2.1. Introduction

La segmentation joue un rôle prépondérant dans le traitement d'images. Elle est réalisée avant les étapes d'analyse et de prise de décision dans plusieurs processus tel que : la détection des objets. Segmenter une image en régions, c'est rassembler ses pixels ayant des propriétés communes comme une couleur, ou une texture

2.2. Définition

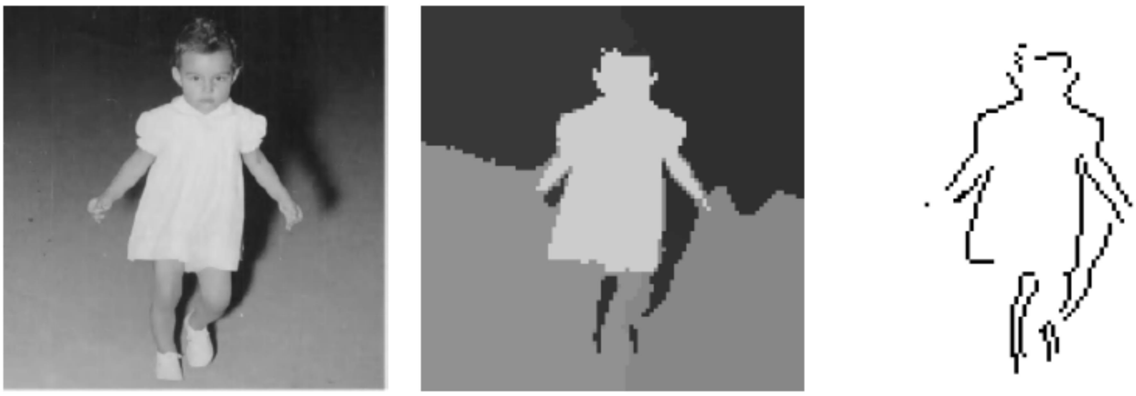
La segmentation d'image est considérée comme un traitement de bas niveau, elle n'est qu'une première étape essentielle dans le processus d'interprétation d'une scène. Si I est une image composée de N sous-ensembles (I_1,I_2, …,I_N) formant une partition alors :

- $\bigcup_{i=1}^{N} I_i = I$
- $\forall\,(i,j)\quad i \neq j,\ I_i \cap I_j = \emptyset$
- $P(I_i) = true\quad pour\ i = 1,2,\dots,n,\qquad P\big(R_i \cup R_j\big) = false\quad (R_i\ et\ R_j\ adjacentes)$

Les algorithmes de segmentation reposent généralement sur l'une des deux propriétés des valeurs de niveaux de gris : discontinuité et similarité.

Ceci donne naissance à deux approches : approches frontière (contour) et approche région. Les algorithmes de segmentation s'appuie donc sur :

- La recherche des discontinuités afin de détecter les contours
- La recherche d'homogénéité locale pour définir les régions
- Ou encore la coopération des deux principes



2.3. Segmentation par classification

La classification est l'une des procédures les plus utilisée en analyse des données. Elle permet de partitionner un ensemble de données multidirectionnelles en un ensemble de k classes disjointes. En segmentation, ces données correspondent aux pixels de l'image ou chaque pixel est caractérisé par un vecteur d'attribut tel que les couleurs. Chaque classe regroupe des pixels ayant des caractéristiques aussi similaires que possible.

Ces techniques ne permettent pas de prendre en compte la disposition spatiale des pixels. Ainsi, les pixels appartenant à une classe peuvent former plusieurs régions non adjacentes dans l'image, mai partageant les mêmes propriétés

2.3.1. Segmentation par seuillage

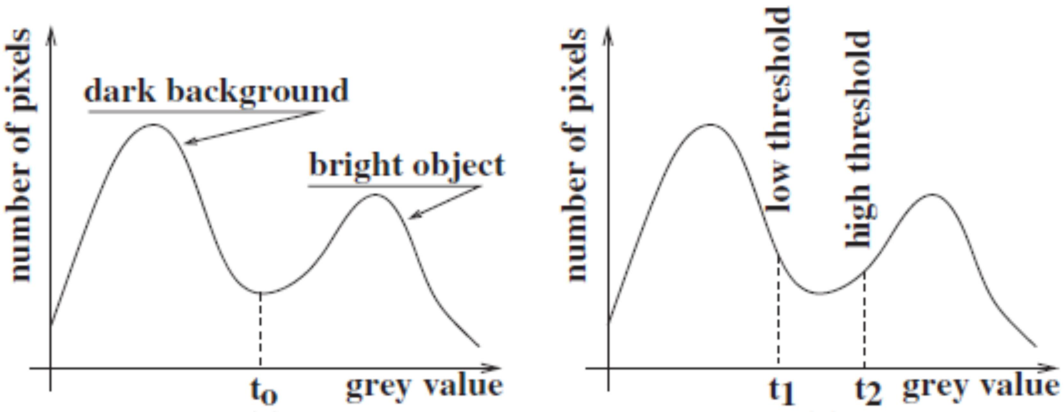
Dans le cas le plus classique, les pixels sont classés en 2 classes par l'intermédiaire d'un niveau de gris s appelé seuil.

La première classe regroupe les pixels du fond et la deuxième classe regroupe les pixels de l'objet

Soit l'image I(M,N), $f(x,y)$: le niveau de gris du pixel de coordonnée (x,y), 0≤x≤M, 0≤y≤N

L'image segmenté g est définie pour chaque pixel (x,y) par

$$g(x,y) = \begin{cases} 1 \;\; si\, f(x,y) > s \\ 0 \; si\, f(x,y) < s \end{cases}$$



- **Etude de la méthode de seuillage par erreur minimale**

Considérant une image composée de N pixels de niveaux de gris i compris entre 0 et ng l'histogramme $h(i)$ de l'image

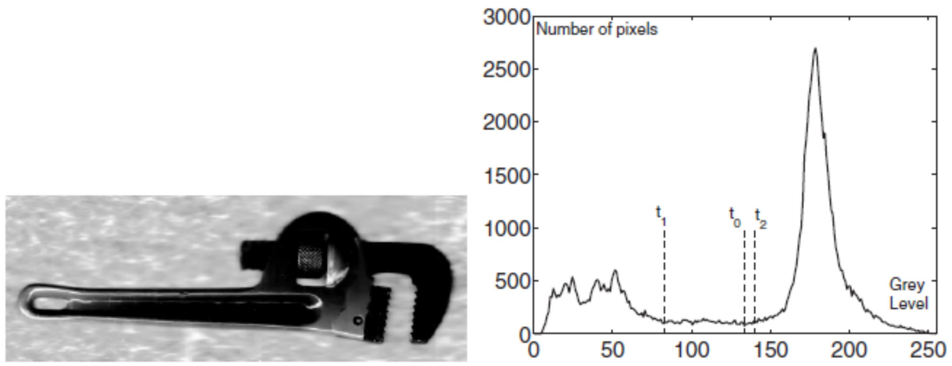
pour un pixel x, la probabilité d'avoir le niveau de gris i est donc :

$P_i = \frac{h(i)}{N}$ $\qquad H(i) = \int_0^1 h(i)di$

Nous pouvons définir la probabilité pour un pixel d'apparition à c_1 ou c_2 est :

$p(c_1) = \sum_{i=1}^{s} p_i \quad p(c_2) = \sum_{i=s+1}^{ng} p_i$

Les niveaux de gris moyennes de c_1 et de c_2



(a) Original image (b) Histogram of (a)

(c) Thresholded with $t_0 = 134$ (d) Thresholded with $t_1 = 83$ and $t_2 = 140$

$$M_1 = \frac{\sum_{i=1}^{s} p_i}{p(c_1)} \qquad M_2 = \frac{\sum_{i=s+1}^{ng} p_i}{p(c_2)}$$

Ces notations peuvent être généralisées à une image à P classes notées $c_1, c_2, \dots, c_P$ séparées par les seuils $s_1, s_2, \dots, s_{P-1}$ ainsi $\quad N = \sum_{j=1}^{P} N_j$

Dans le seuillage par erreur minimale (loi de Bayes), on considère que l'histogramme présente un mélange de 2 populations soumises à la loi de Gauss notées c_1 et c_2 de densité de probabilité $p(i/c_1)$ et $p(i/c_2)$.

$p(i/c_q)$ $q = 1{,}2$ permet de calculer la probabilité que pour i associé à un point de la classe c_q appartient à [x1,x2],

$$p(i \in [x_1\,, x_2]/c_q) = \int_{x_1}^{x_2} p(i/c_q)dx$$

D'après la loi de Bayes

$$p(i \in c_1) = \frac{p(c_1)p(i/c_1)}{p_i} \qquad p(i \in c_2) = \frac{p(c_2)p(i/c_2)}{p_i}$$

La règle de décision sera :

- Décider c_1 si $p(c_1/i) > p(c_2/i)$
- Décider c_2 si $p(c_2/i) > p(c_1/i)$

La probabilité d'erreur associée à cette règle de décision est

$p(erreur/i) = p(c_2/i)$ si on decide $c_1 = \int_0^{+\infty} p(c_2\,/i)dx$

$p(erreur/i) = p(c_1/i)$ si on decide $c_2 = \int_0^{1} p(c_1\,/i)dx$

Si on a : $p(c_1) = \theta,\ p(c_2) = 1 - \theta$

$$\begin{aligned} E(s) &= p(c_1)p(i/c_1) + p(c_2)p(i/c_2) \\ &= \theta \int_{-\infty}^{s} p(i/c_1)di + (1-\theta)\int_{s}^{+\infty} p(i/c_2)di \end{aligned}$$

Nous définissons s tel que $E(s)$ soit minimale

$$\frac{\partial E(s)}{\partial s} = 0 \;\Rightarrow\; \theta\, p(i/c_1) = (1-\theta)p(i/c_2)$$

2.3.2. Segmentation par algorithme K-Means

L'algorithme K-Means vise à produire un partionnement des pixels de manière à ce que les pixels issus des deux classes différentes soient dissemblables.

L'idée principale est de définir K centroides un pour chaque classe C_k , $0 \le k \le K$. chaque classe C_k est caractérisée par un centre noté μ_k et le nombre d'éléments N_k. l'algorithme K-Means cherche à minimiser sur une fonction de cout global

<u>Algorithme K-Means</u>

1. Initialisation de chaque centre μ_k
2. Pour chaque pixel (x,y), calculer la distance *d (f(x,y), μ_k)* aux différents centres de classes μ_k et affecter à la classe la plus proche

   $$d(f(x,y), \mu_k) = |f(x,y) - \mu_k|$$

   $f(x,y)$: le niveau de gris du pixel (x,y)
3. Mise à jour des nombres de pixels et des centres μ_k des classes

$$\mu_k = \frac{\sum_{(x,y)\in c_k} f(x,y)}{N_k}$$

4. Arrêt si $N_k = N_{k+1} \quad \forall\,(x,y) \in c_k$. Sinon retour à l'étape 2

2.4. Segmentation basée région

La segmentation par région est une approche spécifique dont laquelle on cherche à construire des surfaces en regroupant les pixels voisins suivant un critère d'homogénéité. Au finale, la segmentation par région qui ont les propriétés suivantes

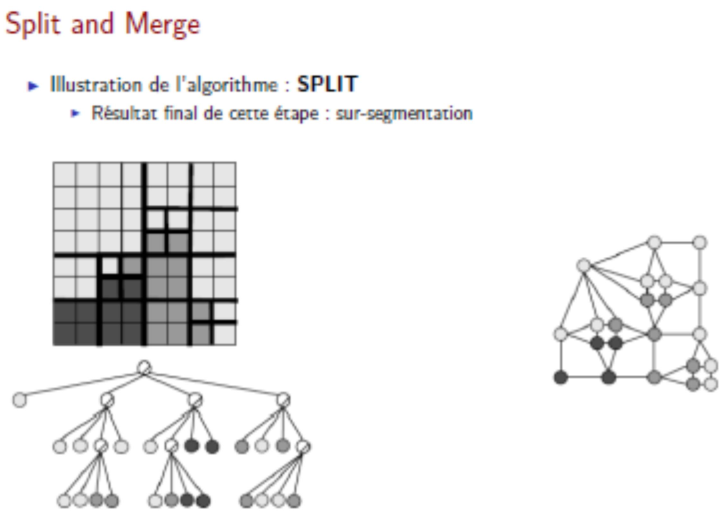
- La réunion de toutes les régions donne l'image entière.
- Les régions sont connexes
- Les pixels de deux régions adjacentes ne sont pas homogènes entre eux

2.4.1. split and merge (diviser/fusionner)

Cette technique est constituée des 2 étapes suivantes

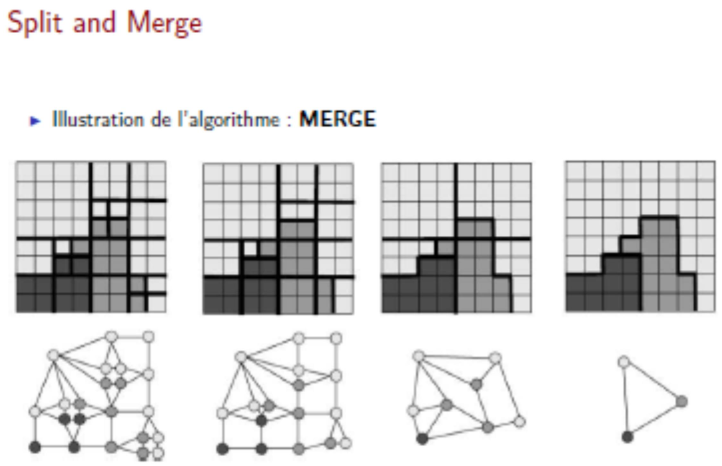
- La decomposition (split)

  Elle consiste à faire une division par bloc de l'image. Pour cela, on commence par définir un bloc de la taille de l'image, puis on examine le contenu de ce bloc. Si le bloc est homogène (contient des pixels similaires), alors on arrete la décomposition, sinon on decoupe le bloc en 4 sous-bloc. L'implementation la plus simple de cette méthode consiste à définir une structure d'arbre appelée *Quadtree*

- La fusion (merge)

  Cette etape a pour objectif d'identifier les regions qui composent l'image en regroupant les blocs similaires selon un critère de similarité. Ainsi, on peut assimiler un bloc à un gros pixel en calculant sa valeur moyenne et en utilisant le graphe d'adjacence pour naviguer vers les blocs voisins

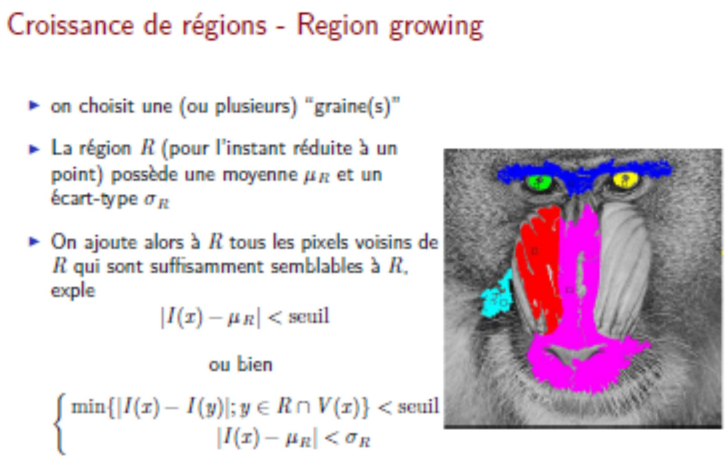


2.4.2. region growing (croissance de régions)

Cette technique consiste à faire grossir progressivement les regions autour de leur point de départ des regions selon 2 etapes

1. Trouver les points de départ des regions
2. Faire grossir les regions par agglomeration des pixels voisins

La croissance s'arrete lorsqu'on ne peut plus ajouter des pixels sans briser l'homogéniété.



2. 5. Segmentation par approche contour :

2.5.1. Définition d'un contour :

Un contour est une frontière entre deux régions de niveau de gris différents et relativement homogène

2.5.2.Le gradient

C'est un opérateur qui permet de détecter les variations des niveaux de gris. Le passage par un maximum du module de gradient détermine alors un point contour

Soit I(x,y) la fonction de répartition de la couleur dans l'image, le gradient en coordonnées cartésiennes est exprimé par :

$$G_x = \frac{\partial I(x,y)}{\partial x} \quad , \quad G_y = \frac{\partial I(x,y)}{\partial y}$$

Sachant que le gradient est un vecteur orienté perpendiculairement au contour

Le module : $G(x,y) = \sqrt{G_x^2(x,y) + G_y^2(x,y)}$

L'argument $\theta(x,y) = arctg\left(\frac{G_y(x,y)}{G_x(x,y)}\right)$

Le calcul direct de ces dérivés est réalisé de la façon la plus simple

$$G_x(x,y) = I(x+1,y) - I(x,y) = (I * G_x)(x,y)$$
$$G_y(x,y) = I(x,y+1) - I(x,y) = \left(I * G_y\right)(x,y)$$

Ce qui correspond à la convolution avec les masques

$G_x = [-1 \quad 1]$ et $G_y = \begin{bmatrix} -1 \\ 1 \end{bmatrix}$

Ces dérivées sont très sensibles au bruit, donc il faut un filtrage préalable. Parmi ces dérivées on trouve

- masque de **Prewit**

$G_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad G_y = \begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$

- masque de **Sobel**

$G_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad G_y = \begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}$

2.5.3.le seuillage

Une fois la norme du gradient calculé pour chaque point de l'image, il faut seuiller cette forme pour décider si un pixel fait partie ou non d'un contour

Tous les pixels possédant une norme supérieure à s sont déclarés appartenir à un contour. Le problème réside dans le choix du seuil

S >> → sous-détection (contour non fermé)

S >> → sur-détection (contour épais)

- seuillage par hystérésis

On introduit deux seuls, S_h et S_b

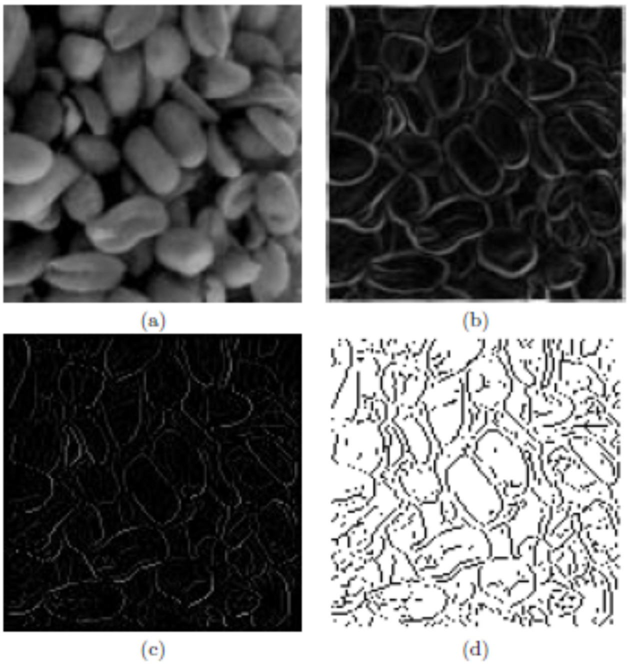
- si la norme > S_h→ contour 1
- si la norme < S_b→ pas de contour 0
- S_b< norme < S_h →contour de fermeture

Les contours de fermeture sont transformés en contours sûr s'ils sont adjacents à un contour déjà codé à 1

2.5.4. Affinage des contours

Le but de l'opération d'affinage des contours est d'obtenir des points contours d'un pixel d'épaisseur. Pour réaliser l'affinage, on ne regarde que les pixels sélectionnés par le seuillage dont la norme du gradient est maximale locale (dans le voisinage) dans la direction du gradient c.à.d. la direction orthogonale au contour

Ainsi le pixel doit être comparé à ses 2 voisins dans la direction du gradient. Si la norme de son gradient est supérieure à la norme de ses voisins, le pixel courant est de contour



(a) Image originale
(b) Le module du gradient (image)
(c) Après le seuillage
(d) Carte de contour