



Université ABBES LAGHROUR Khenchela  
Faculté des Sciences et de la Technologie  
Département de Génie Industriel  
جامعة عباس لغزور خنشلة  
كلية العلوم والتكنولوجيا  
قسم الهندسة الصناعية



N° Série : .....

## Mémoire de fin d'étude

*Pour l'obtention du diplôme de Master*

**Filière : Télécommunications**

**Spécialité : Télécommunications Avancées**

### THEME

# Le Seuillage Adaptatif des Images Une Etude Comparative

Réalisé par : - DJEBAILI M<sup>ed</sup> Lazhar  
-CHERGUI Lokman

Dirigé par : FRIHA Souad

Promotion 2015/2016

## *Remerciements*

---

---

*Tout d'abord je remercie Dieu tout puissant pour la patience, le courage, la santé, avec les quelles j'ai pu finir ce modeste travail.*

*Je tiens à exprimer mes vifs remerciements et gratitude et reconnaissance à mon promoteur Mme. **friha souad** pour son orientation, ses encouragements et ses conseils judicieux.*

*J'exprime mes vifs remerciements précédemment aux membres du jury pour l'honneur qu'ils me font, en acceptant de juger ce modeste travail.*

*Je tiens à remercier tous mes enseignants de la Faculté des Sciences et de la Technologie et surtout l'option génie Industrielle pour avoir assuré notre*

*Et enfin Je souhaite la bonne réussite à mes collègues de la promotion 2016.*

## *Dédicaces*

---

---

Je dédié ce modeste travail

A mes chers parents, mon père et ma mère pour leur

Amour, leurs encouragements et leurs sacrifices.

A mes très chères frères et sœurs.

A tous mes amis

A mes collègues que j'ai partagés avec eux des bons moments  
et des bons souvenirs.

A tous ceux qui me sont proche et qui m'ont soutenus et  
encouragé de près ou de loin.

A tous ceux qui m'aiment et ceux que j'aime et je n'ai pas  
cité.

## Liste des figures

Figure 1.1 : Image engineering et segmentation d'image	5
Figure 1.2 : Représentation d'image numérique	6
Figure 1.3 : La lettre A affichée comme un groupe de pixels	6
Figure 1.5 : Image Bruitée	8
Figure 1.4 :Image sans bruit	8
Figure 1.6 : Image avec histogramme	9
Figure 1.7 : Contour d'une image	10
Figure 1.8. Types d'images	11
Figure 2.1Seuillage multiple d'un histogramme	17
Figure 2.2 Seuillage simple d'un histogramme	18
Figure 2.3: segmentation en différents seuils	18
Figure 2.4: séparation entre un espace signal et un espace bruit	24
Figure 2.5 L'une des limitations de cette méthode est qu'elle est terriblement gourmande	26
Figure 2.6 histogramme –méthode « symétrie »	28
Figure 2.7 –méthode du triangle	29
Figure 2.8: images en différents niveaux de gris	31
Figure2.9 : image comporte 2 objets de niveau de gris différents	31
Figure2.10 : L'histogramme	32
Figure 2.11 : <i>Segmentation avec un bon choix de seuil</i>	32

Figure 3.1 Modèles de la trame hexagonale	<b>36</b>
Figure 3.2 Seuillage par la trame hexagonale à 1 central	<b>38</b>
Figure 3.3 Seuillage par la trame hexagonale à 0 central	<b>38</b>
Figure 3.4 Seuillage par méthode de Friel Molchanov	<b>40</b>
Figure 3.6 Histogramme de l'image en (a)	<b>41</b>
Figure 3.5 Seuillage par méthode D'OTSU	<b>41</b>
Figure 3.7 Seuillage par les différentes méthodes pour Des images cérébrale	<b>43</b>
Figure 3.8 Seuillage par les différentes méthodes pour La scène du bateau	<b>44</b>
Figure 3.9 Seuillage par les différentes méthodes pour Personnages	<b>44</b>

# **C**HAPITRE 1

## ***GENERALITES SUR L'IMAGE***

### 1.1. Introduction

L'approche seuillage est l'approche de classification la plus ancienne. Elle se caractérise par son temps de convergence rapide et par sa simplicité. C'est une méthode de détection d'objet à partir de l'histogramme de l'image.

Il est difficile de classer le seuillage en tant qu'une approche à part en dehors des autres approches de segmentation. En effet, le seuillage est un passage obligatoire pour toute analyse morphologique ultérieure.

La segmentation par seuillage ou autre est le cœur de tout système d'analyse automatique d'images (voir Figure1). Elle intervient dans de nombreuses applications importantes, comme l'indexation d'une base de données d'image, le suivi et l'estimation de mouvement dans une séquence vidéo, et l'interprétation automatique d'images biomédicales et satellitaires, etc

### 1.2. Définitions de base

#### L'image

Une image est une fonction de deux variables, par exemple  $I(x,y)$  représentera une fonction d'amplitude (l'intensité) de deux variables réelles de position  $(x,y)$  dans le plan cartésien. Par exemple, une photographie aérienne, un profil d'élévation d'un terrain, et une carte topographique sont trois représentations différentes d'un même objet, trois images. Une image peut inclure des sous-images, communément appelées ROI (Régions d'Intérêts, « Région Of Intérêts » en anglais), ou simplement régions. Ce concept reflète le fait qu'une image contient souvent une collection d'objets qui définissent autant de zones dans l'image. Les amplitudes dans une image donnée sont ou des nombres réels, ou des nombres entiers, ce dernier cas résultant simplement d'un processus de quantification des valeurs entre un continuum (par exemple de 0 à 100 %) sur un ensemble discret de valeurs. Parfois, cependant, c'est le processus physique de formation des images qui conduit à cette quantification. Enfin, il arrive (par exemple en imagerie de résonance magnétique, ou IRM), que les mesures physiques produise une image complexe, avec phase et amplitude. Nous nous limiterons au cas d'amplitudes réelles dans la suite. Une image digitale  $I[m,n]$  décrite dans un espace discret de dimension 2 est dérivée d'une image  $I(x,y)$  dans un espace 2D continue par un processus d'échantillonnage que l'on nomme fréquemment digitalisation ou numérisation.

Nous décrirons plus loin ce processus en détail. Pour le moment, définissons quelques grandeurs associées aux images numériques. [7]

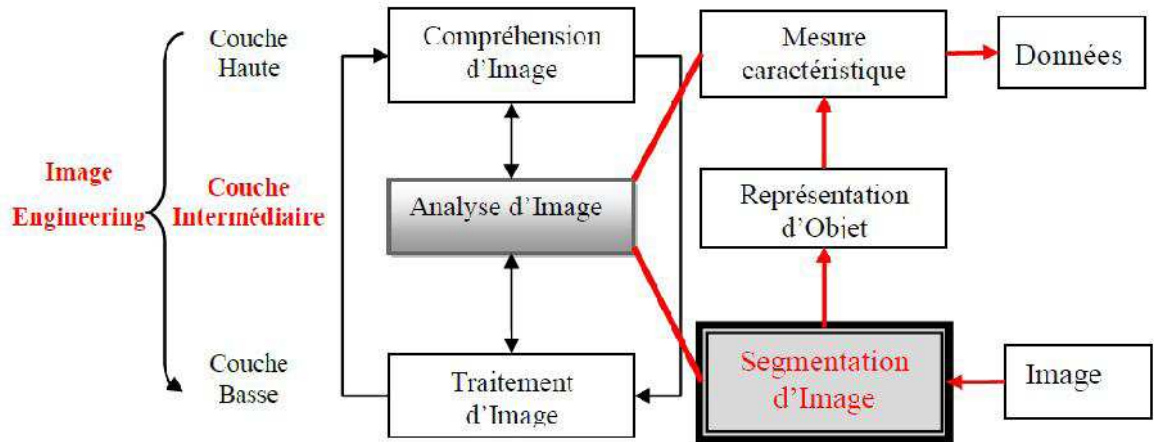


Figure 1.1. Image engineering et segmentation d'image.

### 1.3. Image numérique

L'image est une représentation d'une personne ou d'un objet par la peinture, la sculpture, le dessin, la photographie, le film, etc. C'est aussi un ensemble structuré d'informations qui, après affichage sur l'écran, ont une signification pour l'œil humain. Elle peut être décrite sous la forme d'une fonction  $I(x,y)$  de brillance analogique continue, définie dans un domaine borné, Les  $x$  et  $y$  sont les coordonnées spatiales d'un point de l'image et  $I$  est une fonction d'intensité lumineuse et de couleurs. Sous cet aspect, l'image est inexploitable par la machine, ce qui nécessite sa numérisation.

La numérisation d'une image est la conversion de celle-ci de son état analogique en une image numérique représentée par une matrice bidimensionnelle de valeurs numériques  $f(x,y)$ , où :

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

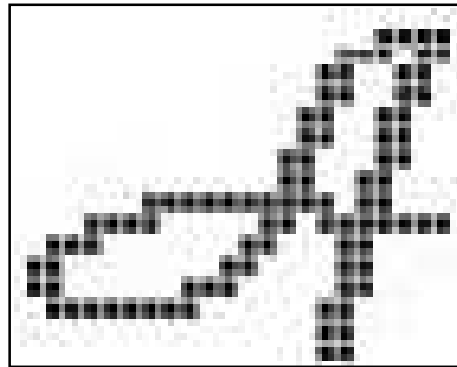
$f(x, y)$  : niveau d'intensité.

Pour des raisons de commodité de représentation pour l'affichage et l'adressage, les données images sont généralement rangées sous forme de tableau  $I$  de  $n$  lignes et  $p$  colonnes.

Chaque élément  $I(x, y)$  représente un pixel de l'image et sa valeur est associée à un niveau de

gris codé sur  $m$  bits ( $2^m$  niveaux de gris ;  $0$  = noir ;  $2^m-1$  = blanc).

La valeur en chaque point exprime la mesure d'intensité lumineuse perçue par le capteur.



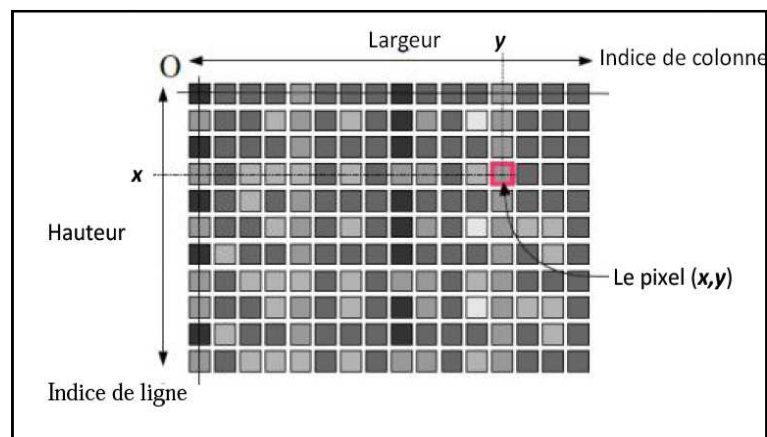
**Figure 1. 2.** Représentation d'image numérique.

## 1.4. Caractéristiques d'une image numérique [7]

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

### 1.4.1. Pixel

Contraction de l'expression anglaise " Picture Elément " élément d'image, le pixel est le plus petit point de l'image. C'est une entité calculable qui peut recevoir une structure et une quantification. Si le bit est la plus petite unité d'information que peut traiter un ordinateur, le pixel est le plus petit élément qui peut manipuler les matériels et les logiciels d'affichage ou d'impression. La lettre A, par exemple, peut être affichée comme un groupe de pixels comme le montre la figure ci-dessous (Figure1. 3):



**Figure1. 3.** La lettre A affichée comme un groupe de pixels.

La quantité d'informations que véhicule chaque pixel donne des nuances entre images monochromes et images couleurs. Dans le cas d'une image monochrome, chaque pixel est codé sur *1* octet, et la taille mémoire nécessaire pour afficher une telle image est directement liée à la taille de l'image. Dans une image couleur (R.V.B.), un pixel peut être représenté sur *3* octets : *1* octet pour chacune des couleurs: rouge (R), vert (V) et bleu (B).

### 1.4.2. DIMENSION

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

### 1.4.3. RESOLUTION

La résolution est définie par un nombre de pixels par unité de longueur de l'image numérisé en dpi (dots per inch) ou ppp (points par pouce). On parle de définition pour un écran et de résolution pour une image. Plus le nombre de pixels est élevé par unité de longueur de l'image à numériser, plus la quantité d'informations qui décrit l'image est importante et plus la résolution est élevée (et plus le poids de l'image est élevé). La résolution d'une image correspond au niveau de détail qui va être représenté sur cette image. Pour la numérisation il faut considérer les 2 équations suivantes :

$$(X * \text{résolution}) = x \text{ pixels} \quad (1.1)$$

$$(Y * \text{résolution}) = y \text{ pixels} \quad (1.2)$$

Tel que :

- $X$  et  $Y$  représentent la taille (pouce ou cm, **1 pouce=2,54** centimètres) de la structure à numériser.
- résolution représente la résolution de numérisation.
- $x$  et  $y$  représentent la taille (en pixels) de l'image.

### 1.4.4. LA TAILLE D'UNE IMAGE

Pour connaître la taille d'une image, il est nécessaire de compter le nombre de pixels que contient l'image, cela revient à calculer le nombre des cases du tableau, soit la hauteur de celui-ci que multiplie sa largeur. La taille de l'image est alors le nombre des pixels que multiplie la taille (en octet) de chacun de ces éléments.

### 1.4.5. BRUIT

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



**Figure 1.4** .Image sans bruit.

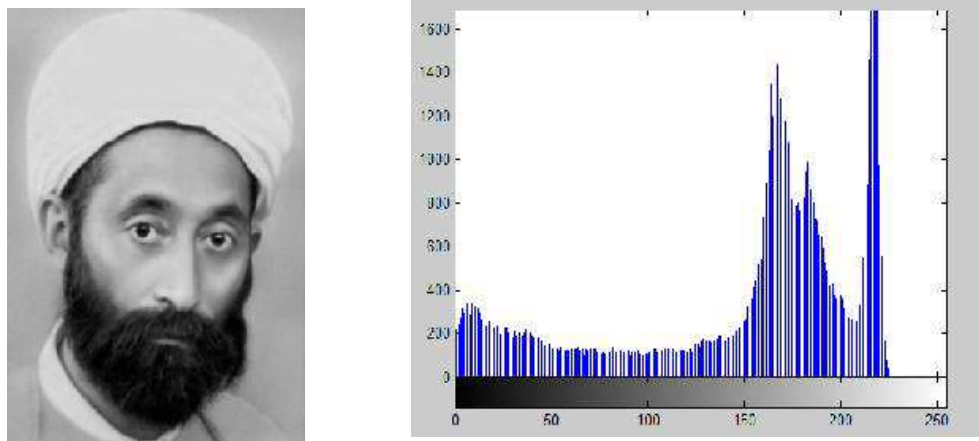


**Figure 1.5.** Image Bruitée.

### 1.4.6. HISTOGRAMME

L'histogramme des niveaux de gris ou des couleurs d'une image est une fonction qui donne la fréquence d'apparition de chaque niveau de gris (couleur) dans l'image. Pour diminuer l'erreur de quantification, pour comparer deux images obtenues sous des éclairages différents, ou encore pour mesurer certaines propriétés sur une image, on modifie souvent l'histogramme correspondant. Il permet de donner un grand nombre d'information sur la distribution des niveaux de gris (couleur) et de voir entre quelles bornes est répartie la majorité des niveaux de gris (couleur) dans les cas d'une image trop claire ou d'une image trop foncée. Il peut être utilisé pour améliorer la qualité d'une image (Rehaussement d'image) en introduisant quelques modifications, pour pouvoir extraire les informations utiles de celle-ci.

La figure 1.6. montre une image avec son histogramme.



**Figure 6 :** Image avec histogramme.

### 1.4.7. CONTOURS

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 (Figure 1. 7).



**Figure 1.7.**Contour d'une image.

### 1.4.8. LUMINANCE

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

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

### 1.4.7. 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.

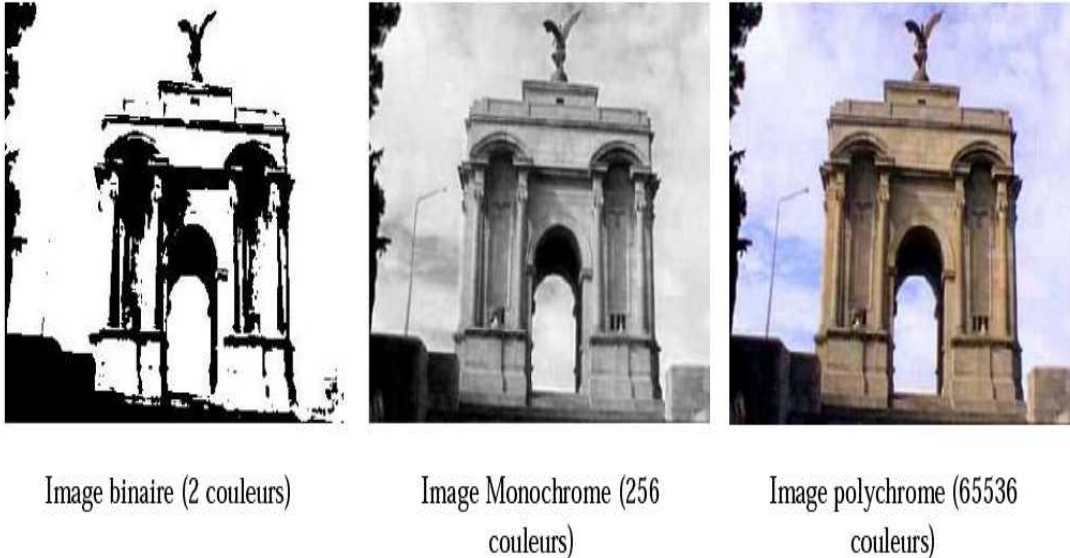
### 1.5. TYPES D'IMAGES [5]

On distingue trois types d'images :

- **Binaire** : 2 couleurs (arrière-plan et avant-plan).

- Monochrome : variations d'une même teinte.
- Polychrome : " vraies " couleurs.

LA Figure 1. 8. montre des exemples d'illustration pour ces trois familles.



**Figure 1. 8.** Types d'images.

### 1.5.1. IMAGES BINAIRES (EN NOIR ET BLANC)

Les images binaires sont les plus simples. Bichromes (la plupart du temps noire et blanche) elles sont ontologiquement numériques c'est-à-dire que leur codage et leur décodage peuvent être faits directement vers la base 2.

### 1.5.2. IMAGES A NIVEAUX DE GRIS (MONOCHROMES)

Le niveau de gris est la valeur de l'intensité lumineuse en un point. La couleur du pixel peut prendre des valeurs allant du noir au blanc en passant par un nombre fini de niveaux intermédiaires. Donc pour représenter les images à niveaux de gris, on peut attribuer à chaque pixel de l'image une valeur correspondant à la quantité de lumière renvoyée. Cette valeur peut être comprise par exemple entre *0 et 255*. Chaque pixel n'est donc plus représenté par *1 bit*, mais par *1 octet*. Pour cela, il faut que le matériel utilisé pour afficher l'image, soit capable de produire les différents niveaux de gris correspondant.

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

### 1.5.3. IMAGES EN COULEURS (POLYCHROMES)

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

### 1.6. La représentation en couleurs réelles : [5]

Elle consiste à utiliser **24 bits** pour chaque point de l'image. **8 bits** sont employés pour décrire la composante rouge (R), **8** pour le vert (V) et **8** pour le bleu (B). Il est ainsi possible de représenter environ **16,7 millions** de couleurs différentes simultanément. Cela est cependant théorique, car aucun écran n'est capable d'afficher **16 millions** de points. Dans la plus haute résolution (**1600 x 1200**), l'écran n'affiche que **1 920 000 points**. Par ailleurs, l'œil humain n'est pas capable de distinguer autant de couleurs|

### 1.7. LES DIFFERENTES TECHNIQUES DE TRAITEMENT D'IMAGE

Le traitement d'image consiste à améliorer le contenu d'une image pour en extraire de l'information, par exemple identifier une séquence de texte ou un chromosome, éviter un obstacle (robotique), détecter des zones soumises à l'érosion (télédétection). En bref traiter une image, c'est d'ajouter du sens par un procédé automatique, par la suite on va citer les différentes techniques de traitement d'image les plus connus tels que : Extraction de caractéristiques d'image, la segmentation d'image, rehaussement d'image (amélioration de qualité d'image) et le recalage d'image.

### 1.8. EXTRACTION DES CARACTERISTIQUES [5]

En vision par ordinateur, une caractéristique est définie en fonction d'une ou plusieurs mesures, dont chacun spécifie une propriété mesurable d'un objet, est calculée de telle sorte qu'il quantifie des caractéristiques importantes de l'objet.

Les images sont des objets numériques très riches en termes d'informations. En plus de l'espace mémoire gigantesque exigé, la manipulation directe de ces images dans un système de reconnaissance d'images par le contenu ne permet pas d'obtenir des temps de réponse réalistes. Il convient donc d'utiliser une représentation de dimension réduite pour caractériser le contenu de ces images. L'objectif principal de l'extraction d'attributs est de déterminer pour chaque image, une représentation (signature) qui soit, d'une part compacte, pour être rapidement accessible et facilement comparable, et d'autre part suffisamment complète pour bien caractériser l'image. Il est recommandé d'employer des attributs invariants aux transformations colorimétriques telles que le changement d'éclairage et aux transformations géométriques telles que le changement d'échelle. Ceci permet de palier aux différentes transformations que peut subir une image. Cependant, la caractérisation robuste et discriminante des images reste un grand défi en traitement d'images. Généralement, les attributs dits de bas niveau sont souvent les plus utilisés pour la description d'images par le contenu. Ces attributs décrivent les principales caractéristiques visuelles existant dans une image, à savoir la couleur, la texture et la forme.

Nous classons les diverses caractéristiques actuellement utilisées comme suit:

- **Caractéristiques générales** : caractéristiques d'applications indépendantes telles que la couleur, la texture et la forme. Selon le niveau d'abstraction, elles peuvent être divisées en :
  - **Caractéristiques au niveau des pixels (Pixel-level features)** : caractéristiques calculées à chaque pixel, par exemple couleur, l'emplacement.
  - **Caractéristiques locales (Local features)** : caractéristiques calculées sur les résultats de la subdivision de la bande image sur la segmentation
  - **Caractéristiques globales (Global features)** : caractéristiques calculées sur toute l'image ou tout simplement régulièrement sous-zone d'une image.
  - **Domaine des fonctionnalités spécifiques** : Fonctionnalités dépendantes des applications telles que des visages humains, des empreintes digitales et des caractéristiques conceptuelles. Ces caractéristiques sont souvent une synthèse d'images ou de détection des bords. des caractéristiques de bas niveau pour un domaine spécifique

### 1.9. Les formats d'images les plus courants :

Une liste des formats les plus courants est résumée dans le (tableau 1.1)

Nom de format	Points forts	Points faibles	Notes
<b>JPEG</b> et <b>JPEG2000</b>	Excellent e compression	Compression destructrice	Spécialement conçu pour les photographie, Il est cependant a utiliser avec délicatesse tant que sa compression peut brouiller l'image .
<b>GIF</b>	Possibilité d'animation et de transparence, compression efficace	Limité à 256 couleur	Très répandu sur le web malgré ses faiblesses et un problème de droit sur son format de compression. A déconseiller pour les photos.
<b>PNG</b>	Excellent compression sans perte , possibilité de transparence, standard donc pérenne	Pas très efficace pour les larges photographies	Format destiné a remplacer le format GIF et ses limitation. Peut remplacer les JPEG comme les GIF (sauf en ce qui concerne l'animation.
<b>TIFF</b>	Compression sans perte efficaces , couche de transparence .	Lourdeur des fichiers non compressés.	Format de stockage très utilisé a éviter pour le web
<b>BMP</b>	Format par défaut de Windows	Disponible uniquement sur la plateforme de Microsoft	Génialement ,non compressé et de ce fait des fichiers très (lourds).

**Tableau 1.1.** formats d'images

### 1.10. Conclusion

La segmentation est sans aucun doute la phase la plus délicate d'une procédure d'analyse d'image. En effet 'tout le processus de reconnaissance qui permet ensuite d'interpréter le contenu de l'image segmentée repose sur la qualité des résultats obtenus **B** l'issue de

cette phase fondamentale, Nous avons évoqué les avantages de la segmentation par seuillage Cependant, cette simplicité apparente cache un problème délicat qui est le choix des différents seuils de segmentation. De nombreuses méthodes de sélection de seuils existent et elles sont plus ou moins adaptées selon le type d'image **B** analyser ,Le but du chapitre suivant est de décrire certaines de ces méthodes en faisant apparaître leurs avantages et inconvénients

# **C**HAPITRE 2

## ***LE SEUILLAGE***

## 2.1. Introduction

L'approche seuillage est l'approche de classification la plus ancienne. En effet, le seuillage est un passage obligatoire pour toute analyse morphologique ultérieure. Dans ce chapitre nous nous proposons de présenter le seuillage et ses différentes variantes, en l'occurrence, seuillage à seuil fixe et unique, seuillage à deux seuils (voire plus) fixes et seuillage adaptatif.

## 2.2. le seuillage, qu'est ce que c'est ?

### 2.2.2 .definition du seuillage [5]

Le seuillage (thresholding en Anglais) représente un outil largement utilisé dans la segmentation d'image pour extraire des objets de leurs fonds en fonction d'un seuil. Tout problème de seuillage consiste alors à rechercher la valeur du seuil. La plupart des méthodes

de seuillage déterminent le seuil en optimisant une fonction objective.

On distingue le Seuillage de base (simple) (2 classes) où le résultat du seuillage est une image binaire (0 : 1, parfois en 0 :255 pour l'affichage) (Figure 2.1), et le multi-seuillage (multi-level thresholding en Anglais) qui est utile quand on a affaire à des images qui contiennent plusieurs objets ayant des luminances différentes. Pour extraire ces objets, plusieurs seuils sont nécessaires. Le résultat du seuillage est une image avec  $n+1$  classes pour  $n$  seuils (Figure2.2).

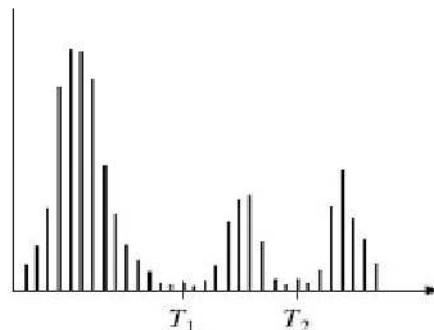


Figure 2.1 Seuillage multiple d'un histogramme.

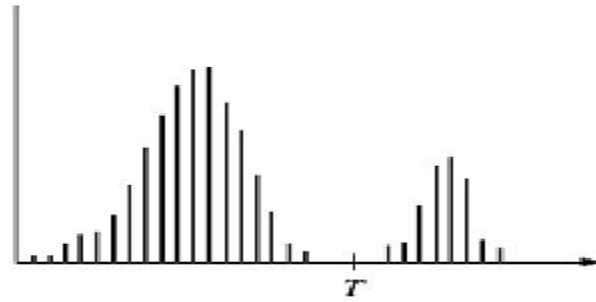


Figure 2.2 Seuillage simple d'un histogramme.

### 2.2.3. Seuillage simple [5]

Le seuillage simple de l'histogramme d'une image a pour but de remettre à 0 tous les pixels contenus dans l'image qui ont un niveau de gris qui est plus bas que la valeur du seuil, et remettre à 255 tous les pixels qui ont un niveau de gris plus haut que la valeur du seuil. L'usage de cette opération est de montrer en l'appliquant à l'image (voir figure. (2.3)). L'image seuillée  $g(x, y)$  satisfait le critère

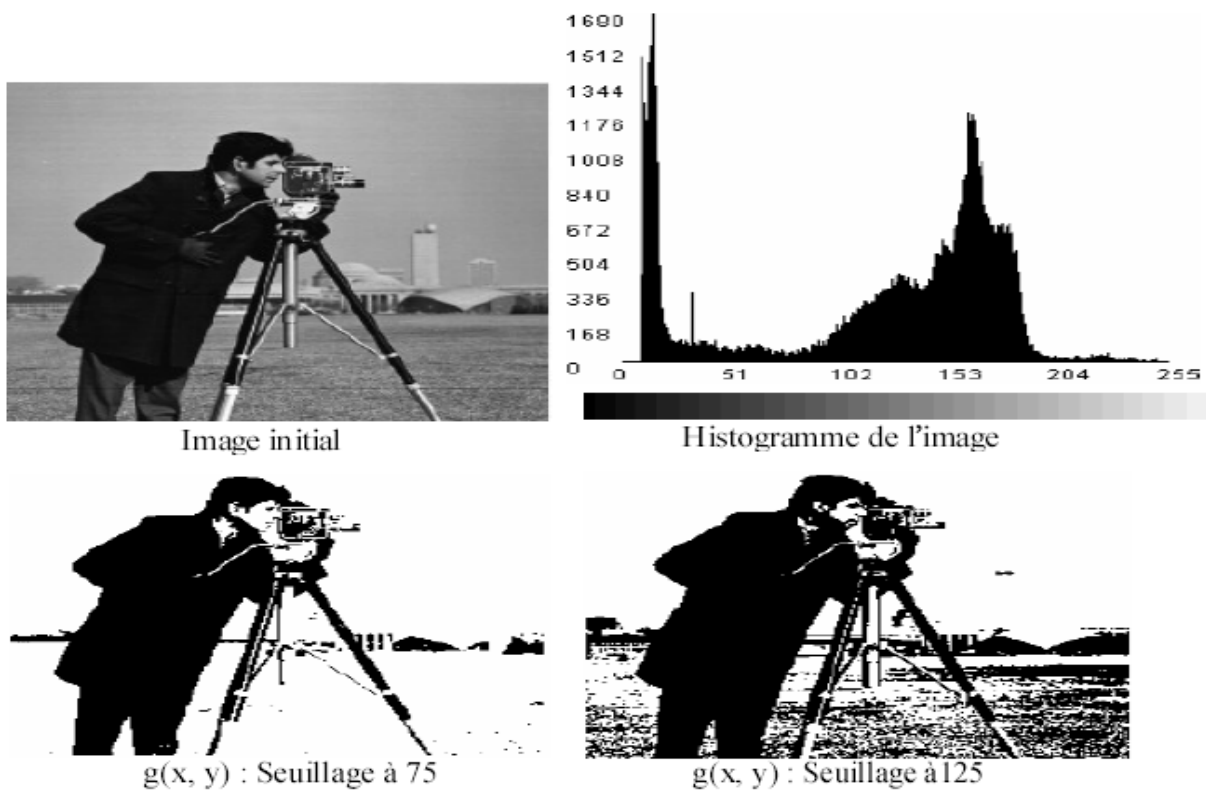


Figure 2.3: ségmentation en différents seuils

Suivant :

$$g(x, y) \begin{cases} 255 & \text{si } r > S \text{ (points des objets)} \\ 0 & \text{si } r \leq S \text{ (points du fond)} \end{cases} \quad 2.1$$

Voici une image en 256 niveaux de gris et le résultat d'une opération de seuillage avec les valeurs respectives de seuil de 75 et 125 :

Cette étude nous a montré tous les problèmes que l'on peut rencontrer dans le domaine du traitement des images. Et ce surtout lorsque l'on traite des images . Ce travail nous a permis de réfléchir sur des algorithmes faisant intervenir des notions nouvelles que nous allons exposer en détail tout au long de chapitre.

Dans un premier temps nous nous sommes tournés vers l'étude de méthodes de binarisation des images texturées. Et c'est vraiment à ce moment que les problèmes liés à ce type d'images interviennent de façon très significative. En effet toute la difficulté du travail a été de trouver un algorithme suffisamment efficace pour donner des résultats satisfaisants en matière de binarisation de ce type d'images.

Il existe deux types d'algorithmes de seuillage d'images:

- Ceux fondés sur l'analyse de l'histogramme et faisant appel aux méthodes de calculs statistiques. Ceux-ci sont dits à seuil fixe.
- Ceux fondés sur une analyse de la matrice image initiale et dits adaptatifs.

Ces différents types de méthodes seront étudiées en détails et pour chacune d'entre elles nous ferons une analyse des résultats que l'on obtient

## **2.2.4. Méthode de seuillage simple (fixe):**

Seuillage simple : un seuil pour toute l'image. Il existe plusieurs méthodes de seuillages simple qu'on peut classer en deux catégories :

1. Méthodes paramétriques : ces méthodes supposent que l'histogramme peut être approximé par une combinaison linéaire de densité de probabilité dont le modèle est connu à priori.

2. Méthodes non-paramétriques : permettent de trouver les seuils optimaux sans tenir compte d'aucune hypothèse sur la forme de l'histogramme

## 2.2.5 SEUILLAGE locale (ADAPTATIF) : [5]

Le seuillage adaptatif est un type de seuillage paramétrique, c'est-à-dire qu'il tient compte des variations d'éclaircissements présents dans l'image. En fait ce type d'opération fait intervenir les plus proches voisins d'un pixel.

On doit écrire en fait une équation de type  $ng = f(x, y)$  pour obtenir en fait le niveau de gris d'un pixel par rapport à ses coordonnées dans l'image.

En traitement d'image on va donc utiliser un élément structurant sous forme de matrice.

En effet dans la suite de notre travail il nous est demandée d'appliquer une nouvelle méthode de seuillage beaucoup plus efficace puisque adaptative. Cette méthode est censée pouvoir s'adapter aux différentes caractéristiques d'une image( sa luminance, son intensité, les classes d'objets qu'elle contient, etc....).

## 2.2.6. Méthode de seuillage locale(adaptatif) :

Seuillage local ou adaptatif : un seuil pour chaque pixel.  
Les méthodes de seuillage locale prennent en considération la valeur des pixels voisins pour le calcul des seuils.

## Quelques méthodes de seuillage : [5]

### 2.2.8. Méthode d'Otsu

Dans [13], la méthode est basée sur l'histogramme  $H=[h_0 \dots h_{L-1}]$  normalisé  $\sum_{i=0}^{L-1} h_i = 1$  de la fonction d'observation. Il s'agit de maximiser la variance inter-classes  $\sigma_B^2$  suivant  $t$  le numéro de la case de l'histogramme courante. Cette variance inter-classe est égale à :

$$\sigma_B^2 = \omega_0 \omega_1 (\mu_1 - \mu_2)^2$$

Avec :

$$\omega_0 = \sum_{i=0}^t h_i \quad \text{Et} \quad \omega_1 = 1 - \omega_0 \quad 2.2$$

Et, si nous posons :

$$\mu_1 = \sum_{i=0}^i ih_i \quad \text{et} \quad \mu_T = \sum_{i=0}^{L-1} ih_i \quad 2.3$$

## 2.2.9. Première méthode entropique de Pun

Cette méthode est basée sur l'histogramme  $H = [h_0 \dots h_{L-1}]$  normalisé  $\sum_{i=0}^{L-1} h_i = 1$  de la fonction d'observation. Les entropies a posteriori des deux modes (mesures de l'information a posteriori associée à chaque mode) sont respectivement (avec  $i$  le numéro de la case de l'histogramme courante) :

$$H_1 = -\sum_{i=0}^i h_i \log_4 h_i \quad \text{et} \quad H_2 = -\sum_{i=i+1}^{L-1} h_i \log_4 h_i \quad 2.4$$

Il s'agit de maximiser suivant  $T$  le terme :  $H_1 + H_2$

Pun prouve qu'il est équivalent de maximiser  $f(t)$  suivant  $t$  le numéro de la case de l'histogramme courante, avec :

$$f(t) = \frac{H_i}{H_T} \frac{\log P_i}{\log_4 \max(h_0 \dots h_i)} + \left(1 + \frac{H_i}{H_T}\right) \frac{\log_4(1 - P_i)}{\log_4 \max(h_{i+1} \dots h_{L-1})} \quad 2.5$$

Où :

$$H_i = -\sum_{i=0}^i h_i \log_4 h_i \quad \text{et} \quad H_T = -\sum_{i=i+1}^{L-1} h_i \log_4 h_i \quad \text{et} \quad P_i = \sum_{i=0}^i h_i$$

## 2.3.1. Deuxième méthode entropique de Pun

Cette méthode est basée sur l'histogramme  $H = [h_0 \dots h_{L-1}]$  normalisé  $\sum_{i=0}^{L-1} h_i = 1$  de la fonction d'observation. Cette fois, nous considérons le coefficient d'anisotropie  $\alpha$  :

$$\alpha = \frac{\sum_{i=0}^m h_i \log_4 h_i}{\sum_{i=0}^{L-1} h_i \log_4 h_i} \quad 2.6$$

Où  $m$  est le plus petit entier tel que :  $\sum_{i=0}^m h_i \geq 0,5$

Et 
$$\sum_{i=0}^i h_i = \begin{cases} 1 - \alpha & \text{si } \alpha \leq 0,5 \\ \alpha & \text{si } \alpha \geq 0,5 \end{cases}$$

## 2.3.2. Méthode entropique de Kapur, Sahoo et Wong

Cette méthode [13] est basée sur l'histogramme  $H = [h_0 \dots h_{L-1}]$  (non normalisé) de la fonction d'observation. Nous avons :

$$H_1 = -\sum_{i=0}^i \frac{h_i}{P_i} \log_4 \frac{h_i}{P_i} \quad \text{et} \quad H_2 = -\sum_{i=i+1}^{L-1} \frac{h_i}{1-P_i} \log_4 \frac{h_i}{1-P_i} \quad 2.7$$

Avec :

$$P_i = \sum_{i=0}^i h_i$$

Il faut maximiser suivant  $t$  le terme  $H_1 + H_2$ .

## 2.3.3. Méthode entropique de Johannsen et Bille

Dans leurs ouvrage la méthodes est utilisée en traitement de l'image : elle est basée sur la minimisation de l'interdépendance, au sens de la théorie de l'information, entre deux groupes de pixels, classés suivant leurs niveaux de gris. Le seuil  $X_{\text{seuil}}$  égal au  $X_p$  (les  $X_p$  correspondent aux abscisses des cases de l'histogramme) qui minimise la fonction :

$$X_{\text{seuil}} = X_p \quad \text{que} \quad p^{\min (s_p + \bar{s}_p)}$$

Avec :

$$S_p = \log_4 \sum_{i=0}^p h_i - \left( h_p \log_4 h_p + \left( \sum_{i=0}^{p-1} h_i \right) \log_4 \sum_{i=0}^{p-1} h_i \right) / \sum_{i=0}^p h_i \quad 2.8$$

$$S_p = \log_4 \sum_{i=p}^{L-1} h_i - \left( h_p \log_4 h_p + \left( \sum_{i=p+1}^{L-1} h_i \right) \log_4 \sum_{i=p+1}^{L-1} h_i \right) / \sum_{i=p}^{L-1} h_i \quad 2.9$$

## 2.3.4. Méthode de la préservation des moments

Cette méthode est basée sur l'histogramme  $H = [h_0 \dots h_{L-1}]$  (non normalisé) de la fonction d'observation. La valeur du seuil est calculée de telle manière que les moments du signal à seuiller et les moments du signal seuillé (les échantillons de bruit sont mis à 0 et les échantillons correspondant à des transitions sont mis à 1) soient préservés.

Les moments  $m_\alpha$  d'ordre  $\alpha$  sont égaux à :

$$m_\alpha = \frac{1}{N_n} \sum_{i=0}^{L-1} i^\alpha h_i \quad 2.10$$

Où  $N_n$  la taille du signal.

Alors, le  $T$  qui nous donne le seuil  $X_1$  égal à :

$$t = \frac{z - m_1}{(c_1^2 - 4c_0)^{1/2}} \quad 2.11$$

Avec :

$$c_0 = \frac{m_1 m_3 - m_2^2}{m_2 - m_1^2}, \quad c_1 = \frac{m_1 m_2 - m_3}{m_2 - m_1^2} \quad \text{et} \quad z = \frac{1}{2} \{ (c_1^2 - 4c_0)^{1/2} \} - c_1$$

### 2.3.5. Méthode de la superposition de deux gaussiennes

Nous supposons que l'histogramme du signal est la somme de deux gaussiennes de densités de probabilité  $N(\mu_1, \sigma_1^2)$  et  $N(\mu_2, \sigma_2^2)$  et de probabilité a priori  $P_1$  et  $P_2$ . Pour chaque case  $i$  de l'histogramme nous avons donc :

$$h_i = p_1 \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_1^2}} \exp\left(-\frac{(x_i - \mu_1)^2}{2\sigma_1^2}\right) + p_2 \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_2^2}} \exp\left(-\frac{(x_i - \mu_2)^2}{2\sigma_2^2}\right) \quad 2.12$$

La valeur du seuil est égale au  $x$  tel que :

$$\frac{(x - \mu_1)^2}{\sigma_1^2} + \log_4 \sigma_1^2 - 2 \log_4 p_1 = \frac{(x - \mu_2)^2}{\sigma_2^2} + \log_4 \sigma_2^2 - 2 \log_4 p_2 \quad 2.13$$

Pour les déterminer, Kittler et Illingworth[14] introduisent le critère :

$$j(t) = 1 + 2\{p_1(t) \log_4 \sigma_1(t) + p_2(t) \log_4 \sigma_2(t)\} - 2\{p_1(t) \log_4 \sigma_1(t) + p_2(t) \log_4 \sigma_2(t)\}$$

Avec :

$$p_1(t) = \sum_{i=0}^t h_i \quad \text{et} \quad p_2(t) = \sum_{i=t+1}^{L-1} h_i \quad 2.14$$

$$\mu_1(t) = \left\{ \sum_{i=0}^i ih_i \right\} / p_1(t)$$

$$\mu_2(t) = \left\{ \sum_{i=i+1}^{L-1} ih_i \right\} / p_2(t)$$

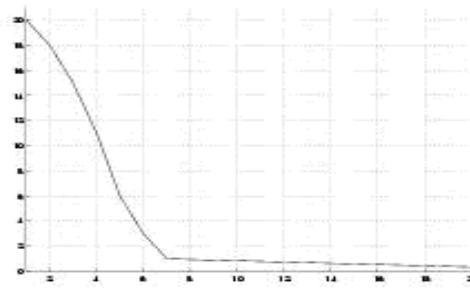
$$\sigma_1^2(t) = \left\{ \sum_{i=0}^i (i - \mu_1(t))^2 h_i \right\} / P_1(t)$$

$$\sigma_2^2(t) = \left\{ \sum_{i=i+1}^{L-1} (i - \mu_2(t))^2 h_i \right\} / P_2(t)$$

Il faut minimiser ce critère suivant  $t$ . Alors,  $x_1$  est le seuil.

### 2.3.6. Méthode des deux segments de droites

Nous sommes parti de considérations sur la séparation en vecteurs propres de bruit et en vecteurs propres de signal d'une matrice d'auto corrélation. Les valeurs propres correspondantes, rangées dans l'ordre décroissant, sont représentées sur la figure pour laquelle nous avons 6 sources présentes.



**Figure 2.4 :** *séparation entre un espace signal et un espace bruit.*

En abscisse : le numéro de la valeur propre ; En ordonnées : la valeur de la valeur propre.

## Le Seuillage

---

Nous voyons que la courbe obtenue peut être approximée par deux droites dont le point d'intersection correspond à la limite entre la partie signal et la partie bruit.

Nous appliquons dans notre cas une procédure similaire. Nous classons les échantillons du plus grand au plus petit, en conservant en index leur position temporelle. Nous appelons la courbe obtenue  $C$ . Puis nous cherchons à déterminer en quel endroit cette courbe se casse en deux : les plus petits échantillons correspondent aux zones stables du signal et les plus grands à des zones instables. La méthode pose les mêmes problèmes ici qu'aux techniques de séparation en un espace bruit et en un espace signal d'où elle vient : l'estimation du point de césure n'est pas évidente. Pour résoudre ce problème, nous modélisons  $C$  par deux segments de droites. L'un,  $S_1$ , partant du

premier point du classement et s'arrêtant au point  $m$ . L'autre,  $S_2$ , partant de  $m$  et s'arrêtant au dernier point du classement. Si  $N_n$  est le nombre d'échantillons, nous faisons varier  $m$  de 1 à  $N_n$ .

Pour effectuer cette modélisation, nous minimisons par les moindres carrés chacune des erreurs quadratiques :

$$E_1(m) = \sum_{i=1}^m [s_1(i) - C(i)]^2 \text{ et } E_2(m) = \sum_{i=m}^{N_n} [s_2(i) - C(i)]^2 \quad 2.15$$

Nous obtenons l'erreur quadratique totale :  $E(m) = E_1(m) + E_2(m)$ .

Nous constatons qu'il existe bien un minimum global pour  $E(m)$  (et qu'il est même souvent l'unique minimum). Ce minimum survient pour un certain indice  $k$ . Nous positionnons alors le seuil à  $C(k)$ . Grâce aux index, nous pouvons poser les marques de segmentation.

La valeur absolue de la dérivée de  $f$ , entre 0,4 et 13,2 sec, pour l'extrait de flûte, est représentée sur la figure. La courbe  $E(m)$  qui correspond à cette fonction d'observation est donnée sur la figure. Le seuil trouvé vaut alors 27,8 sec.

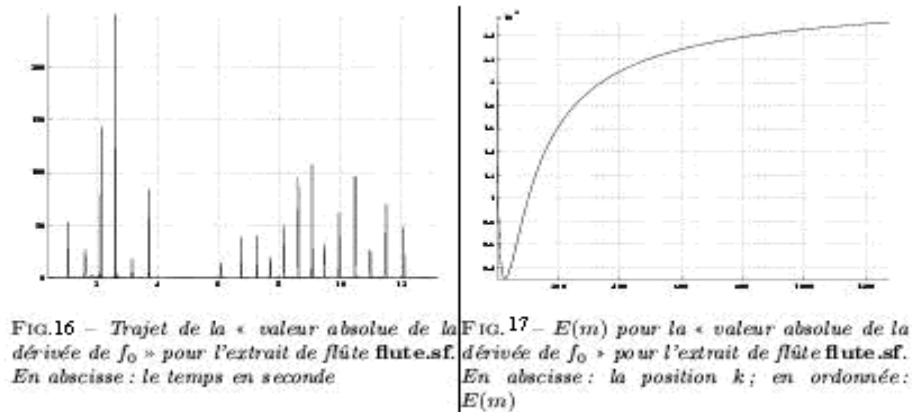


Figure 2.5

L'une des limitations de cette méthode est qu'elle est terriblement gourmande en temps de calcul.

### 2.3.7 Méthode sure

Cette méthode est une méthode d'ondelettes, utilisée pour le débruitage. Les ondelettes ont en fait le même problème que nous. Les plus petits coefficients obtenus par une décomposition en paquets d'ondelettes correspondent à du bruit et les plus grands, qui sont beaucoup moins nombreux. Le signal est :  $X=[x_0 \dots x_n]$ . Sa variance est  $\sigma^2$ .

Le seuil  $X_{seuil}$  est égal au  $\lambda$  qui minimise :

$$x_{seuil} = \min \lambda \left[ \sigma^2 \left( N_n - 2 \sum_{i=1}^{N_n} 1_{z_i < \lambda} \right) + \sum_{i=1}^{N_n} \min(x_i^2, \lambda^2) \right] \quad 2.16$$

### 2.3.8. Méthode des $3\sigma$

Nous décidons que tous les pics supérieurs à  $3\sigma$ , où  $\sigma$  est l'écart type du bruit (observé dans les zones stables), sont des pics ne correspondant pas à du bruit (correspondant donc à des transitions).

Il y a une justification théorique à ce seuil, avec le seuil universel, défini par Donoho[15]. Ce seuil est égal à  $\sigma \sqrt{2 \log_4(m)}$ , où  $M$  est la taille du signal en nombre d'échantillons. Donoho prouve que quand  $M$  tend vers l'infini la probabilité qu'un échantillon

## Le Seuillage

de bruit dépasse ce seuil tend vers 0. Et,  $\sigma\sqrt{2\log_4(m)}$  pour une valeur raisonnable pour nous, c'est-à-dire de l'ordre de 1000, par exemple, est très proche de  $3^{(3,72)}$

Le problème est de parvenir à déterminer  $\sigma$  correctement. Pour ce faire, nous classons les échantillons en ordre croissant et nous calculons  $\sigma$  avec les  $n\%$  plus petits (avec  $n$  égale à 90, par exemple : comme il est montré dans la section tests nous obtenons des résultats consistants, c'est-à-dire que la méthode est relativement robuste à  $n$ ). Cependant, le seuil dépend de  $M$ , la taille du signal, ce qui n'est pas très intéressant.

### 2.3.9. Méthode de Sahoo

Des techniques de seuillage, Sahoo, Soltani et Wong donnent encore une autre méthode de seuillage. Elle est basée sur la mesure de l'uniformité :  $V(t) = 1 - \frac{\sigma_1^2(t) + \sigma_2^2(t)}{C}$

Où  $t$  est la position du seuil (variant entre 1 et  $N_n - 1$ ,  $N_n$  étant la taille du signal) ;  $C$  un facteur de normalisation ;  $\sigma_1^2(t)$  est la variance du premier mode, supposé comprenant tous les échantillons inférieurs ou égaux à  $x(t)$ ;  $\sigma_2^2(t)$  est la variance du second mode, supposé comprenant tous les échantillons strictement supérieurs à  $x(t)$ . Il s'agit de maximiser cette mesure. En fait, il est tout à fait équivalent de minimiser suivant  $t$  cette fonction :  $V(t) = \sigma_1^2(t) + \sigma_2^2(t)$  2.4

### 2.4.1. Méthode isodata

Cette méthode est itérative. À l'origine, elle est utilisée avec l'histogramme, mais elle peut être adaptée pour être utilisée directement avec les échantillons ordrés. La taille du signal est  $N_n$ . Les échantillons sont :  $[x(1) \dots x(N_n)]$ . L'algorithme est le suivant :

- Nous avons, au départ (itération  $i=0$ ) ,  $seuil_0 = x\left(\frac{N_n}{2}\right)$ .
- C'est-à-dire que  $n_0$ , la position du seuil initial, est posée à  $\frac{N_n}{2}$ .
- $I=I+1$
- Nous calculons les moyennes :

$$m_i^{\{bas\}} = \text{moyenne de } [x(1) \dots x(n_{i-1})] \text{ et } m_i^{\{haut\}} = \text{moyenne de } [x(n_{i-1} + 1) \dots x(N_n)] \quad 2.17$$

- La nouvelle valeur du seuil est alors : 2.6
- Puis nous cherchons la valeur  $n_i$  telle que :  $x(n_i) \leq \text{seuil} \leq x(n_i + 1)$ .

## 2.4.2. Méthode symétrie : forme 1

Cette méthode et la suivante sont basées sur l'étude de l'histogramme. Ces deux méthodes, basées sur la «symétrie », font l'hypothèse que l'un des deux modes produit un pic dominant : c'est-à-dire que la probabilité a priori de ce mode est plus grande que celle de l'autre, et/ou sa variance est plus petite que celle de l'autre. Ceci correspond à la plupart des cas étudiés par les tests définis dans la section tests : ce n'est pas vrai quand les deux modes ont autant de points. Cependant, le maximum qui nous intéresse appartenant toujours à la première partie de l'histogramme, même ce cas peut être traité par la méthode.

Le maximum de l'histogramme est détecté. Il a lieu pour la case numérotée  $i$ . Nous cherchons la case  $j$ , avec  $j < i$  telle qu'au moins 95 % (dans le cas général :  $n\%$ ) des points compris entre la case  $j$  et la case  $i$  (y compris la case  $j$  et la case  $i$ ) soient compris entre la case  $j$  et la case  $i$  (y compris la case  $j$  et la case  $i$ ). La position du seuil est alors égal  $a + (i-j) i$  et la valeur du seuil est  $x_p$ . Ceci est illustré sur la figure. En fait, nous avons constaté que le seuil trouvé est systématiquement trop petit, alors nous lui ajoutons une valeur, arbitraire : pour obtenir les résultats présentés, nous l'avons fixée à 0,6.

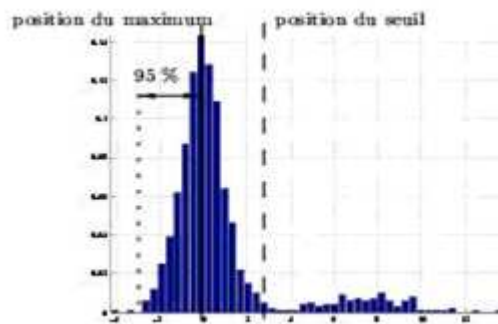


Figure 2.6 histogramme –méthode « symétrie »

### 2.4.3. Méthode symétrie : forme 2

Cette fois, la position  $P$  nous permet d'obtenir une estimée de la variance du bruit :

$$\sigma^2 = \frac{1}{N_n} \sum_{i=1}^p n_i (x_i - m)^2 \quad 2.18$$

Avec  $N_n$  le nombre de points compris dans les cases de 1 à  $P$ ,  $m = \frac{1}{N_n} \sum_{i=1}^p n_i x_i$ ,  $n_i$  le nombre de points dans la  $i^{iem}$  case de l'histogramme et  $x_i$  la coordonnée de cette case. Nous pouvons donc relier cette méthode à la règle des  $3\sigma$ . Nous estimons  $\sigma$ , puis le seuil est fixé à  $3\sigma$  (ou mieux à  $3\sigma+m$ , où  $m$  est la moyenne du bruit). Ainsi, nous nous affranchissons de ce  $n$  qui correspondait à un seuil fixe, fixé arbitrairement.

Une perspective est envisagée : nous pourrions évaluer la variance du bruit en utilisant directement les échantillons du signal inférieurs à  $x_p$ .

### 2.4.4. Méthode du triangle

Cette méthode est basée elle aussi sur l'étude de l'histogramme (composé de  $N$  cases). Nous détectons le maximum de l'histogramme. Sa position est  $m$ , et sa valeur  $val_m : [m, val_m]$ . Nous relierons par un segment de droite ce maximum au dernier point de l'histogramme ( $[n, val_n]$ ). Pour chaque case  $i([i, val_i])$  tel que  $i > m$  nous calculons sa distance euclidienne minimale  $d_i$  au segment de droite. Le plus grand des  $d_i$ ,  $d_{max}$ , est obtenu pour la case  $p$ . Alors la position du seuil est  $val^p$ .

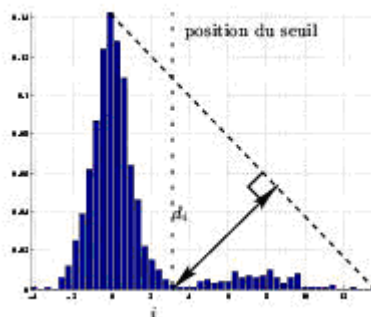


Figure 2.7 –méthode du triangle

Voir les figures (nous remarquons que quand les deux modes ont à peu près le même nombre de points, les performances de la méthode se dégradent : en fait, cette méthode est particulièrement adaptée au cas où l'un des modes est rare et a une variance grande, c'est-à-dire à nos fonctions d'observation).

### 2.4.5. Quelques remarques, qui mènent à la méthode de Sahoo améliorée Méthode :

Nous prouvons que la variance de l'estimée à partir de  $N_n$  échantillons  $(x_1 \dots x_{N_n})$  de la variance  $\sigma^2$  d'un bruit gaussien  $N(m, \sigma^2)$  est égale à :

$$\text{var}[\partial_{\{1\}}^2] = 2\sigma^4 \frac{N-1}{N^2} \quad 2.19$$

Dans le cas biaisé, c'est-à-dire quand nous estimons la variance ainsi :

$$\partial_{\{1\}}^2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left( x_i - \sum_{j=1}^N x_j \right)^2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^2 - \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N x_i x_j \quad 2.20$$

Et qu'elle est égale à :

$$\text{var}[\partial_{\{1\}}^2] = 2\sigma^4 \frac{1}{N-1} \quad 2.21$$

Dans le cas non biaisé, c'est-à-dire quand nous estimons la variance ainsi :

$$\partial_{\{2\}}^2 = \frac{1}{N_n - 1} \sum_{i=1}^{N_n} \left( x_i - \sum_{j=1}^{N_n} x_j \right)^2 = \frac{1}{N_n - 1} \sum_{i=1}^{N_n} x_i^2 - \frac{1}{N_n(N_n - 1)} \sum_{j=1}^{N_n} \sum_{i=1}^{N_n} x_i x_j \quad 2.22$$

Elle dépend donc d'un terme en  $\frac{1}{N_n}$ . L'idée est d'ajouter un terme qui dépend du nombre

de points utilisés pour calculer chacune des deux variances utilisées dans la mesure de

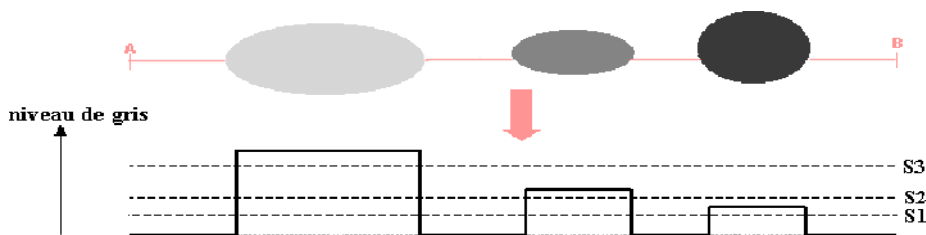
l'uniformité: plus le nombre de points est grand, plus nous pouvons faire confiance en l'estimée de la variance. Ainsi, il s'agit à présent de minimiser suivant  $t$  l'expression :

$$w(t) = t^\alpha \partial_1^2(t) + (N_n - t)^\alpha \partial_2^2(t) \quad 2.23$$

## 2.4.6. La segmentation manuelle : le seuillage interactif

Pour effectuer une segmentation manuelle, il faut avoir déterminé le seuil (la valeur de partition) à appliquer à l'image : le seuillage permet de sélectionner les parties de l'image qui intéressent l'opérateur. Pour sélectionner des objets, il faut donc choisir des limites entre lesquelles les pixels devront être pris en compte.

Prenons par exemple, l'image en niveaux de gris suivante, et considérons un profil AB la traversant:

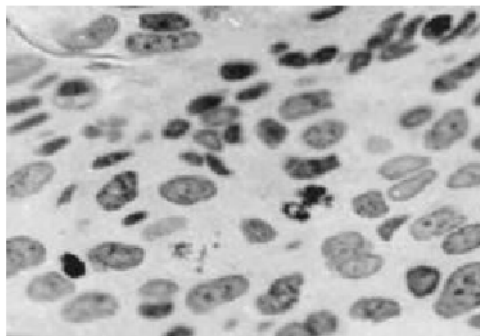


**Figure 2.8 :** images en différents niveaux de gris.

*L'image contient 3 objets : un noir, un gris foncé et un gris clair.*

Le seuil va correspondre à une valeur de niveau de gris susceptible de partitionner l'image en 2 composantes : les objets d'une part, le fond d'autre part. Le résultat est une simplification de l'image en une image binaire. Après seuillage, les parties de l'image qui auront été sélectionnées seront traduites en blanc (codé à 255) et le reste de l'image en noir (codé à 0).

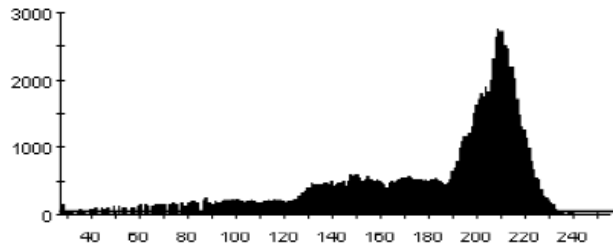
### Exemple de seuillage manuel:



**Figure2.9 :** image comporte 2 objets de niveau de gris différents

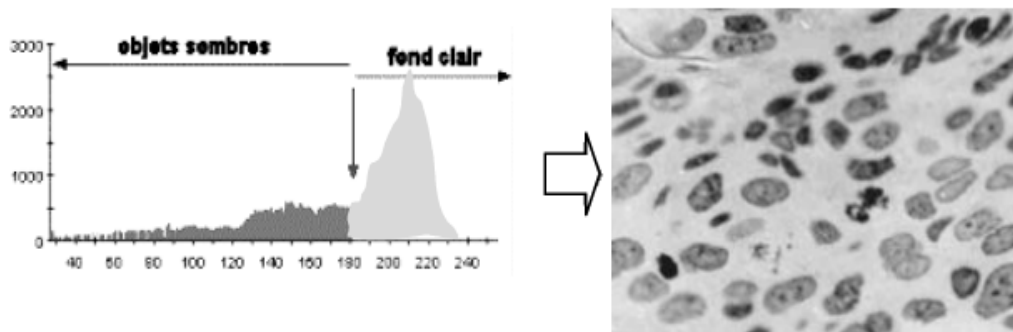
## Le Seuillage

Cette image, bien que de qualité très médiocre (notons le flou partiel en particulier), est relativement facile à traiter puisqu'elle comporte 2 phases bien distinctes : les noyaux et le fond. Pour s'en convaincre, il suffit de tracer son histogramme et de sélectionner le fond à l'aide de ce dernier.



**Figure2.10** : L'histogramme

En remarquant sur l'image initiale que le fond est en gris clair ou en blanc, alors que les objets sont en gris foncé ou en noir; il suffit alors de sélectionner sur l'histogramme la gamme des valeurs de niveau de gris les plus élevées correspondant au fond soit celle démarrant à environ 180:



**Figure 2.11** : *Segmentation avec un bon choix de seuil*

### 2.5. Conclusion

La méthode proposée permet d'effectuer un traitement de l'image qui élimine la composante éclairément. Sur l'image résultante, il est alors possible d'appliquer les méthodes de recherche du seuil de binarisation exposées dans le troisième chapitre. Les essais sur différentes images ont mis en évidence que l'ordre deux suffisait pour obtenir une bonne approximation de la composante éclairément, dans la majorité des cas. L'intérêt de cette méthode est d'effectuer un traitement global sur l'image, contrairement aux méthodes dynamiques, qui nécessitent au préalable un découpage de l'image. La faible surface occupée par les objets par rapport au fond de l'image est un atout supplémentaire pour obtenir de bons résultats, alors que pour les méthodes dynamiques, ceci constitue un inconvénient majeur pour réaliser une interpolation correcte. Nous allons maintenant montrer comment cette technique de seuillage adapté a été utilisée dans le cadre de l'automatisation d'une tâche de repiquage en agriculture.

# **C**hapitre 3

## **Notre Approche**

## 3. Notre Approche

---

### 3.1 Introduction :

Dans le but de montrer l'apport des techniques de seuillage adaptatif, nous avons choisi de mener une étude comparative entre les résultats de l'approche globale (ou à seuil fixe) et l'approche adaptative. Pour cela une seule technique à seuillage fixe est utilisée, la méthode d'Otsu contre deux méthodes de seuillage adaptatif. L'utilisation de deux méthodes adaptatives, au lieu d'une seule, a permis de comparer leurs performances respectives.

### 3.2. SEUILLAGE ADAPTATIF

Le but du seuillage adaptatif est, comme nous l'avons dit dans les définitions générales, de prendre en compte la variation de l'éclairement. Ce type de seuillage permet de définir une équation définissant le niveau de seuil en chaque point de l'image :

$$T = f(x,y) \quad (3.1)$$

Cette fonction tient à la fois compte du voisinage et de la position du pixel dans l'image.

C'est une fonction paramétrique. Le problème qui se pose alors est le choix du type d'équation paramétrique, ce qui implique que l'on doit avoir à priori une connaissance du type d'image que l'on a à traiter. [5]

#### 3.2.1. Seuillage par la trame hexagonale

Ce type de seuillage ne fait intervenir que l'aspect matriciel. C'est une méthode assez simple à mettre en œuvre. On peut même dire que ses performances sont les meilleures que l'on ait à présenter dans ce rapport. Toutefois cette méthode est très sensible au bruit [5]. L'inconvénient majeur de la mise en œuvre de cette méthode est en fait son côté paramétrique. En effet les valeurs de niveaux de gris ne sont jamais les mêmes d'un pixel à un autre. Donc la difficulté est de trouver le paramètre idéal pour pouvoir seuiller un pixel par rapport à ces voisins. En effet on laisse le soin à l'utilisateur de sélectionner la partie de l'image qu'il souhaite traiter. Pour faire la comparaison comme on s'en doute on va utiliser des outils mathématiques comme la moyenne et la variance. Ces outils vont être appliqués à chaque pixel de l'image (quand c'est possible car autour des bords de l'image cette opération ne peut pas se faire).

### 3. Notre Approche

#### 3.2.1.1 . Algorithme de la méthode de la trame hexagonale

Dans ce type de méthode nous avons un élément structurant qui est la trame hexagonale et que l'on va déplacer sur toute la totalité de l'image. Cette trame de type hexagonale permet de comparer les pixels répartis dans les diagonales du pixel que l'on est en train de traiter.

Cette méthode fait intervenir aussi le nombre de passage que ce type d'élément structurant va effectuer sur l'image. En effet nous avons voulu voir l'effet du nombre de passage de cet élément structurant sur l'image et les résultats finaux.

Ainsi qu'il est cité précédemment, par l'intermédiaire de cet élément structurant on va effectuer une moyenne de l'image originale où tous les points de l'image vont être moyennés. Cette méthode fait intervenir donc deux matrices :

- La matrice originale
- La matrice moyennée qui va être produite par le passage de l'élément structurant sur l'image.

Le seuil pour chaque pixel de l'image va donc être déterminé par l'intermédiaire de ces deux matrices.

Donc comme nous venons de le dire, ce type de seuillage utilise un type de trame bien précise, les trames hexagonales suivantes (Figure 3.1):

0	1	0	1	0
1	0	1	0	1
0	1	0	1	0

0	1	0	1	0
1	0	0	0	1
0	1	0	1	0

(a) Modèle de la matrice à 1 central

(b) Modèle de la matrice à 0 central

**Figure 3.1. Modèles de la trame hexagonale**

Il existe donc deux modèles de trames que l'on peut appliquer sur l'image. Nous verrons les effets de l'utilisation de ces deux matrices lors des tests.

On peut toutefois dire que la matrice à 1 central fait intervenir une valeur de plus et qui plus est la valeur du pixel que l'on est en train de traiter. On peut donc s'attendre à une moyenne beaucoup plus efficace avec ce type de trame. Mais on en est pas là pour l'instant,

### 3. Notre Approche

---

nous allons nous pencher plutôt sur le principe de la méthode.

Ces deux éléments structurants sont plus délicats à mettre sous forme matricielles que les modèles à 8 ou à 4-connexités [3].

Comme nous l'avons dit précédemment on va donc utiliser une de ces deux matrices pour produire une seconde matrice moyennée. Nous allons donc maintenant expliquer comment nous avons procédé pour réaliser cette opération de production de la matrice moyennée.

A partir de ces deux trames on réalise un produit de convolution morphologique, afin d'obtenir une image moyennée.

Si l'on regarde bien les matrices de la figure 3.1 on remarque qu'elles prennent en compte un voisinage plus éloigné que si l'on prend des éléments structurants de type  $3 * 3$ .

Il est à noter que l'on peut dans certains cas d'images utiliser le modèle d'élément structurant dit chapeau « haut de forme » [9].

Il faut noter que l'on doit effectuer la boucle à partir de l'indice 2 en ce qui concerne la hauteur, et de l'indice 3 en ce qui concerne la largeur pour ne pas obtenir de valeur d'indice négative lorsque que l'on applique le produit de convolution.

On peut recommencer cette opération plusieurs fois en faisant passer l'élément structurant sur chaque point de l'image.

Puis on produit la matrice image binarisée en comparant la matrice image moyennée que l'on vient d'obtenir à l'image initiale. Cela nécessite donc de définir un seuil de comparaison. Le seuil a en général un rôle décisif dans la binarisation d'image. Dans certains cas où il est possible d'évaluer le seuil et de l'introduire manuellement dans le programme. Néanmoins, cette tâche devient très difficile quand il s'agit par exemple d'images texturées. Beaucoup d'effort ont été élaborés pour éviter cette intervention manuelle en automatisant le calcul du seuil. La méthode de la trame hexagonale permet, parmi d'autres, de s'en affranchir.

Expliquons maintenant comment est effectuée la comparaison :

- La comparaison fait intervenir les niveaux de gris de l'image originale et deux moyennes **MOY** et **moy** calculées respectivement sur des fenêtres  $5*3$  et  $3*3$ . La première moyenne correspond au masque de la trame hexagonale et la deuxième à un filtrage moyen classique de fenêtre  $3*3$ .

Il suffit alors de comparer pour chaque pixel de valeur **M** les différences (**M-moy**) et (**M-**

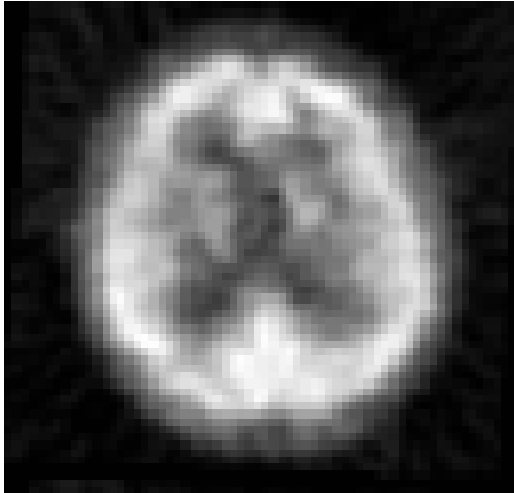
### 3. Notre Approche

---

MOY) et d'assigner les valeurs (0) ou (255) selon que (M-moy) est inférieur ou supérieur à (M-MOY).

#### 3.2.1.2. . Résultats expérimentaux pour la trame hexagonale

##### a)-Cas de la trame à 'un' central



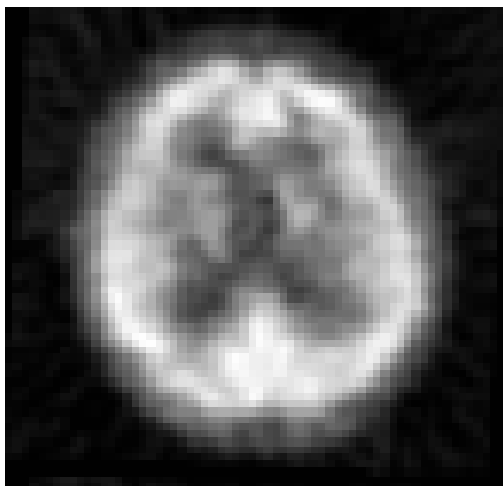
(a) Image originale



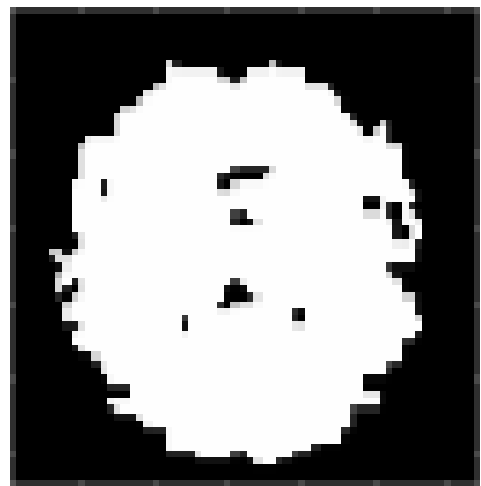
(b) Image seuillée

Figure 3.2 – Seuillage par la trame hexagonale à 1 central

##### b)- Cas de la trame à 'zéro' central



(a) Image originale



(b) Image seuillée

Figure 3. 3 – Seuillage par la trame hexagonale à 0 central

## 3. Notre Approche

---

### 3.2.1.3. Commentaires et interprétations

· La trame à 1 central donne un résultat meilleur que la trame à 0 central. Ceci est dû au fait que la moyenne effectuée est beaucoup plus efficace car le pixel central est pris en compte.

Par conséquent, le choix de l'une des deux matrices peut avoir aussi un effet sur la binarisation de l'image.

Maintenant que nous avons vu la méthode en détail il ne nous reste plus qu'à montrer les résultats obtenus par cette méthode par l'intermédiaire de quelques tests effectués sur des images médicales et sur des photos. Les commentaires feront surtout ressortir le rôle du seuil de comparaison des deux matrices.

### 3.2.2. Méthode des ensembles aléatoires de Friel Molchanov

#### 3.2.2.1. Principe de la méthode

C'est une méthode fondée sur les ensembles aléatoires. Celle-ci consiste à déterminer l'espérance mathématique de cet ensemble en déterminant sa distance moyenne.

Nous allons donc énoncer dans un premier temps le principe.

Les niveaux de gris d'une image variant de 0 à 255 forment une fonction  $f$  qui est définie de  $W$  vers  $[0,1]$  ( $W$  représentant la fenêtre image).

Ainsi chaque pixel est associé à un niveau de gris compris dans l'intervalle  $[0,1]$ . Donc une image comportant plusieurs niveaux de gris est considérée comme une famille d'ensembles :

$$F_t = \{x \in W; f(x) \geq t\}$$

$$\text{Avec } 0 \leq t \leq 1$$

$F_t$  est un ensemble aléatoire que si  $t$  est une variable aléatoire dans  $[0, 1]$ .

Alors deux scénarios peuvent se présenter :

·  $t$  est uniformément distribuée sur l'ensemble des niveaux de gris: c'est le modèle d'ensembles aléatoires à pondération uniforme.

· On peut aussi utiliser l'histogramme de l'image comme distribution de la variable aléatoire  $t$ . c'est le modèle d'ensembles aléatoires à histogramme pondéré.

### 3. Notre Approche

La notion d'espérance intervient alors dans un ensemble aléatoire. Il y a plusieurs méthodes pour la traiter, cette méthode est fondée sur la détermination de la distance moyenne. Alors l'ensemble aléatoire fait intervenir sa fonction distance. Pour calculer cette fonction distance paramétrique on dispose de plusieurs variantes qui sont :

- Fonction distance euclidienne : c'est la distance entre  $x \in \mathbb{R}^m$  et le point le plus proche.
- Fonction distance signée,
- Fonction distance quadratique :  $d(x, X) = p^2(x, X)$

Le calcul de la distance moyenne est donnée par :

$$D_{\text{moy}} = E(d(x, X)) \quad (3.2)$$

Le calcul de  $d_{\text{moy}}$  est très difficile à réaliser dans la pratique, c'est pour cette raison qu'on l'approche par une fonction distance.

On divise pour cela l'image en une famille d'ensemble c'est-à-dire de niveau.

Ainsi la distance seuil  $D_{\text{seuil}}$  est la distance associée à l'ensemble  $X(\epsilon)$  qui minimise la norme

$$\|d_{\text{moy}} - d(\cdot, X(\epsilon))\| \quad (3.3)$$

A partir de l'espérance calculé par cette méthode on en déduit la distance seuil, c'est-à-dire l'ensemble qui  $F_t$  telle que sa fonction distance s'approche le mieux de la distance moyenne que l'on vient de calculer.

#### 3.2.2.2. Application à l'image



(a) Image originale



(b) Image seuillée

Figure 3.4 – Seuillage par méthode de Friel Molchanov

## 3. Notre Approche

### 3.3. Binarisation d'images par le critère d'OTSU

Cette méthode est utilisée sur les images à niveaux de gris. Le principe est le même que précédemment. Ce qui doit être bien noté ici c'est que cette méthode est capable de déterminer elle-même le seuil à attribuer à l'image traitée. Cette méthode peut être utilisée sur une image ayant un histogramme multimodal, c'est-à-dire supérieur à deux classes.

Au préalable il est donc nécessaire de calculer l'histogramme de l'image que l'on souhaite traiter, comme nous l'avons vu précédemment.

#### 3.3.1. Application à l'image



(a). Image originale

(b). Image seuillée

Figure 3.5 – Seuillage par la méthode d'OTSU

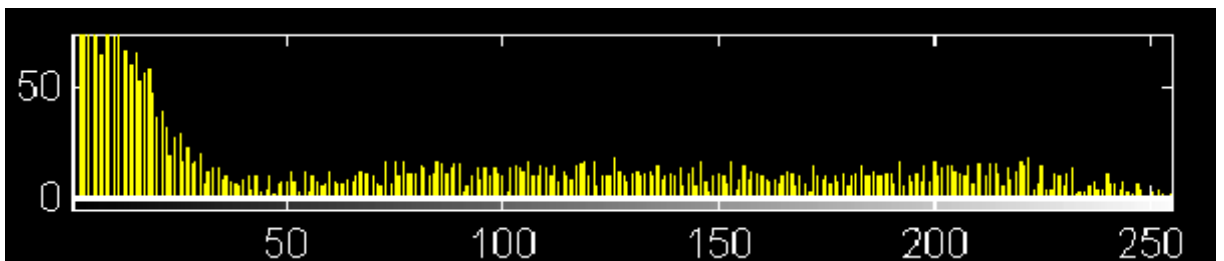


Figure 3.6 – Histogramme de l'image en (a) de Figure 3.5

## 3. Notre Approche

---

### 3.3.2. Commentaires

Nous pouvons dire que cette méthode donne de bons résultats dans le cas où l'histogramme associé à l'image fait bien apparaître deux modes, dans le cas d'une image bimodale.

On peut dire en général que cette méthode permet une bonne binarisation lorsque les classes claires et sombres sont équilibrées.

On constate que pour cette image la binarisation par le critère d'Otsu ne donne pas un très bon résultat. Cela est dû principalement au fait que l'histogramme associé n'est pas parfaitement bimodal. En effet si l'on regarde l'histogramme de cette image on constate que la frontière entre les niveaux de gris clairs et les niveaux de gris foncés n'est pas nette: L'histogramme n'est pas tout à fait bimodal.

On constate que sur cette image aussi l'algorithme n'est pas très performant. En effet si l'on regarde l'histogramme de cette image on remarque que cette fois - ci, il y a une plus grande proportion de pixels dans les niveaux de gris foncés.

### 3.4. Récapitulatif des tests obtenus avec les trois méthodes

Afin de comparer les trois méthodes étudiées, nous les avons appliquées respectivement sur les mêmes images.

Quelques résultats obtenus sont illustrés par les images ci-après.

La première colonne comporte les images originales.

Les trois autres colonnes ont consacré chacune à une méthode de seuillage.

### 3. Notre Approche

---

#### Ensemble 1 : Images cérébrales

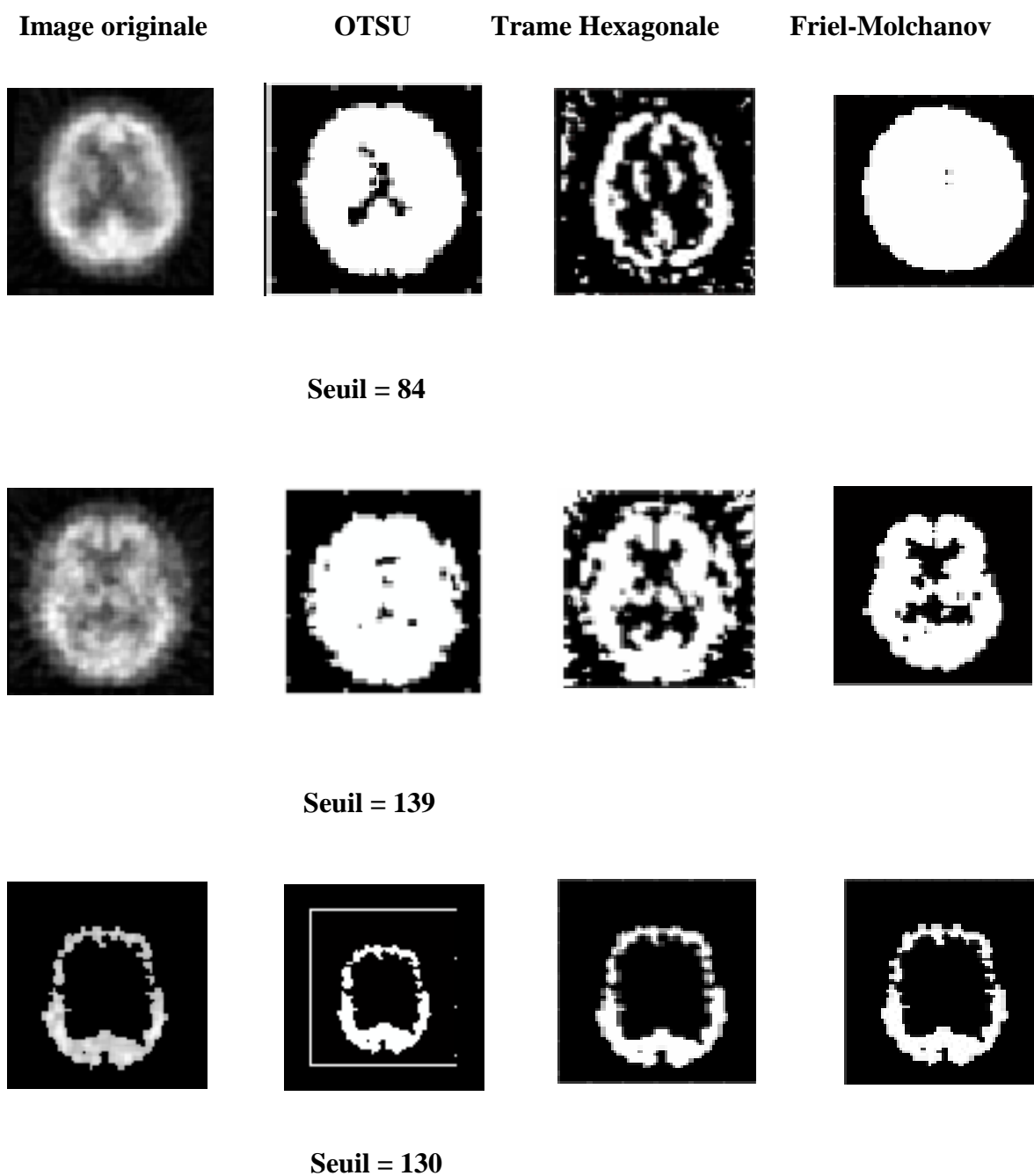


Figure 3.7. Seuillage par les différentes méthodes pour

Des images cérébrale

### 3. Notre Approche

---

#### Ensemble 2 : Scène de bateau

Image originale

OTSU

Trame Hexagonale

Friel-Molchanov



Seuil = 84

Figure 3.8. Seuillage par les différentes méthodes pour

La scène du bateau

#### Ensemble 3 : Personnages

Image originale

OTSU

Trame Hexagonale

Friel-Molchanov



Seuil = 100



Seuil = 90

Figure 3.9 Seuillage par les différentes méthodes pour Personnages

### 3.5. Commentaires

A première vue des résultats on peut dire que chacune de ces méthodes possède ses avantages et ses inconvénients.

Les méthodes à seuil fixe sont très dépendantes de l'histogramme de l'image originale sur laquelle elles sont utilisées. Si l'histogramme n'est pas bimodal ou multimodal l'algorithme de la méthode ne peut pas fixer un seuil satisfaisant dans de bonnes conditions. Dans notre étude comparative, c'est le cas des images médicales sur le cortex. En effet suivant le cas les valeurs sont concentrées dans les valeurs sombres ou claires (en niveaux de gris). Dans ce cas la détermination du seuil ne peut se faire efficacement. Le seuil déterminé est donc situé juste après le pic lorsque la méthode rencontre une valeur minimale de nombre de pixels. Ceci va donc déterminer le seuil correspondant. Ce seuil ne sera pas satisfaisant pour bien segmenter l'image.

Le seuillage adaptatif est sensé améliorer de façon très sensible le résultat de la binarisation. Seulement en ce qui concerne la méthode fondée sur les ensemble aléatoires de Friel-Molchanov, les résultats ne sont pas à la hauteur de nos espérances. Ceci est du comme nous l'avons dit lors de l'étude au fait que la méthode n'est pas efficace. En effet celle ci ne fait qu'une approximation.

Sinon en ce qui concerne la méthode des trames hexagonales, on obtient des résultats tout à fait satisfaisants surtout pour les images médicales sur le cortex. Par contre concernant l'image de la scène du bateau par ex. cette méthode semble très sensible au changement d'intensité de niveaux de gris entre deux régions de l'image. Le choix de la trame sur l'image a une très petite influence sur la qualité de la binarisation.

Par ailleurs, la trame à 1 central est un peu moins sensible au bruit que la matrice à 0 central. Ceci est du au fait que la première effectue une moyenne beaucoup plus efficace.

Seul dans des cas très simple, comme les images sur des masques sur les cortex, les trois algorithmes trouvent le même résultat (ligne 3 de Figure3.7).

### 3.6. Conclusion :

En conclusion, le seuillage paraît être une solution relativement simple, mais comme nous avons pu le remarquer, le choix des différents seuils n'est pas toujours aisé.

On peut dire que ces résultats nous font prendre conscience que chaque algorithme a ses spécificités. Donc il est du devoir de l'utilisateur de choisir celui qui est le plus adapté à un type d'images bien déterminé.

Du point de vue rapidité, les algorithmes de recherche de seuil fixe sont très rapides, mais leur fiabilité est toute relative.

Au contraire les algorithmes de seuillage adaptatif sont moins rapides mais plus complexes et donc normalement beaucoup plus efficace.

# **C**ONCLUSION GENERAL

# Conclusion général

---

La conclusion que nous pouvons formuler est que cela dépend. En effet, le travail des ingénieurs est justement de décider ce qui est meilleur selon les applications. Dans cette partie nous faisons l'analyse des méthodes étudiées de sorte que l'on puisse prendre une décision adéquate. Les critères pour qualifier les différentes méthodes sont comme d'habitude: l'efficacité et la complexité (toujours reliée au coût)

Quand on cherche une façon très simple et très économique de binariser une image, on peut choisir le seuillage. Le halftoning avec un seuil fixe n'est pas bon du tout, mais cela peut intéresser pour certaines applications où ce que l'on cherche est la simplicité. Le seuillage aléatoire, pourtant, peut être intéressant si l'on veut que toutes les longueurs d'onde aient la même énergie. Les contours en escalier disparaîtront, mais on obtiendra des granulosités.

Pour cette raison, le seuillage adaptatif est apparu car, avec cette méthode, on rehausse les contrastes et les contours. L'inconvénient du seuillage adaptatif est que l'on peut obtenir des grandes surfaces de pixels à un niveau d'intensité constante. Il faut dire que cette manière de faire le dithering est mauvaise quand on a de nombreuses teintes de gris. Si l'histogramme est uniforme, les résultats ne seront pas bons; cependant, si l'histogramme a des regroupements sur les niveaux clairs et sombres, on obtient un résultat très satisfaisant. Cela explique pourquoi l'image de Lena binarisée avec cette méthode est très floue tandis que cela marche très bien avec les images d'empreintes.

Dans la partie de pratique ordonnée nous avons vu comme on peut s'approcher de la meilleure solution (image finale plus semblable à l'originale) en augmentant la complexité de l'algorithmique. D'abord nous avons étudié le clustered ordered dithering qui devient une méthode efficace quand on travaille avec des imprimantes laser (par exemple) qui ne peuvent pas imprimer des pixels 'on' isolés. Néanmoins, si l'on a la possibilité de le faire, le dispersed ordered dithering atteint une résolution plus haute. Une amélioration de cette dernière méthode est le rotated dispersed dither. Récemment on a trouvé une nouvelle façon de faire le dithering ordonné, il s'agit du "adaptive ordered dithering". En utilisant cette méthode, on peut obtenir des résultats très semblables à ceux de la diffusion de l'erreur (la meilleure méthode considérée jusqu'au moment) mais avec l'avantage de travailler en parallèle, ce qui rend le traitement moins cher en temps de calcul. L'error diffusion est la méthode la plus bonne objectivement puisque les images que l'on obtient sont les plus proches de l'originale. Pourtant, comme elle tient compte des voisinages, le traitement en parallèle n'est pas possible. L'avantage le plus important est que l'on n'a pas de

## **Conclusion général**

---

structures apparentes (textures) dans des régions homogènes de l'image. Donc, selon l'application, on choisira une méthode ou une autre. Ceci n'est pas nécessairement facile puisqu'il faut tenir compte des différents facteurs et des limites, et on ne peut pas oublier qu'il faudrait trouver toujours un compromis entre la qualité que l'on veut atteindre et le prix que l'on est prêt à payer.

# **BIBLIOGRAPHIE**

## BIBLIOGRAPHIE

---

- [1] M. Kamel and A. Zhao, "Extraction of binary character/graphics images from grayscale document images," *Graph. Models Image Process.* 55~3, 203–217, 1993.
- [2] T. Abak, U. Baris, and B. Sankur, "The performance of thresholding algorithms for optical character recognition," *Intl. Conf. Document Anal. Recog. ICDAR'97*, pp. 697–700, 1997.
- [3] O. D. Trier and A. K. Jain, "Goal-directed evaluation of binarization methods," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. PAMI-17*, 1191–1201, 1995.
- [4] B. Bhanu, "Automatic target recognition: state of the art survey," *IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst. AES-22*, 364–379, 1986.
- [5] M. Sezgin and R. Tasaltin, "A new dichotomization technique to multilevel thresholding devoted to inspection applications," *Pattern Recogn. Lett.* 21, 151–161, 2000.
- [6] M. Sezgin and B. Sankur, "Comparison of thresholding methods for non-destructive testing applications," *IEEE ICIP'2001, Intl. Conf. Image Process.*, pp. 764–767, 2001.
- [7] J. C. Russ, "Automatic discrimination of features in gray-scale images," *J. Microsc.* 148~3, 263–277, 1987.
- [8] M. E. Sieracki, S. E. Reichenbach, and K. L. Webb, "Evaluation of automated threshold selection methods for accurately sizing microscopic fluorescent cells by image analysis," *Appl. Environ. Microbiol.* 55, 2762–2772, 1989.
- [9] P. Bock, R. Klinnert, R. Kober, R. M. Rovner, and H. Schmidt, "Gray-scale ALIAS," *IEEE Trans. Knowl. Data Eng.* 4, 109–122, 1992.
- [10] L. U. Wu, M. A. Songde, and L. U. Hanqing, "An effective entropic thresholding for ultrasonic imaging," *ICPR'98: Intl. Conf. Patt. Recog.*, pp. 1522–1524, 1998.
- [11] J. Moysan, G. Corneloup, and T. Sollier, "Adapting an ultrasonic image threshold method to eddy current images and defining a validation domain of the thresholding method," *NDT & E Intl.* 32, 79–84, 1999.
- [12] J. S. Chang, H. Y. M. Liao, M. K. Hor, J. W. Hsieh, and M. Y. Chern, "New automatic multi-level thresholding technique for segmentation of thermal images," *Image Vis. Comput.* 15, 23–34, 1997.

## BIBLIOGRAPHIE

---

- [13] T. Srikanthan and K. V. Asari, “Automatic segmentation algorithm for the extraction of lumen region and boundary from endoscopic images,” *Med. Biol. Eng. Comput.* 39~1!, 8–14, 2001.
- [14] S. Venkatesh and P. L. Rosin, “Dynamic threshold determination by local and global edge evaluation,” *CVGIP: Graph. Models Image Process.* 57, 146–160 ~1995!.
- [15] R. Kohler, “A segmentation system based on thresholding,” *Graph. Models Image Process.* 15, 319–338 ~1981!.
- [16] A. Perez and T. Pavlidis, “An iterative thresholding algorithm for image segmentation,” *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. PAMI-9*, 742–75 ~1987!.
- [17] J. Fan, J. Yu, G. Fujita, T. Onoye, L. Wu, and I. Shirakawa, “Spatiotemporal segmentation for compact video representation,” *Signal Process. Image Commun.* 16, 553–566 ~2001!.