

Segmentation d'images

Caroline Petitjean

Définitions

Définition de la segmentation

- Ensemble de zones homogènes dans l'image (homogénéité de texture, de couleur, de mouvement...).
- Partition de l'image I en sous-ensembles disjoints non-vides R_i pour i=1,2...M appelés régions contenant des pixels connexes au sens d'un prédicat et tels que $I=\bigcup_{i=1}^{M}R_i$

Description en objets : simplification de l'image.

Région

 Ensemble de pixels topologiquement connexes et ayant des attributs similaires : niveaux de gris, couleur, texture, mouvement.

Remarques

- Dualité contours/régions : intérieur d'un contour fermé = région
- Segmentation des contours ⇒ voir cours sur les contours
- Attributs utilisés pour la segmentation très variés (niveaux de gris, couleur, texture, mouvement) ⇒ dans ce cours les méthodes utilisent les niveaux de gris, mais peuvent être étendues à d'autres attributs.





A quoi sert la segmentation en régions ?

Important prérequis pour les étapes de mesure, de compréhension de la scène :

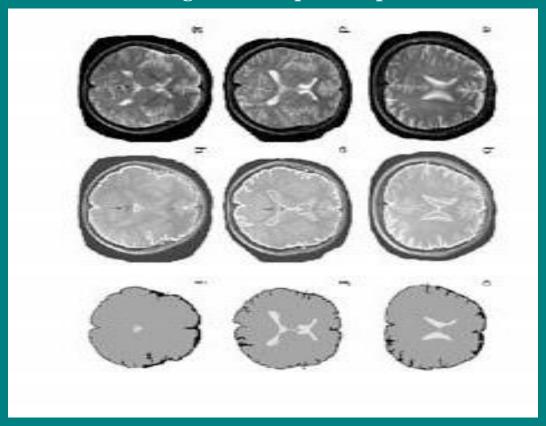
- mesure d'objets
- reconnaissance d'objets
- indexation : rechercher dans une base d'images, les images "ressemblantes" à une image initiale
- compression
- recalage d'images, mises en correspondance

Quelques exemples d'applications Exemple de Segmentation de visages Applications en indexation, biométrie.



Source : LIRIS Laboratoire d'InfoRmatique en Images et Systémes d'information UMR 5205 CNRS/INSA de Lyon/Université Claude Bernard Lyon 1/Université Lumiére Lyon 2/Ecole Centrale de Lyon

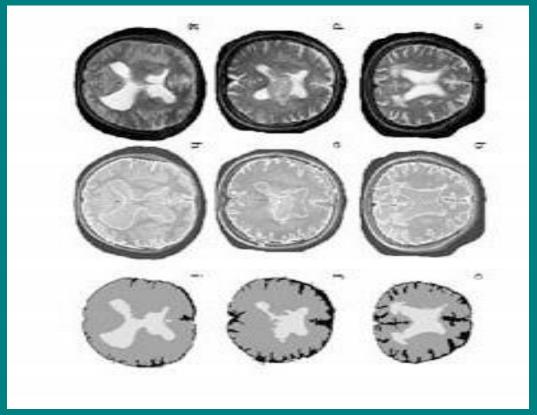
Quelques exemples d'applications - Imagerie médicale IRM Etude des maladies neurologiques qui altèrent la distribution entre le parenchyme du cerveau (matière grise) et liquide céphalo-rachidien.



Segmentation of Brain Parenchyma and Cerebrospinal Fluid in Multispectral Magnetic Resonance (Arvid Lundervold and Geir Storvik)

Published in IEEE Transactions on Medical Imaging, Vol. 14, No. 2, June 1995, pp. 339-349.

Quelques exemples d'applications - Imagerie médicale IRM : cas pathogénes Etude des maladies neurologiques qui altérent la distribution entre le parenchyme du cerveau (matière grise) et liquide céphalo-rachidien.



Segmentation of Brain Parenchyma and Cerebrospinal Fluid in Multispectral Magnetic Resonance (Arvid Lundervold and Geir Storvik)

Published in IEEE Transactions on Medical Imaging, Vol. 14, No. 2, June 1995, pp. 339-349.

Segmentation d'image



Image IRM d'une tumeur du foie

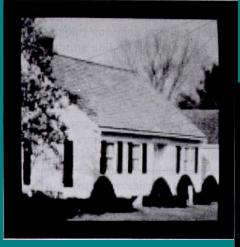






Recherche de régions (approches « régions »)

Recherche de frontières (approches « contours »)





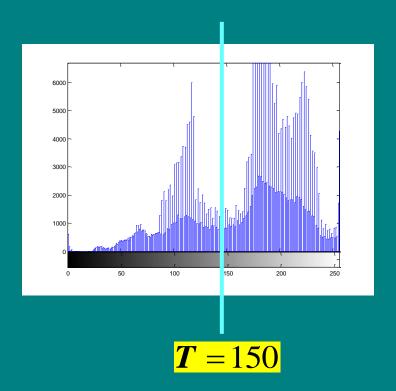




Seuillage







Opérations entre images



Opérations entre images

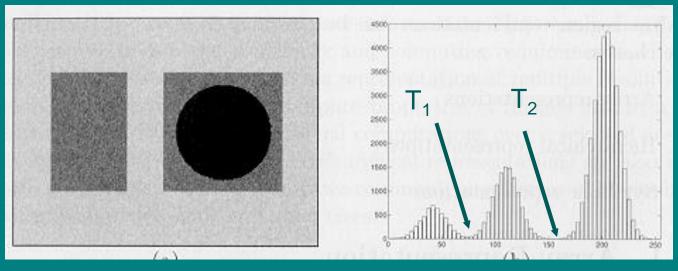
Images aérienne de la ville de Cincinnati



Thresholding Using Image Histogram

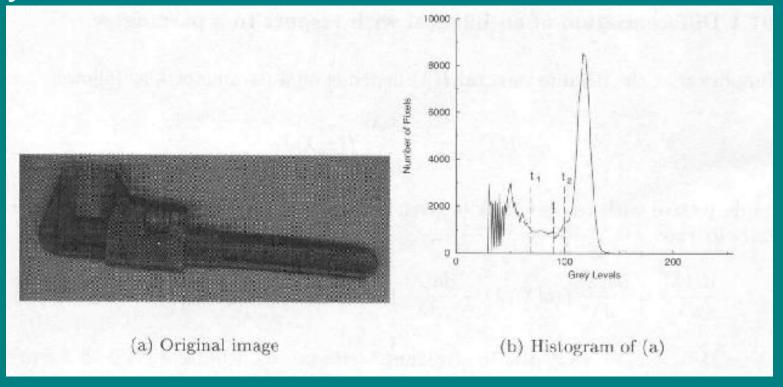
Multiple thresholds are possible

If
$$f(x, y) < T_1$$
 then $f(x, y) = 255$
else if $T_1 < f(x, y) < T_2$ then $f(x, y) = 128$
else $f(x, y) = 0$



Seuillage

 Variante (qui prend en compte la position spatiale des pixels): seuillage par hystérésis

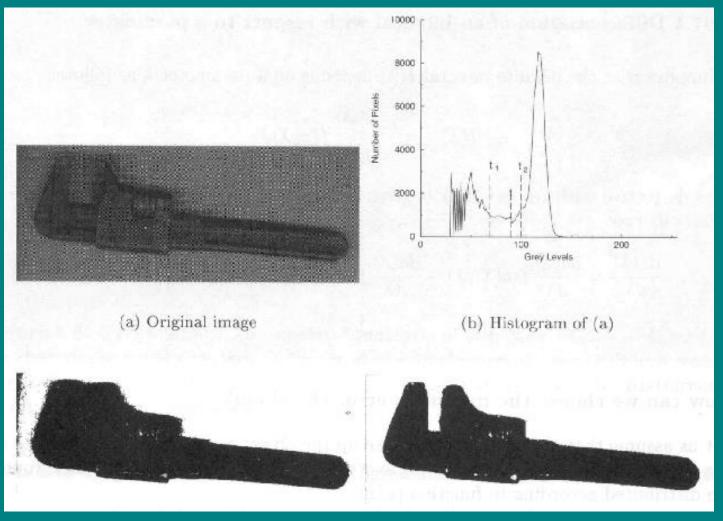


Seuillage par hystérésis

- On introduit maintenant 2 seuil : un seuil haut et un seuil bas.
 - ✓ Si norme > seuil haut → contour sur 1
 - ✓ Si norme < seuil bas \rightarrow pas de contour 0
 - ✓ Si seuil bas < norme < seuil haut → contour de fermeture 2

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

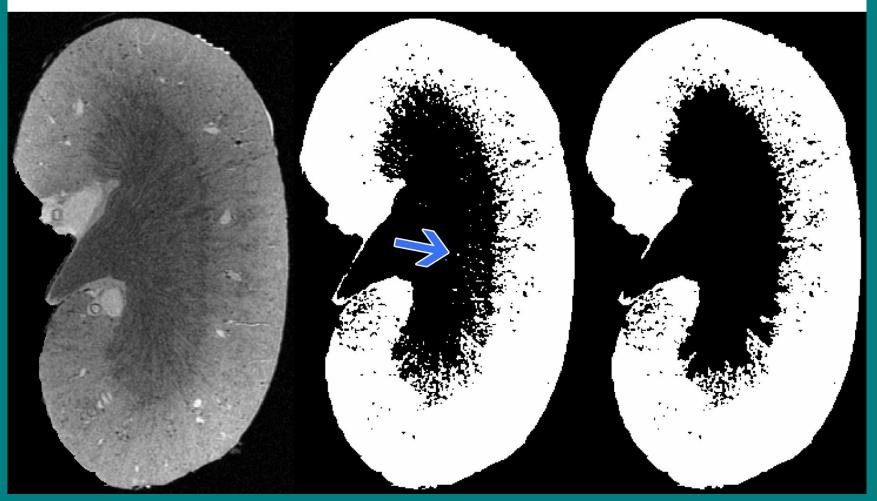
Seuillage par hystérésis



original

simple thresholding

hystereisis



Seuillage

- Comment faire pour choisir le seuil ?
- Une méthode pour le choisir automatiquement : méthode d'Otsu (1979)
 - Choix du seuil qui minimise la variance intrarégions et maximise la variance interrégions

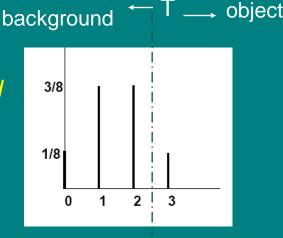
Otsu's Method: Mean and Variance

- On fixe la valeur du seuil T
- L'image est séparée en 2 parties
 - Object vs Background

$$q_b(T) = \sum_{i=1}^T P(i),$$

Proportion de pixels background

$$q_o(T) = \sum_{i=T+1}^{L} P(i)$$
 Proportion de pixels objet



P(i) : proba ou fréquence normalisée du pixel i

$$(q_b(T) + q_o(T) = 1)$$

Otsu's Method: Mean and Variance

 Calcul de la variance du groupe background et du groupe object

$$\sigma_b^2(T) = \frac{\sum_{i=1}^{T} (i - \mu_b)^2 P(i)}{\sum_{i=1}^{T} P(i)} = \frac{1}{q_b(T)} \sum_{i=1}^{T} (i - \mu_b)^2 P(i)$$

$$\sigma_o^2(T) = \frac{\sum_{i=T+1}^{L} (i - \mu_o)^2 P(i)}{\sum_{i=T+1}^{L} P(i)} = \frac{1}{q_o(T)} \sum_{i=T+1}^{L} (i - \mu_o)^2 P(i)$$

Otsu's Method Within-class and between-class variance

On définit la variance intra-classe :

$$\sigma_W^2(T)$$

$$=q_b(T)\sigma_b^2(T)+q_o(T)\sigma_o^2(T)$$

within-class variance

should be minimized!

On définit la variance inter-classe :

$$\sigma_B^2(T)$$

$$q_b(T)(\mu_b(T) - \mu)^2 + q_o(T)(\mu_o(T) - \mu)^2$$

between-class variance

should be maximized!

Otsu's Method Within-class and between-class variance

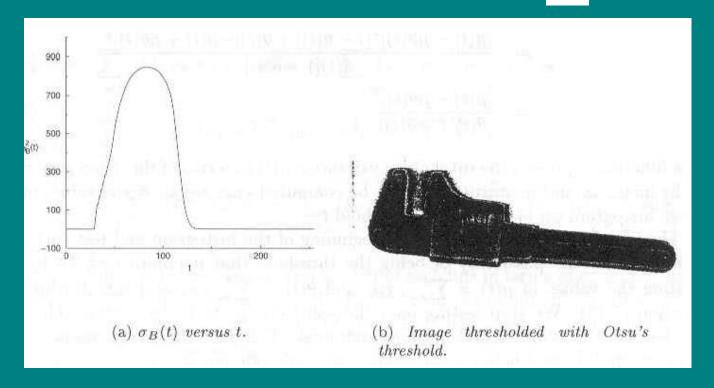
 On montre que la variance de l'image peut s'écrire :

$$\sigma^{2} = q_{b}(T)\sigma_{b}^{2}(T) + q_{o}(T)\sigma_{o}^{2}(T) + q_{b}(T)(\mu_{b}(T) - \mu)^{2} + q_{o}(T)(\mu_{o}(T) - \mu)^{2} = \sigma_{W}^{2}(T) + \sigma_{B}^{2}(T)$$

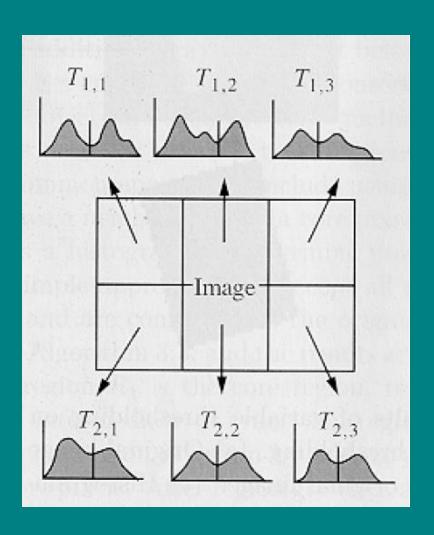
- La variance de l'image est constante (indépendante de T)
- Minimiser la variance intra σ_w^2
- \leftrightarrow Maximiser la variance inter σ_B^2

Otsu's Method Determining the threshold

• Start from the beginning of the histogram and test each gray-level value for the possibility of being the threshold T that maximizes σ_B^2



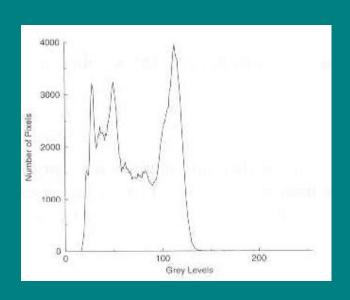
Seuillage local



This approach might lead to subimages having simpler histogram (e.g., bimodal)

Seuillage local

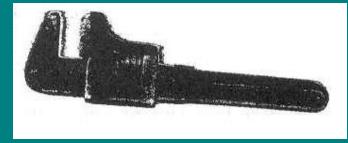




single threshold

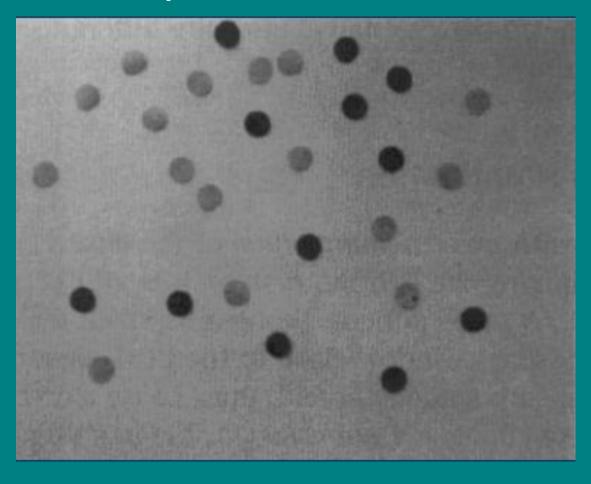


local thresholding using Otsu's method

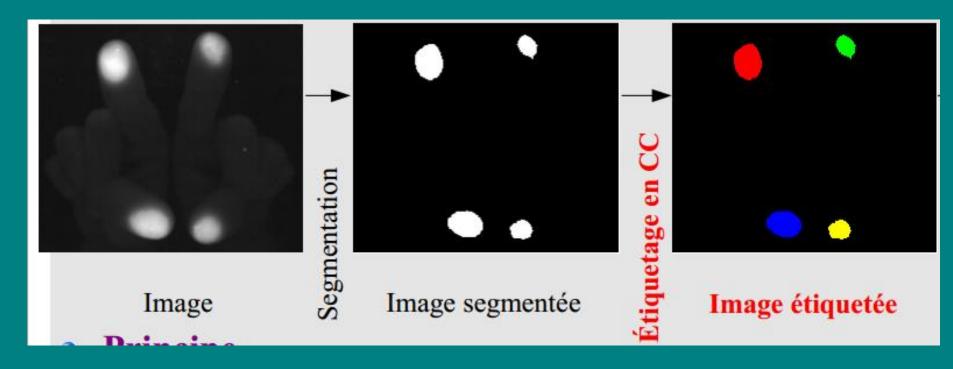


Seuillage

• Comment compter le nombre d'éléments ?



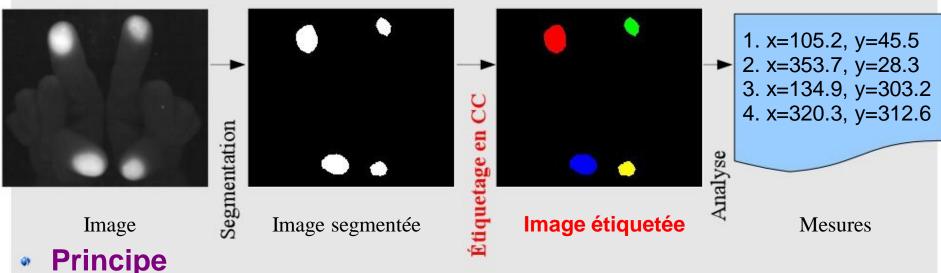
Etiquettage en composantes connexes



 source : cours Master informatique Univ Lille 1

Présentation générale (1/3)

Cadre



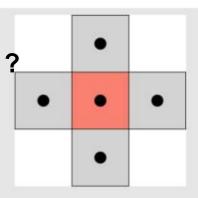
- - →Partant d'une image binaire, trouver les groupes de pixels connectés, appelés composantes connexes (connected components) ou blobs
 - On obtient une image dans laquelle chaque « objet » est identifié
 - **→Cette opération s'appelle analyse (ou étiquetage) en composantes** connexes

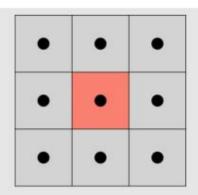
(connected-component analysis | labeling, ou encore blob extraction)



Présentation générale (2/3)

- Connexité
 - Pixels « connectés » ?





4-connexité

8-connexité

Exemples de composantes connexes

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

Image binaire



Présentation générale (3/3)

Étiquetage

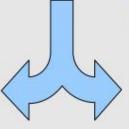
Chaque composante connexe est identifiée de manière unique

par une étiquette (label)

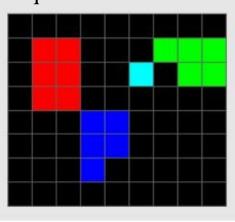
0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	1	1	0	0	0	1	1	1
0	1	1	0	0	1	0	1	1
0	1	1	0	0	0	0	0	0
0	0	0	1	1	0	0	0	0
0	0	0	1	1	0	0	0	0
0	0	0	1	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0

Étiquettes numériques (entiers)

0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	1	1	0	0	0	2	2	2
0	1	1	0	0	3	0	2	2
0	1	1	0	0	0	0	0	0
0	0	0	4	4	0	0	0	0
0	0	0	4	4	0	0	0	0
0	0	0	4	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0



Étiquette de couleurs





Approche par remplissage (1/4)

Principe de l'approche par remplissage (flood fill)

- E/S
 - Paramètre déntrée : image binaire **B**
 - Résultat de sortie : matrice (ou *carte*) d'étiquettes *L*

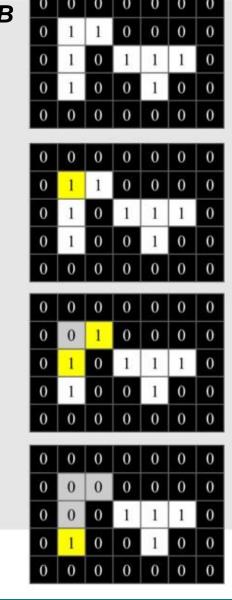
Algorithme

- Créer une matrice d'étiquettes **L**, de même taille que **B**, initialisées à 0
- Initialiser le compteur d'étiquettes nbLabels à 0
- Tant qu'il y a des pixels à 1 dans B
 - Trouver le prochain pixel P(x,y) à 1 dans **B**
 - Incrémenter *nbLabels* et donner à L(x,y) la valeur *nbLabels*
 - Mettre $\boldsymbol{B}(\boldsymbol{x},\boldsymbol{y})$ à 0
 - Traiter de la même manière les pixels 4-connexes avec *P* et à 1 dans *B*, jusqu'à ce qu'il n'y en ait plus aucun



Approche par remplissage (2/4)

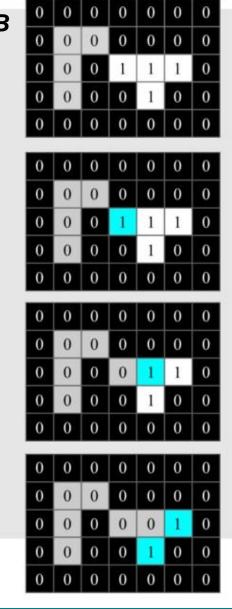
- Exemple (1/3)
 - Initialisation nbLabels=0
 - Étape 1
 nbLabels=1
 mettre à nbLabels l'élément de L correspondant au premier pixel à 1 dans B
 - Étape 2
 mettre à 0 le pixel qui vient d'être étiqueté et trouver ses voisins 4-connexes qui sont à 1
 - Étape 3idem avec les nouveaux pixels



Approche par remplissage (3/4)

Exemple (2/3)

- Étape 4idem avec les nouveaux pixels(il n'y a plus de voisin ici)
- Étape 5
 trouver un autre pixel à 1 dans **B**nbLabels=2
 mettre à nbLabels l'élément
 de **L** correspondant au pixel
- Étape 6
 mettre à 0 le pixel qui vient
 d'être étiqueté et trouver ses
 voisins 4-connexes qui sont à 1
- Étape 7idem avec les nouveaux pixels



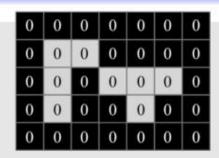


Approche par remplissage (4/4)

Exemple (3/3)

Étape 8

idem avec les nouveaux pixels





Fin (tous les pixels de **B** sont à 0)

(il n'y a plus de voisin ici)



Approche par double parcours (1/7)

- Principe de l'approche par double parcours (two-pass)
 - E/S
 - Paramètre déntrée : image binaire **B**
 - Résultat de sortie : matrice (ou *carte*) d'étiquettes *L*
 - Algorithme
 - Premier parcours de l'image, dans le sens classique (raster-scan order) :
 - À chaque pixel à 1 dans **B**, on affecte
 - la plus petite étiquette parmi celles de ses voisins haut et gauche
 ou
 - une nouvelle étiquette si aucun de ces 2 voisins nést encore étiqueté
 - Second parcours de l'image, dans le sens inverse :
 - À chaque pixel précédemment étiqueté, on affecte la plus petite étiquette parmi la sienne et celles de ses voisins bas et droite.

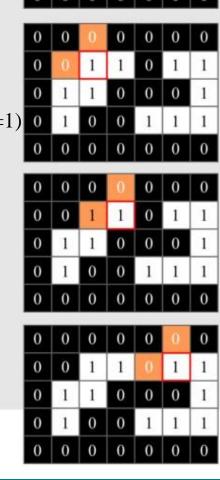


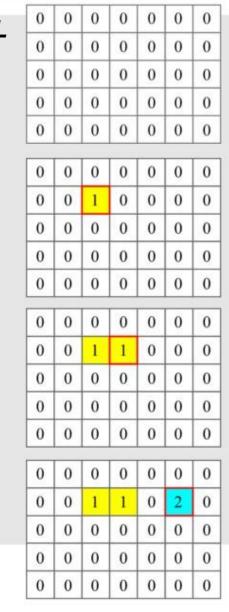
Approche par double parcours (2/7)

0

Exemple-1_{er} parcours (1/3)

- Initialisation nbLabels=0
- Étape 1
 les voisins haut et gauche du premier pixel à 1 dans B ne sont pas encore étiquetés
 nouvelle étiquette (nbLabels=1)
- Étape 2
 le voisin gauche du pixel
 suivant à 1 dans B est déjà
 étiqueté à 1 · affecter
 cette même étiquette au pixel
- Étape 3 nouvelle étiquette (*nbLabels*=2)



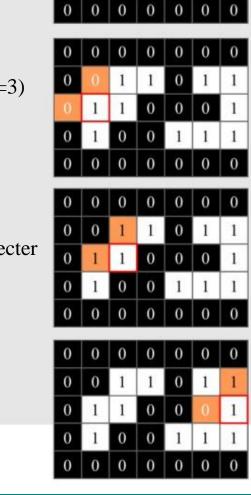




Approche par double parcours (3/7)

Exemple-1_{er} parcours (2/3)

- Étape 4
 affecter au pixel l'étiquette
 de son voisin gauche
- Étape 5 nouvelle étiquette (*nbLabels*=3)
- Étape 6
 les voisins haut et gauche du
 pixel suivant à 1 dans **B** sont
 étiquetés différemment · affecter
 au pixel l'étiquette minimale
- Étape 7
 affecter au pixel l'étiquette
 de son voisin haut





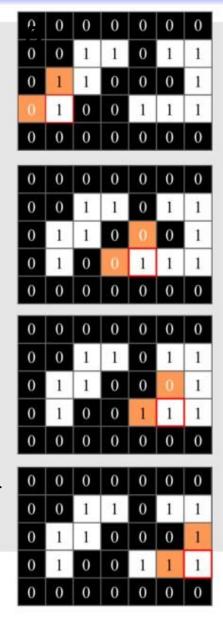


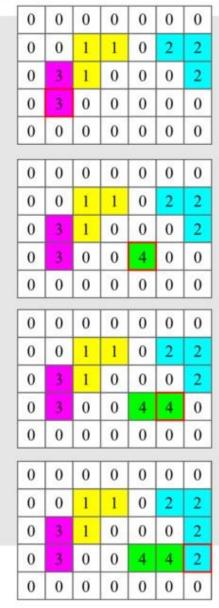
Approche par double parcours (4/7)

Exemple-1_{er} parcours (3/3)

- Étape 8
 affecter au pixel l'étiquette
 de son voisin haut
- Étape 9 nouvelle étiquette (*nbLabels*=4)
- Étape 10
 affecter au pixel l'étiquette de son voisin gauche
- Etape 11

 les voisins haut et gauche du
 pixel suivant à 1 dans **B** sont
 étiquetés différemment · affecter
 au pixel l'étiquette minimale



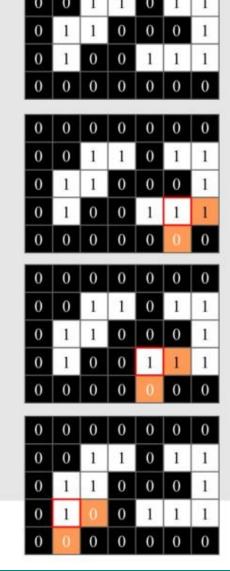




Approche par double parcours (5/7)

- Exemple-2ème parcours (1/2)
 - Image et carte initiales

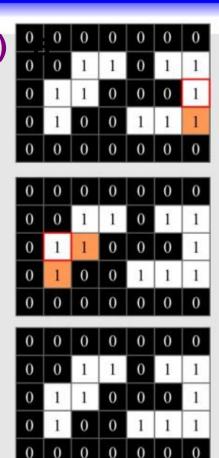
- Affecter au pixel l'étiquette de son voisin droit car elle est inférieure à la sienne
- Affecter au pixel l'étiquette de son voisin droit car elle est inférieure à la sienne
- (étiquette non modifiée)

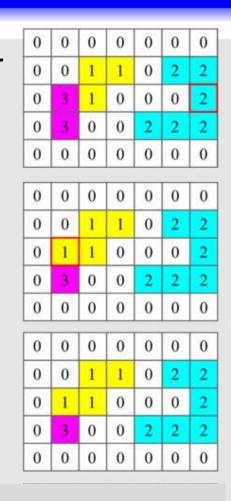




Approche par double parcours (6/7)

- Exemple-2ème parcours (2/2)
 - (étiquette non modifiée)
 - Affecter au pixel l'étiquette de son voisin droit car elle est inférieure à la sienne et à celle de son voisin bas
 - Carte à l'issue du 2ème parcours Aucune autre étiquette nést plus modifiée







Approche par double parcours (7/7)

Utilisation d'une table d'équivalences

Principe

- Lors du premier parcours, si 2 voisins portent des étiquettes différentes l_i et l_j , choisir l'une déntre elles pour le pixel et mémoriser l'équivalence $l_i \equiv l_j$
- Lors du second parcours, réétiqueter les pixels selon la table d'équivalences (en renumérotant éventuellement les étiquettes pour quélles soient consécutives)

Exemple

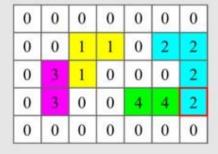
- Étape 6 du 1_{er} parcours
 mémoriser l'équivalence 1 ≡ 3
- Étape 11 du 1er parcours
 mémoriser l'équivalence 2 ≡ 4

Le second parcours suffit ensuite à obtenir la carte finale

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

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

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





Références

Sources des images

- Introduction to Digital Image Processing, Image Segmentation, Zhou Wang, Dept. of Electrical Engineering, the Univ. of Texas at Arlington, 2006
- Segmentation d'images, Michèle Gouiffès
- Cours de Vision artificielle, Christine Fernandez-Maloigne, Université de Poitiers
- CS474/674 Prof. Bebis