ fenetre d'énergie) donne une description des contours de la macrotexture constituant la maison.

La segmentation de l'image obtenue après le filtrage avec le masque L5E5 donne une détection des contours de la microtexture constituant le ciel et le corps de la maison. La segmentation de son image énergie donne une description des contours de la macrotexture du toit avec les orientations (45°,135°).

La segmentation de l'image obtenue après le filtrage avec le masque L5S5 donne une détection des contours de la microtexture constituant le corps de la maison. La segmentation de son image énergie donne une description des contours de la macrotexture de la maison avec les orientations (45°,135°).

La segmentation de l'image obtenue après le filtrage avec le masque E5S5 et de l'image énergie obtenue par ce même masque donne une détection des contours confuse de la microtexture et la macrotexture présente dans l'image.

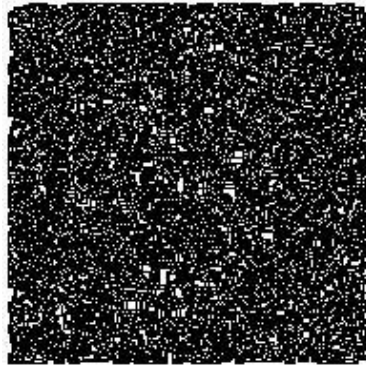
La segmentation de l'image obtenue par le filtrage avec le masque R5R5 et de l'image énergie obtenue par ce même masque ne détecte pas les contours de la maison.

### D. résultats obtenus de l'image test (T4) :

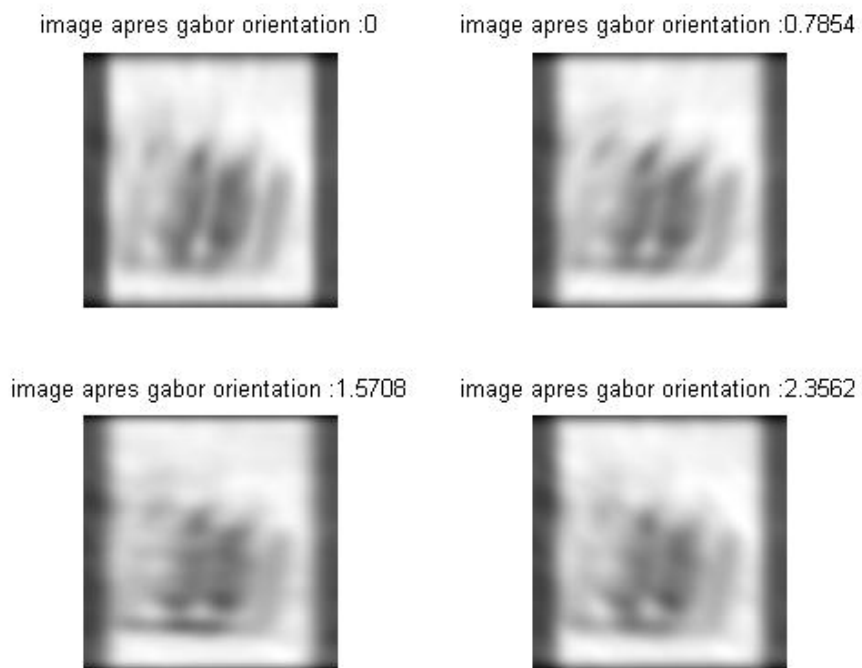
L'image test (T4) est tirée de l'album de Brodatz, sa taille est 512\*512.



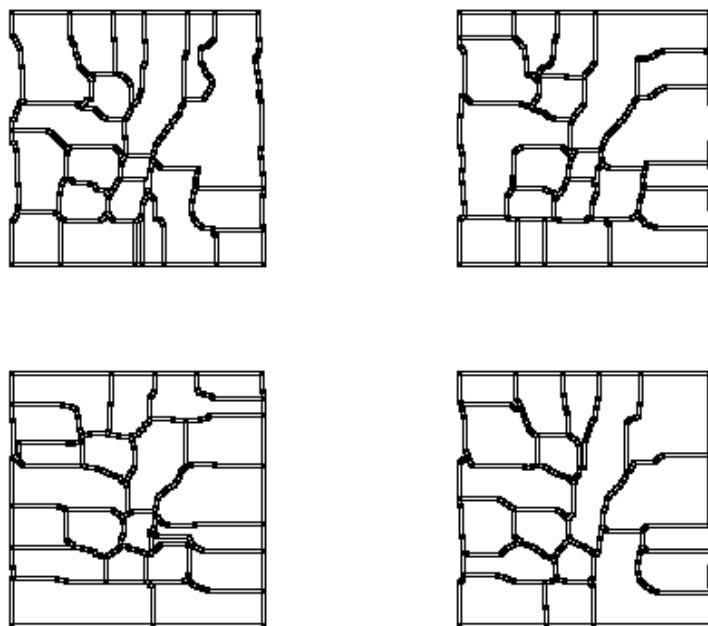
*Figure IV.73 : image test (T4).*



*Figure IV.74 : segmentation de l'image test (T4) avec le logiciel IMAGEJ sans filtrage.*



*Figure IV.75 : résultat du filtrage de Gabor sur l'image T4 pour différentes orientations.*



**Figure IV.76:** segmentation après filtrage de Gabor sur l'image T4 pour différentes orientations respectivement  $(0, \pi/4, \pi/2, 3\pi/4)$ .

gabor+thanorientation :0



gabor+thanorientation :0.7854



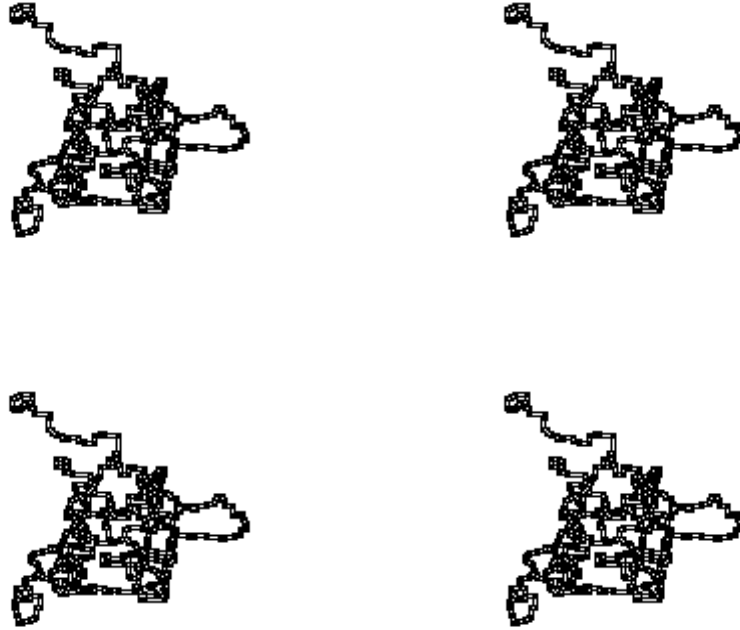
gabor+thanorientation :1.5708



gabor+thanorientation :2.3562



**Figure IV.77 :** résultat du filtrage de (Gabor+than) sur l'image T4 pour différentes orientations.



**Figure IV.78** : segmentation après filtrage de (Gabor+than) sur l'image T4 pour différentes orientations respectivement  $(0, \pi/4, \pi/2, 3\pi/4)$ .

gabor+than+fenetreorientation :0



gabor+than+fenetreorientation :0.7854



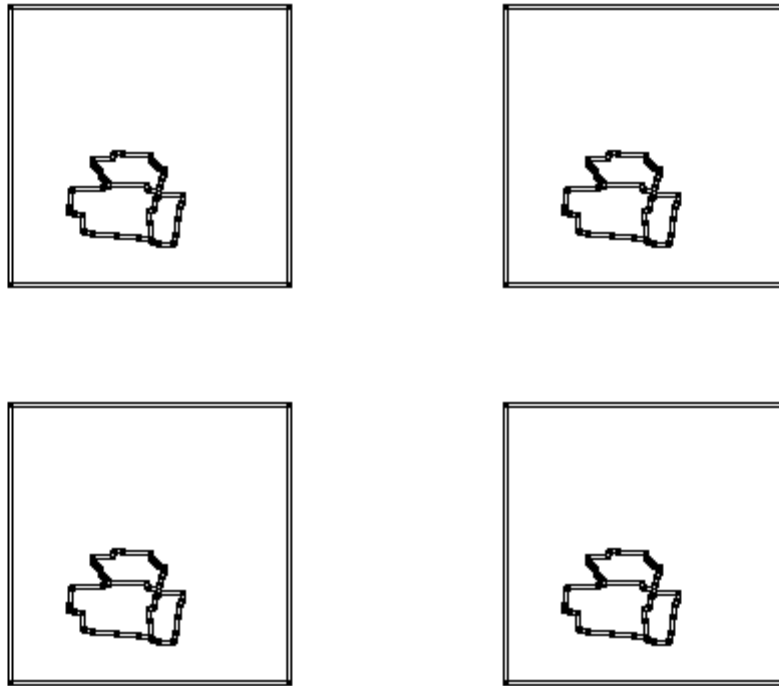
gabor+than+fenetreorientation :1.5708



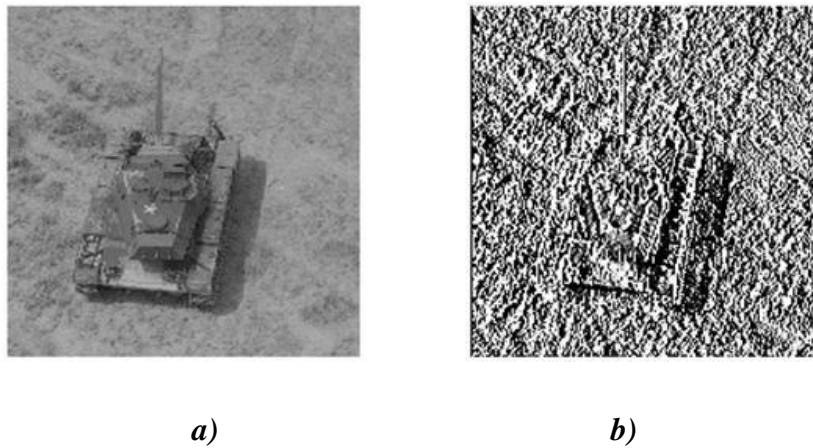
gabor+than+fenetreorientation :2.3562



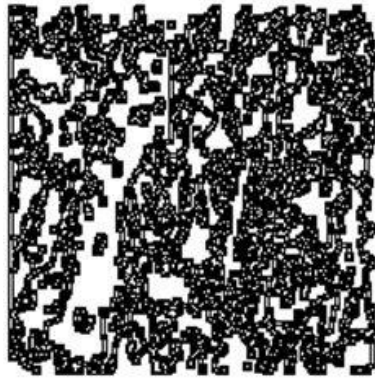
**Figure IV.79** : résultat du filtrage (Gabor+than+fenetre) sur l'image T4 pour différentes orientations.



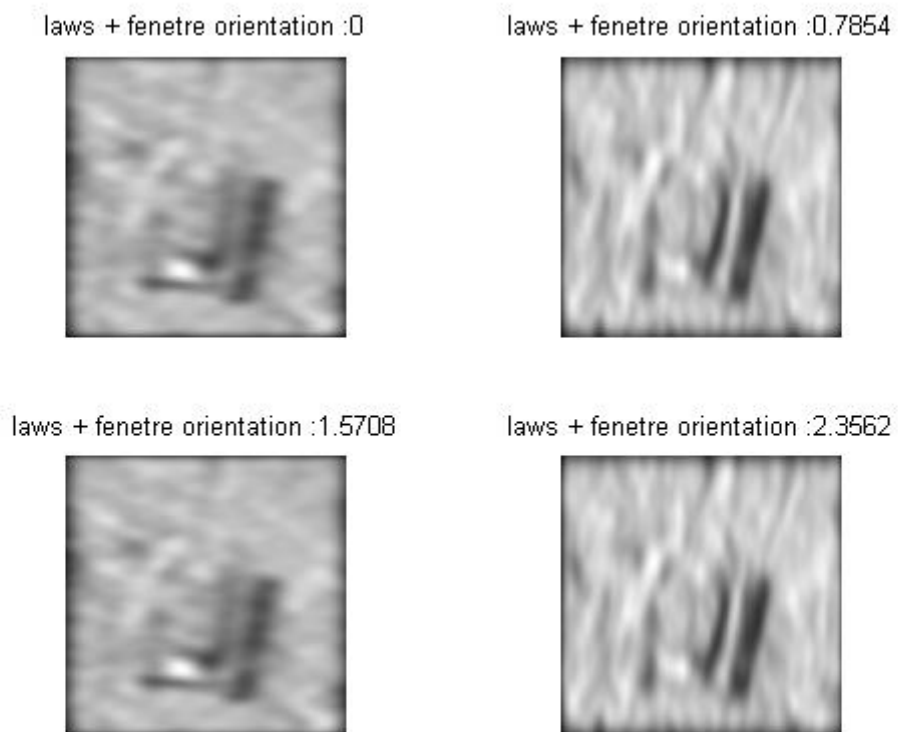
*Figure IV.80 : segmentation après filtrage de (Gabor+th+fenêtre) sur l'image T4 pour différentes orientations respectivement  $(0, \pi/4, \pi/2, 3\pi/4)$ .*



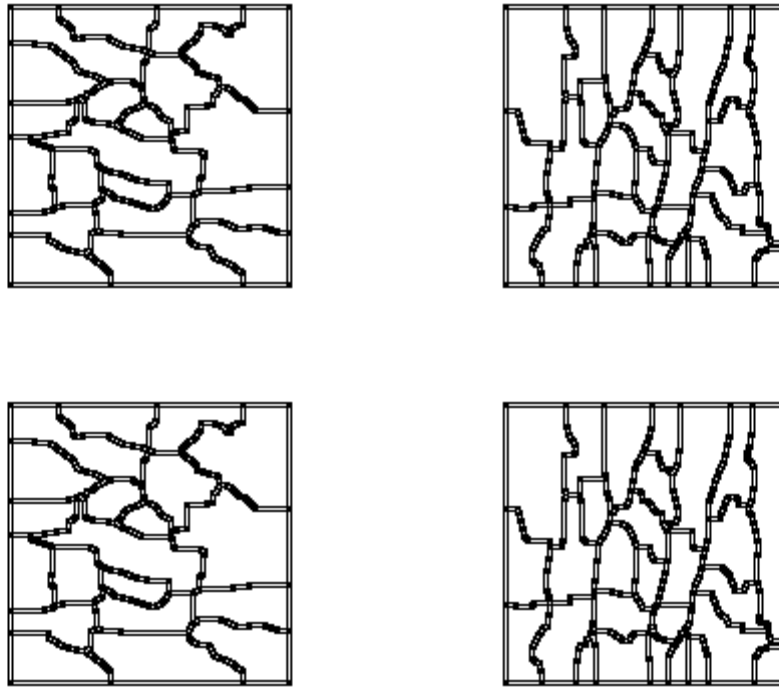
*Figure IV.81 : filtrage par L5E5, a) image originale (T4), b) image T4 filtrée avec L5E5.*



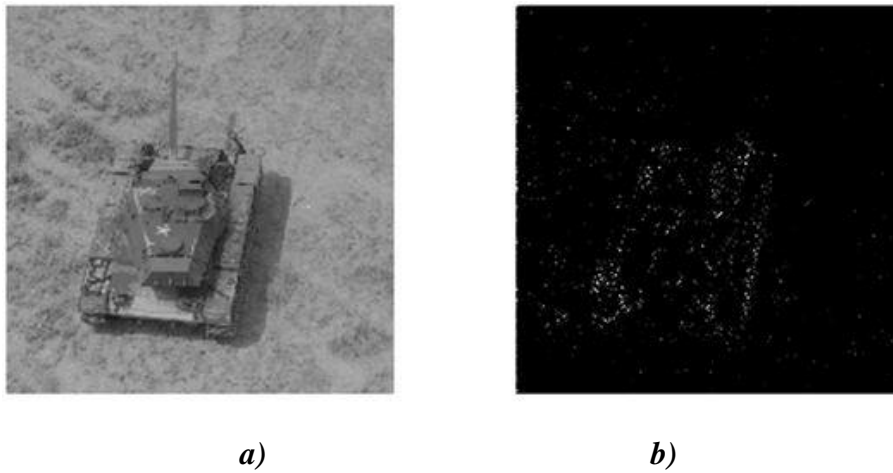
*Figure IV.82 : segmentation après filtrage par le masque L5E5 sur l'image T4.*



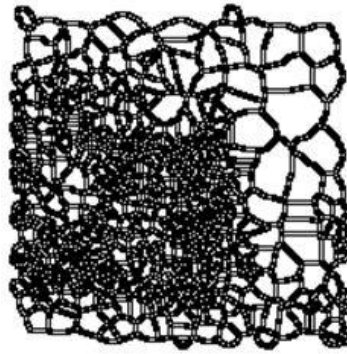
*Figure IV.83 : résultat du filtrage par le masque L5E5 sur l'image T4 pour différentes orientations.*



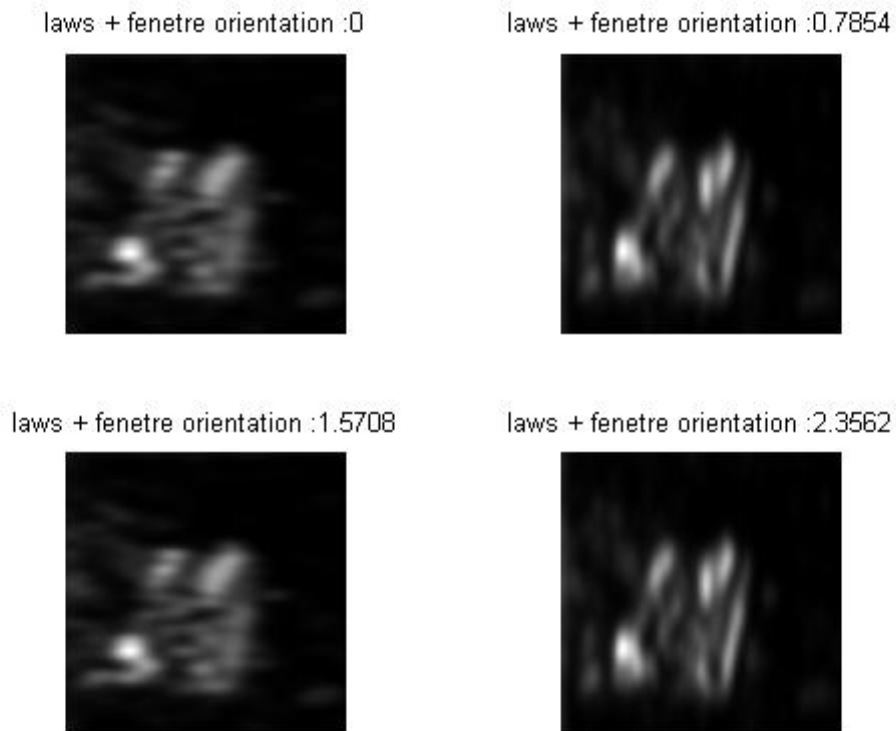
*Figure IV.84 : segmentation après filtrage par le masque L5E5 sur l'image T4 pour différentes orientations respectivement  $(0, \pi/4, \pi/2, 3 \pi/4)$ .*



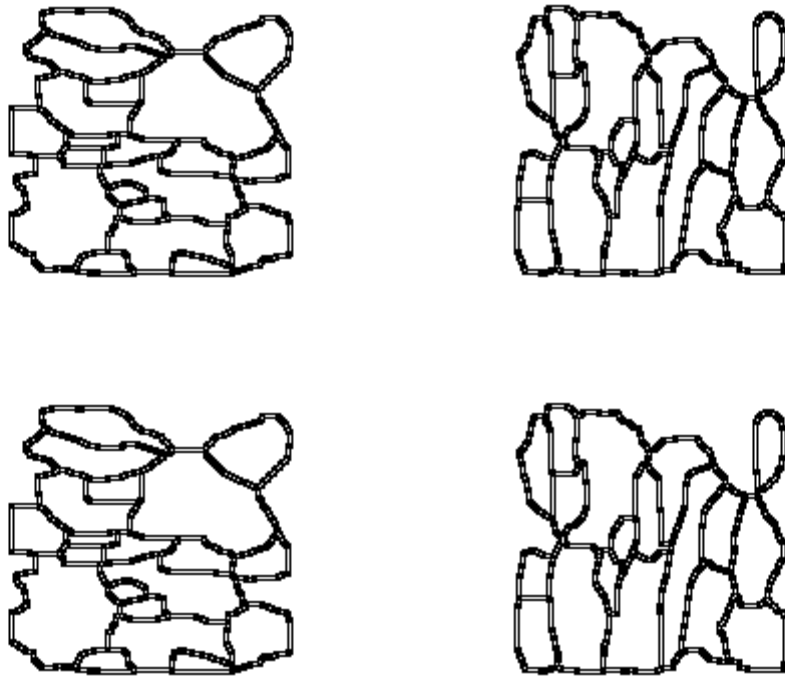
*Figure IV.85 : filtrage avec E5S5, a) image originale (T4), b) image T4 filtrée avec E5S5.*



*Figure IV.86 : segmentation après filtrage par le masque E5S5 sur l'image T4.*



*Figure IV.87 : résultat du filtrage par le masque E5S5 sur l'image T4 pour différentes orientations.*



*Figure IV.88 : segmentation après filtrage par le masque E5S5 sur l'image T4 pour différentes orientations respectivement  $(0, \pi/4, \pi/2, 3\pi/4)$ .*

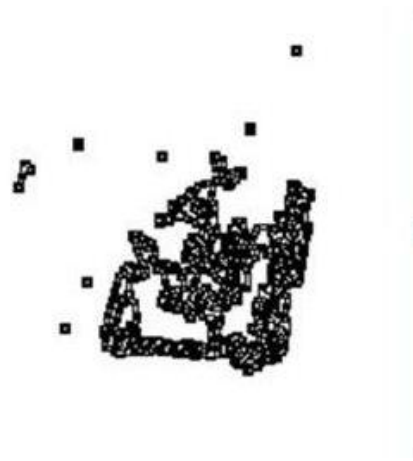


*a)*

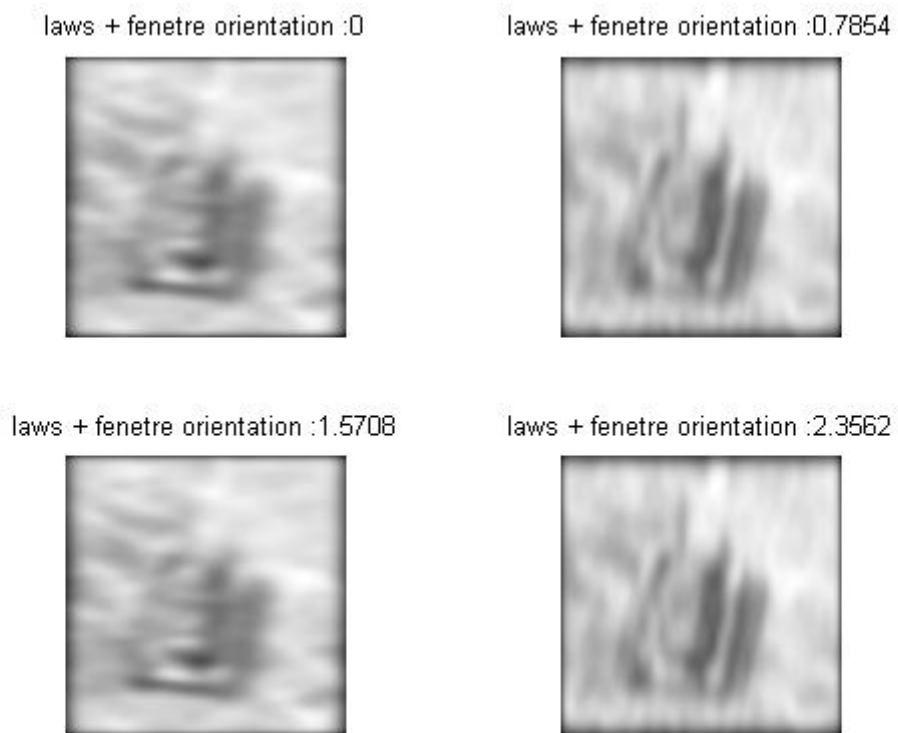


*b)*

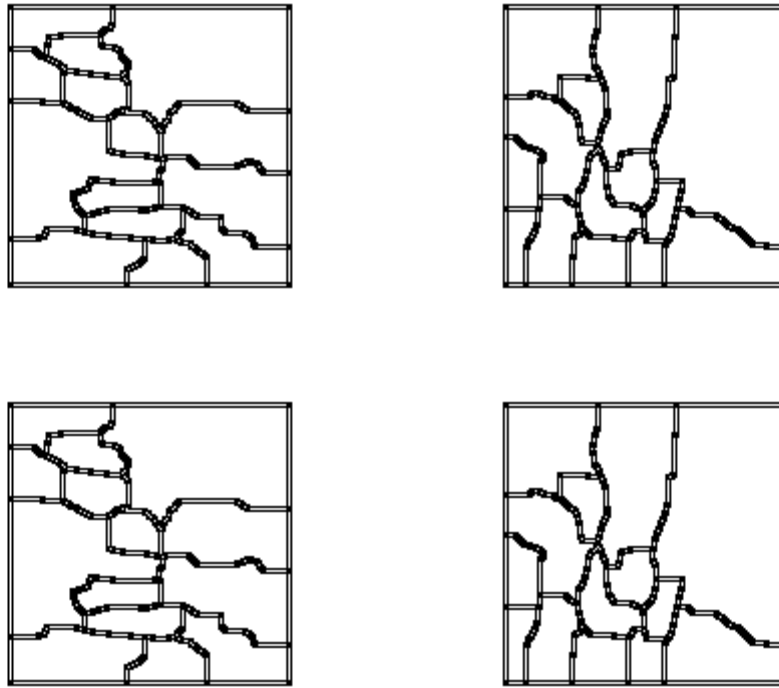
*Figure IV.89 : filtrage avec L5S5, a) image originale (T4), b) image T4 filtrée avec L5S5.*



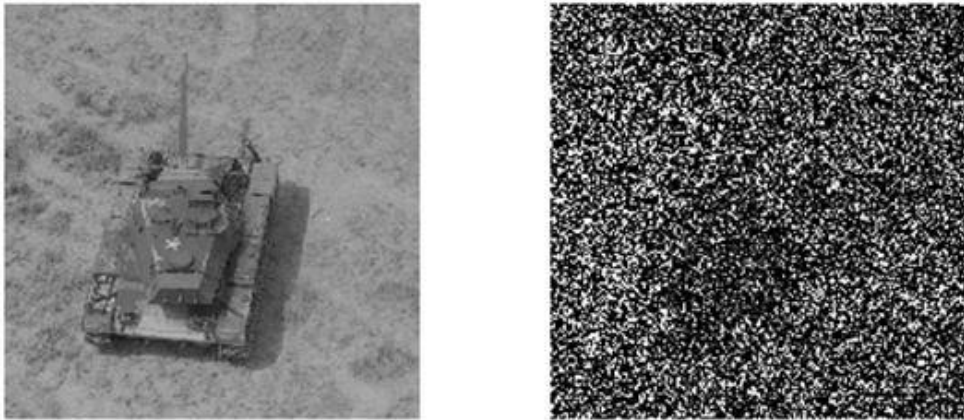
*Figure IV.90 : segmentation après filtrage par le masque L5S5 sur l'image T4.*



*Figure IV.91 : résultat du filtrage par le masque L5S5 sur l'image T4 pour différentes orientations.*



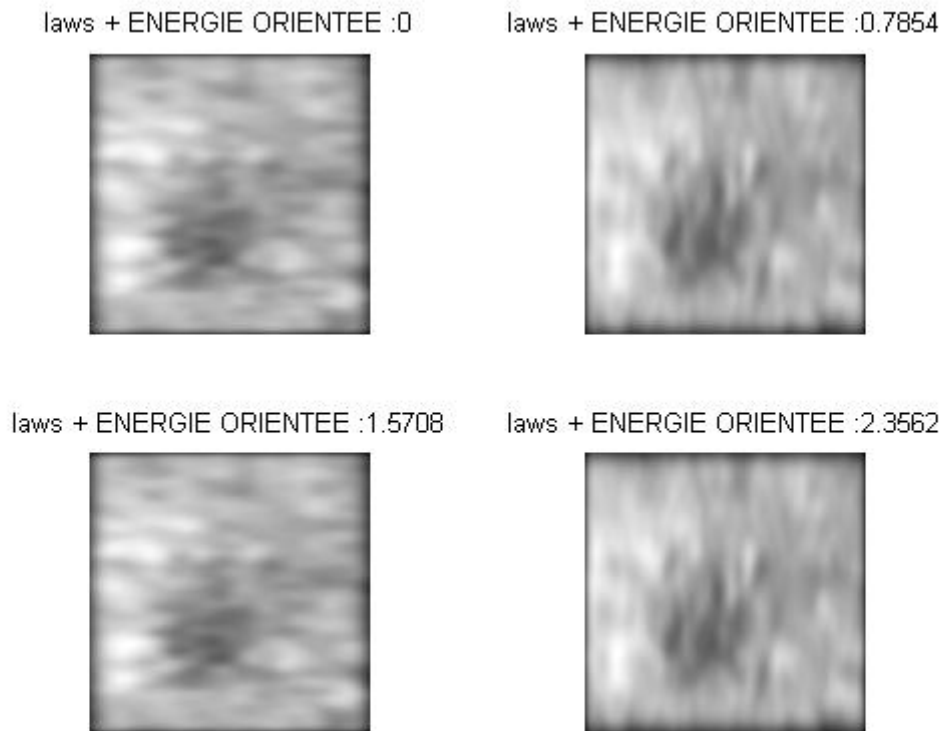
*Figure IV.92 : segmentation après filtrage par le masque L5S5 sur l'image T4 pour différentes orientations respectivement  $(0, \pi/4, \pi/2, 3\pi/4)$ .*



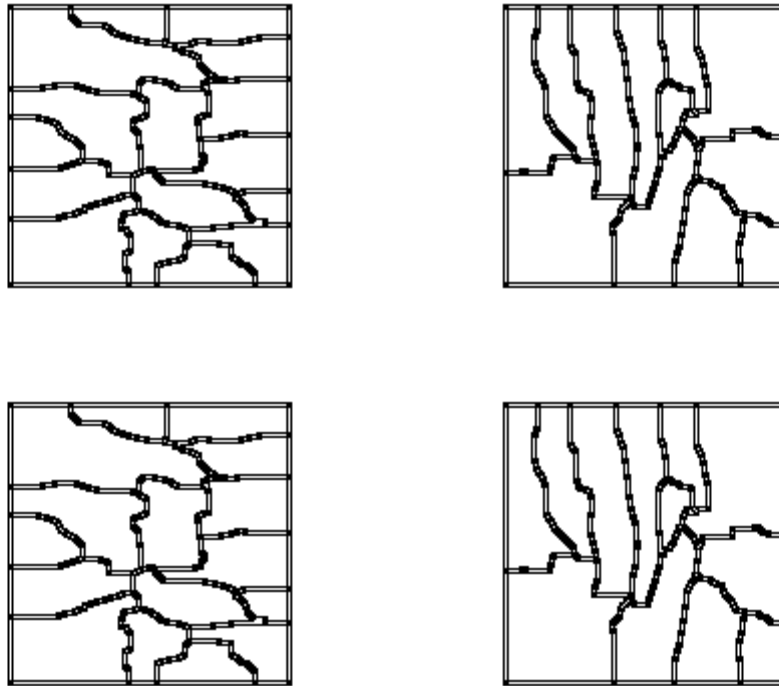
*Figure IV.93 : filtrage avec R5R5, a) image originale (T4), b) image T4 filtrée avec R5R5.*



*Figure IV.94 : segmentation après filtrage par le masque R5R5 sur l'image T4.*



*Figure IV.95 : résultat du filtrage par le masque R5R5 sur l'image T4 pour différentes orientations.*



*Figure IV.96 : segmentation après filtrage par le masque R5R5 sur l'image T4 pour différentes orientations respectivement  $(0, \pi/4, \pi/2, 3\pi/4)$ .*

❖ **Discussion des résultats sur l'image test (T4) :**

L'image T4 représente un Char de guerre sur un terrain. Le char composé de métaux a sa propre texture. Le terrain comporte plusieurs textures (herbe, sable, etc.). C'est une image difficile à discriminer

La segmentation des images obtenue par le filtrage (Gabor+than) et le filtrage (gabor+than+fenetre energie) donne une localisation du char et une détection des contours du char. Par contre elle ne donne aucune information sur les contours ou la texture du terrain.

La segmentation des images obtenue par le filtrage avec les masques de laws donne une détection des contours de la texture du terrain ne faisant aucune distinction entre le char et le terrain sauf pour le masque L5S5 qui décrit les contours du char.

La segmentation des images énergies obtenue par le filtrage avec les masques de laws partitionne l'image avec une détection des contours ne faisant aucune distinction entre le char et le terrain sauf pour le masque L5S5 qui décrit les contours du char.

	Gabor	L5E5	L5S5	E5S5	R5R5
Image T1	187.32 sec	1.81 sec	1.75 sec	1.91 sec	1.92 sec
Image T2	196.45 sec	1.85 sec	1.92 sec	1.91 sec	1.87 sec
Image T3	204.31 sec	1.94 sec	1.82 sec	2.08 sec	1.86 sec
Image T4	173.23 sec	2.04 sec	1.85 sec	1.81 sec	1.94 sec

*Tableau IV.1 : le temps d'exécution des programmes des filtres pour les différentes images test.*

#### **IV.5 Discussion :**

Les différentes discussions faites sur chacune des images tests prouvent que le choix du filtre dépend de la nature de la texture de l'image car les caractéristiques du filtre jouent un rôle prépondérant.

Suivant les résultats obtenus, on peut dire que pour une image représentant un objet sur un fond, le filtrage par Gabor offre une meilleure détection de l'objet par rapport au filtrage par les masques de Laws.

Toutefois, le masque L5S5 offre des résultats assez proches du filtrage de Gabor avec une plus grande rapidité.

Pour la détection des contours, des points pour une texture microscopique, les masques de Laws offrent une meilleure détection que les filtres de Gabor et même si leurs performances sont modestes, mais ils sont très rapides.

Conclusion générale.



L'analyse de texture, est difficile. Cette difficulté est due essentiellement au fait qu'il n'existe pas de définition précise et rigoureuse permettant de définir complètement la notion de texture.

Nous avons présenté les principales approches adoptées par les filtres de Gabor et les masques de Laws pour la caractérisation d'images texturées.

Le choix des paramètres des filtres est un point délicat. Les paramètres sont donc à choisir avec précaution et après expérimentation car ils influent sur l'application considérée et sur la qualité de la discrimination de texture.

Selon l'image test considérée, nous avons pu juger visuellement quel filtre répond le mieux à la texture de l'image considérée après son filtrage et sa segmentation.

Toutefois, pour une image composée de différents types de texture le résultat du filtrage et de la segmentation par les deux filtres ne peut être précis que sur la partie de l'image où on retrouve le type de texture qu'ils caractérisent.

Cet inconvénient a conduit à l'élaboration de nouvelles méthodes d'approche de l'analyse de texture dans le but de discriminer tous types de texture présente dans l'image à analyser.