

Etat de l'art sur la segmentation d'images

INTRODUCTION

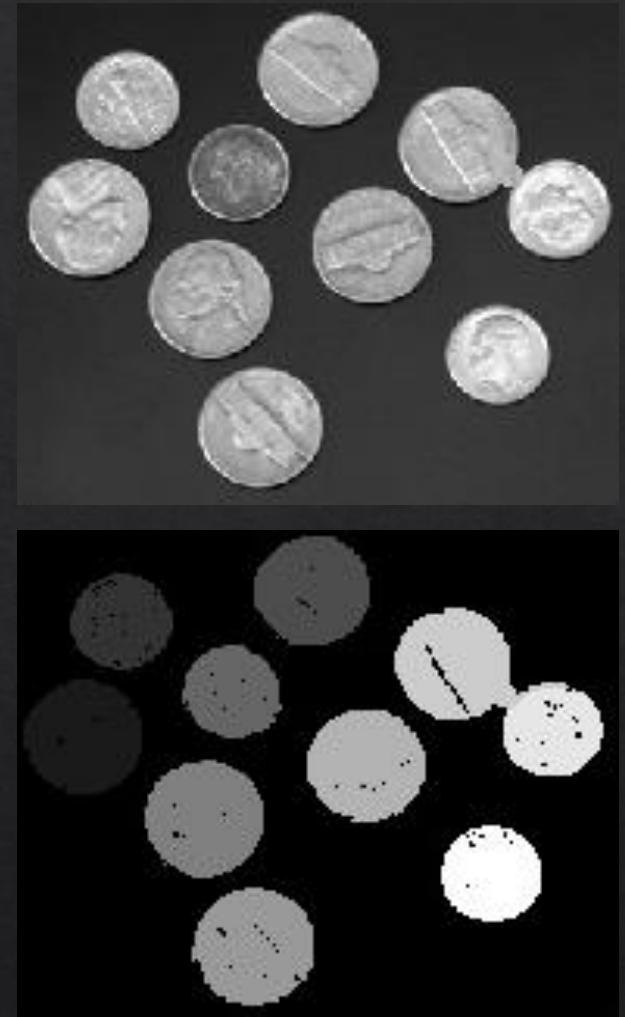
Qu'est ce que la segmentation d'images ?

Extraction d'un ou plusieurs objets dans une image
Partitionnement d'une image en plusieurs régions

Soit Ω l'ensemble de l'image et R_i la région i
 $\cup R_i = \Omega$

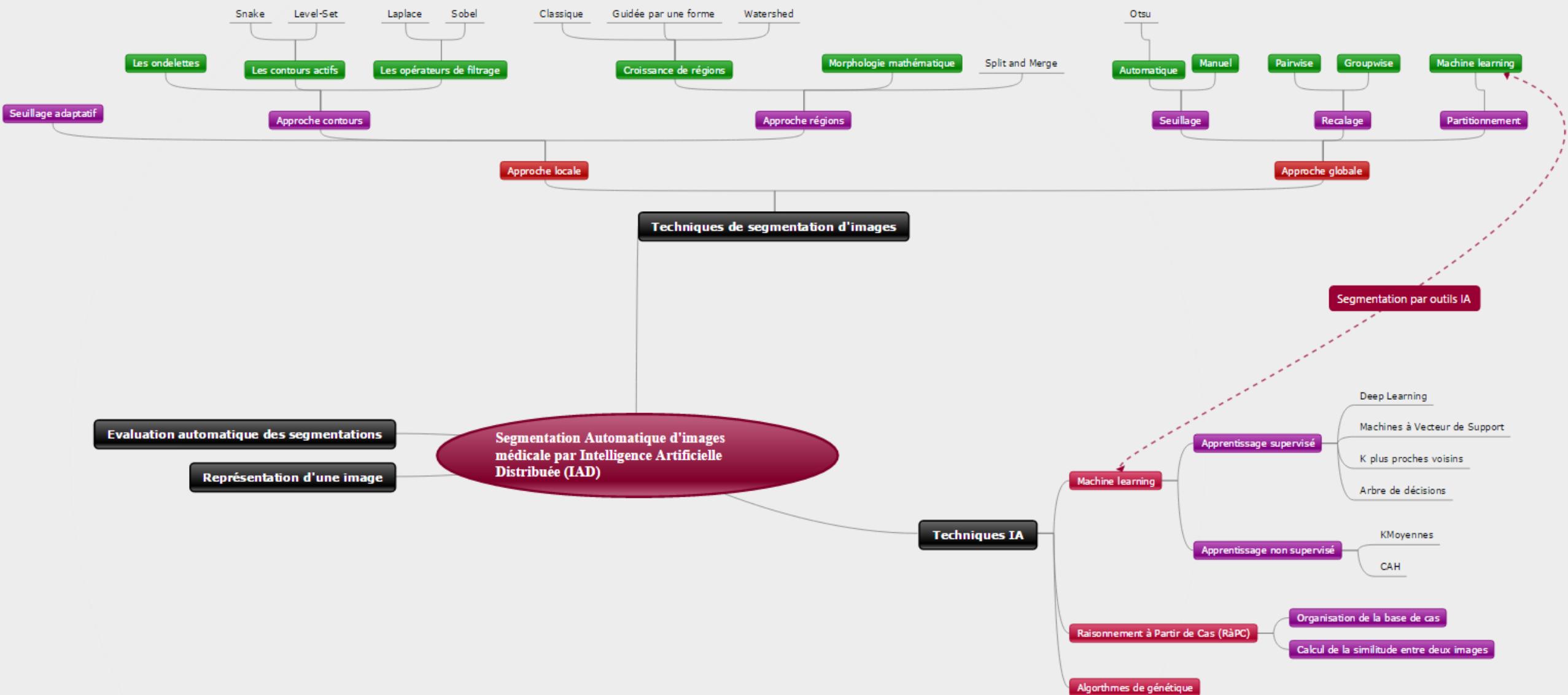
Plusieurs types de techniques avec des approches différentes

→ « Classement » des techniques difficiles



INTRODUCTION

Classification des techniques de segmentation



INTRODUCTION

PLAN

- I. **Approches globales**
 - A. Seuillage
 - B. Recalage
 - C. Partitionnement
 - a. Non supervisé
 - 1. KMoyennes
 - 2. CAH
 - b. Supervisé
 - 1. Machine à Vecteur de Support
- II. **Approches locales**
 - A. Seuillage adaptatif
 - B. Approche régions
 - a. Morphologie mathématique
 - b. Croissance de régions
 - 1. Classique
 - 2. Avec forme de référence
 - 3. Watershed (LPE)
 - c. Split and Merge
 - C. Approche contours
 - a. Les opérateurs de filtrage
 - b. Les contours actifs
 - 1. Snake
 - 2. Level-Set

Approche globale: Seuillage

Principe d'un seuillage

Méthode la plus simple en traitement d'images

→ Création d'une image binaire à partir d'une image en NdG

Test de chaque pixel d'une image par rapport à **une valeur seuil**

→ Suivant le résultat, pixel = 1 ou pixel = 0

Possibilité d'utiliser plusieurs seuils = image avec plus de 2 classes

Non automatique

→ Variation manuelle du seuil

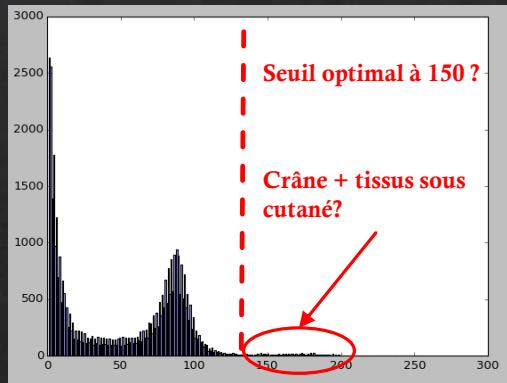
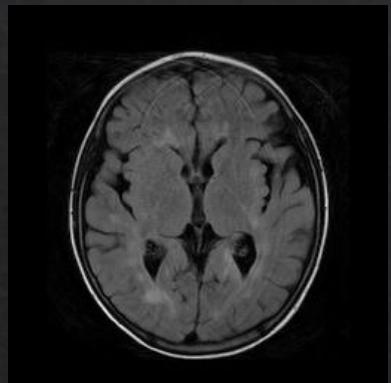
Automatique

→ Méthode d'Otsu = minimisation de la variance intraclasse

Approche globale: Seuillage

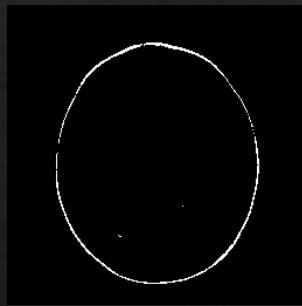
Illustration des limites

Exemple de la segmentation d'une boîte crânienne

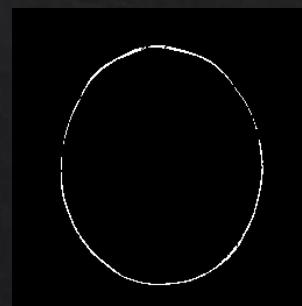


Difficulté pour segmenter correctement le crâne
→ Valeurs < 130, sur-segmentation
→ Valeurs > 130, sous-segmentation

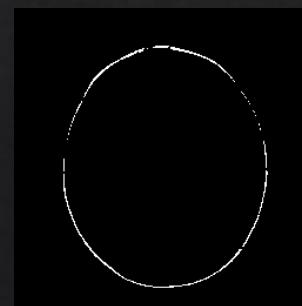
Test avec différents
Seuillages
(non adaptatif)



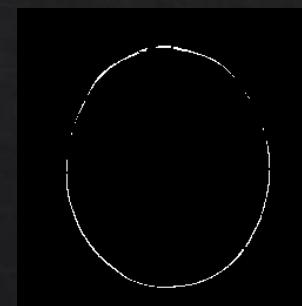
Seuil à 130



Seuil à 140



Seuil à 150



Seuil à 160

Approche globale: Machine learning

Objectif

Partitionnement de l'images en plusieurs groupes de pixels

- Suivant des caractéristiques **choisies**
- Représentation des pixels dans un espace (n dimensions)



Apprentissage non supervisé

Pas de base d'apprentissage
Programme doit trouver seul la structure des données

Apprentissage supervisé

Base d'apprentissage = Données avec valeurs + étiquettes
→ Extrapolation de règles
Utilisation des règles extrapolées de la base d'apprentissage pour classifier une base de test

Exemple de représentation des pixels dans un espace

Approche globale: Machine learning, Non supervisé

Les méthodes

- Classification ascendante hiérarchique (ex: Agglomerative clustering)

Stable, mais temps de traitement très long sur de grosses données

- Kmeans

Instable, temps de traitement court → Efficace pour les grosses données

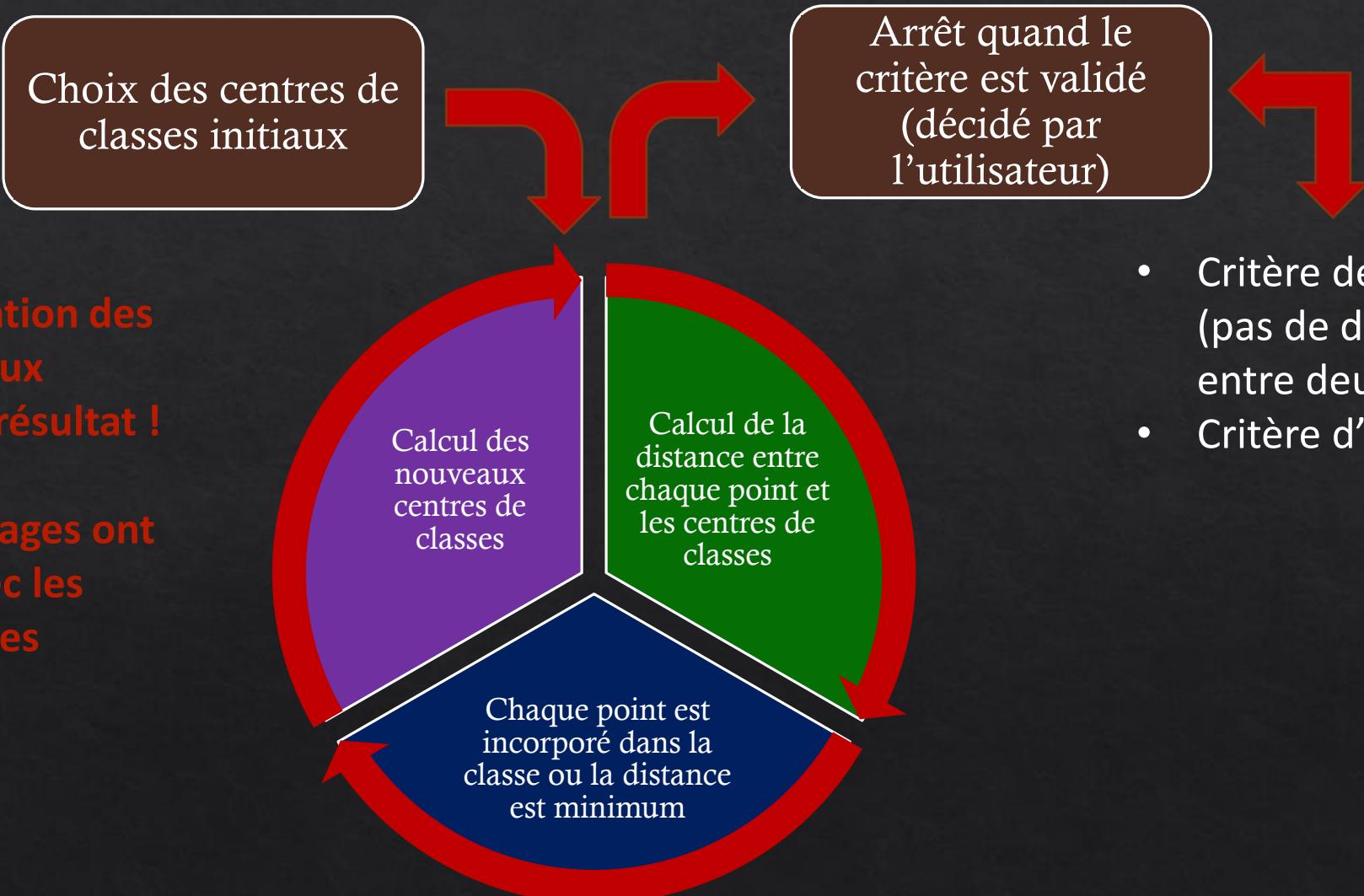
Approche globale: Machine learning, Non supervisé

Kmoyennes: Principe



Une modification des centres initiaux modifient le résultat !

Toutes les images ont été traité avec les mêmes centres initiaux



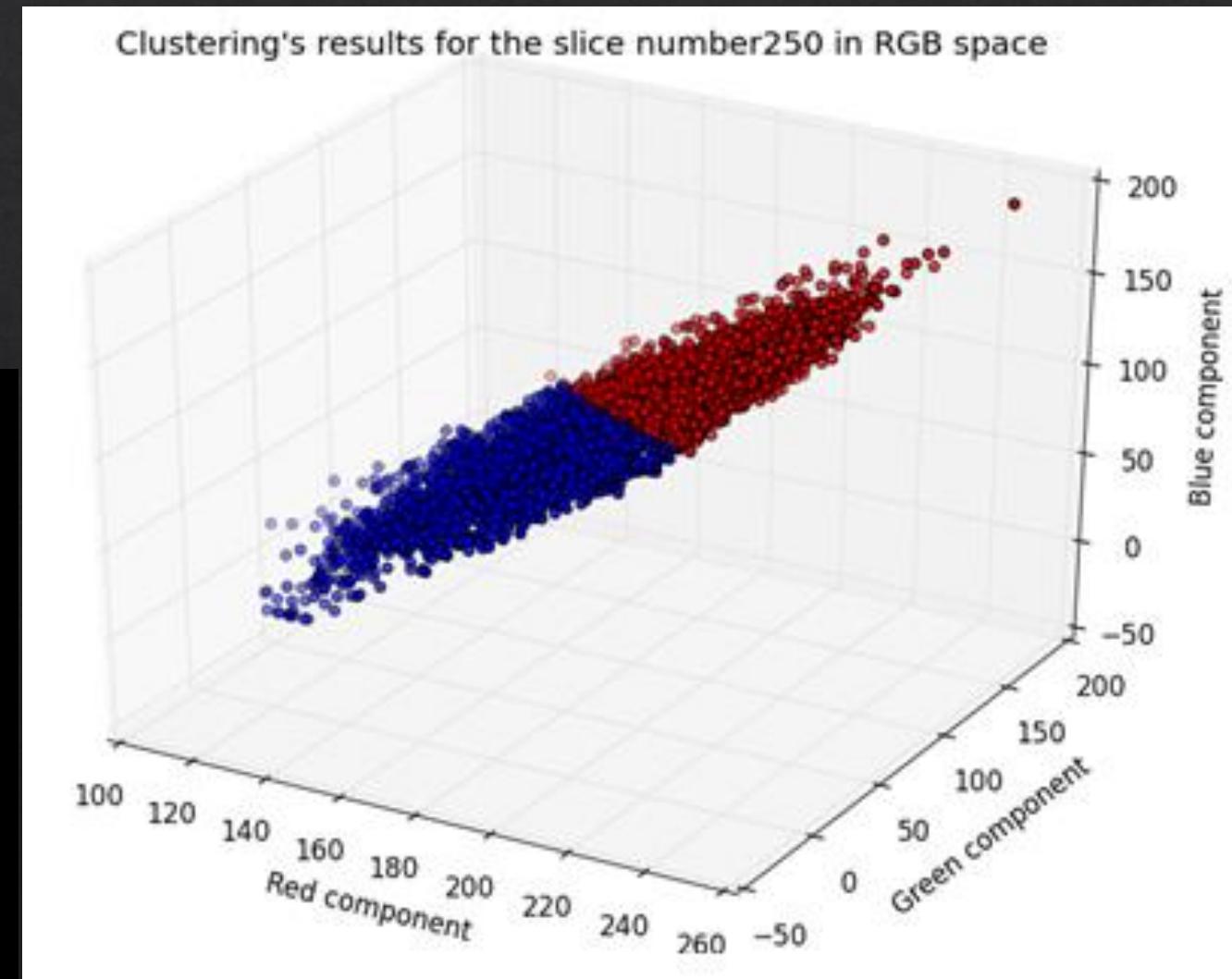
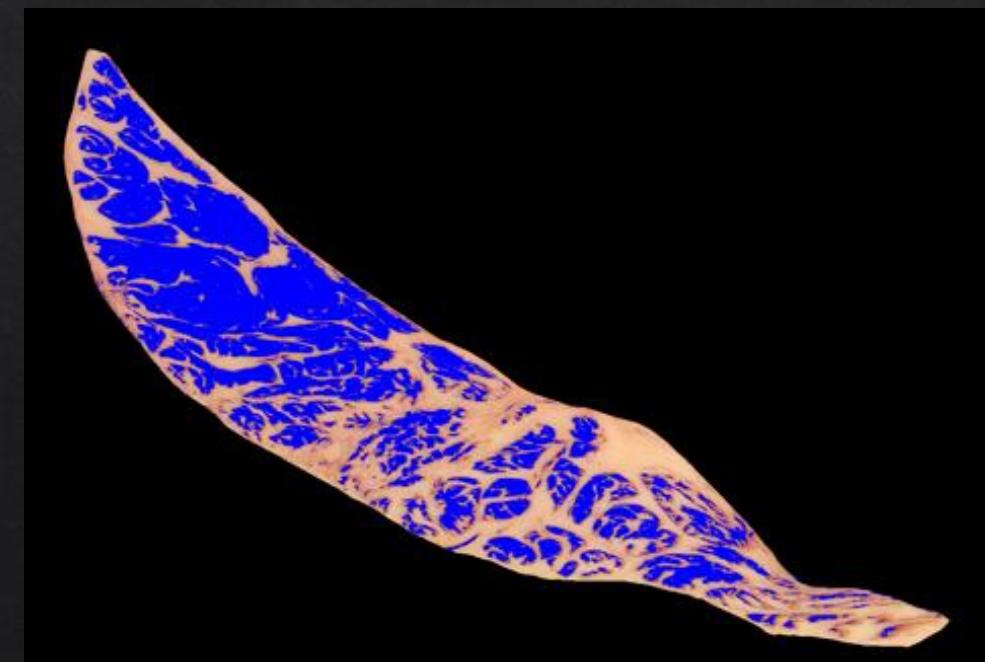
Approche globale: Machine learning, Non supervisé

Kmoyennes: Résultats avec deux classes sur une photo RGB d'un muscle en coupe

Représentation avec les trois composantes couleur (RGB)

Classe bleue: tissu musculaire

Classe rouge: tissu adipeux



Approche globale: Machine learning, Non supervisé

Classification Ascendente Hiérarchique (CAH): Principe

Initialisation

Chaque objet forme une classe à lui seul

Itérations

- 1) Calcul d'un critère de dissimilarité entre les objets/classes
- 2) Regroupement des deux objets/classes minimisant la dissimilarité

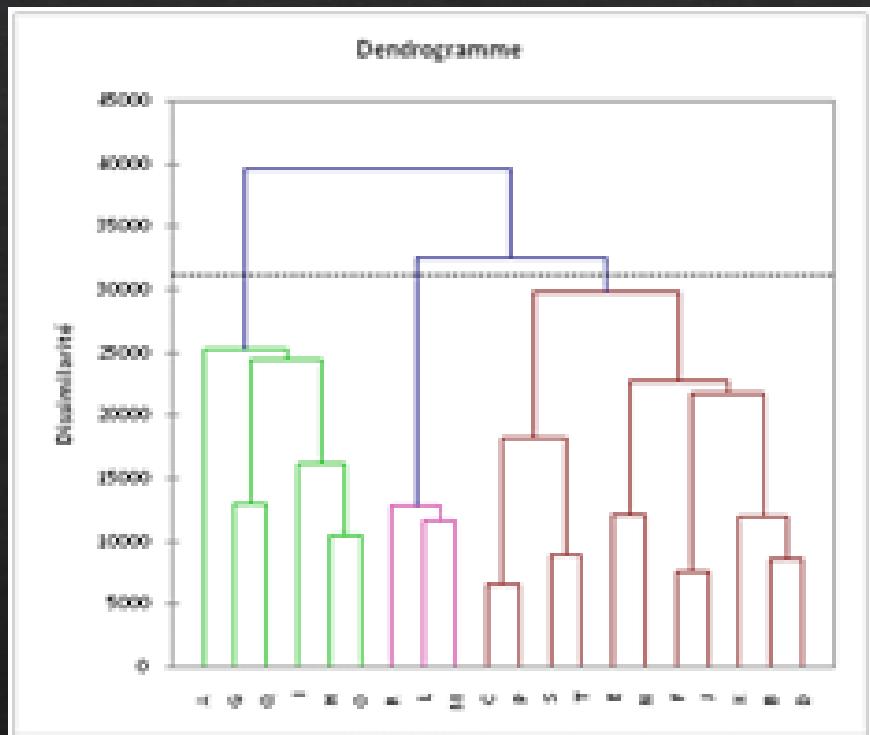


Fin

Les données sont regroupées en une seule et même classe

→ Production d'un **dendrogramme**

→ On trace une coupure (suivant nbre de classes attendu ou allure graphique)



Approche globale: Machine learning, Supervisé

Les méthodes

Utilisation d'une base de données complète pour apprentissage

Ex: Dans le cas d'un programme classifiant des voitures

Base d'apprentissage = Base de données avec photos de voitures et nom des modèles

Une fois l'apprentissage fait, utilisation sur une base de données test

Ex: Programme capable de reconnaître une voiture sur une photo
→ Association de la photo testée avec nom de modèle

Différentes méthodes d'apprentissage supervisé (non exhaustif) :

- Les Machines à Vecteur de Support (SVM)
- Les réseaux de neurones (Deep Learning)
- Arbre de décision
- Méthode des k plus proches voisins

Approche globale: Machine learning, Non supervisé

Machine à Vecteur de Support (SVM): Principe

Sur les données d'apprentissage:

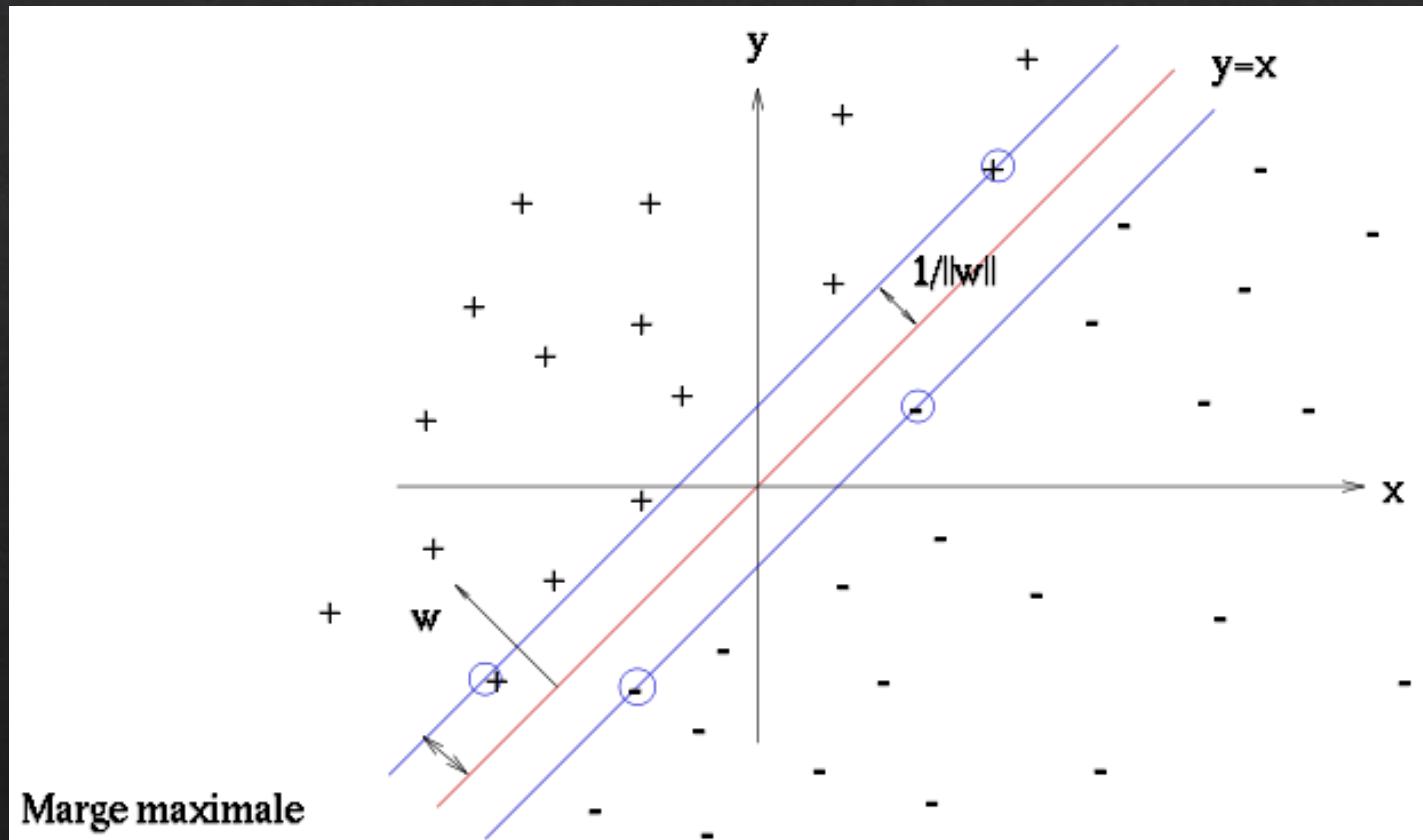
Séparation des données en plusieurs classes
→ Avec vecteurs de support

Choix du vecteur ?
→ Une infinité de vecteurs possibles

Notion de marge saine
→ Un hyperplan optimal unique est calculé
= Maximise les distances minimum avec les classes

Sur les données tests:

Classification d'une donnée suivant sa position par rapport au vecteur



Approche globale: Machine learning

Limites du machine learning pour la segmentation

Qualité des résultats dépendant de la forme du nuage de points

- Si un seul ou plusieurs sous nuages

Choix de la représentation des images ?

Apprentissage non supervisé: Initialisation change les résultats (choix des centres de classes initiaux)

- Instabilité

Apprentissage supervisé: Résultats dépendant directement de la qualité de la base d'apprentissage

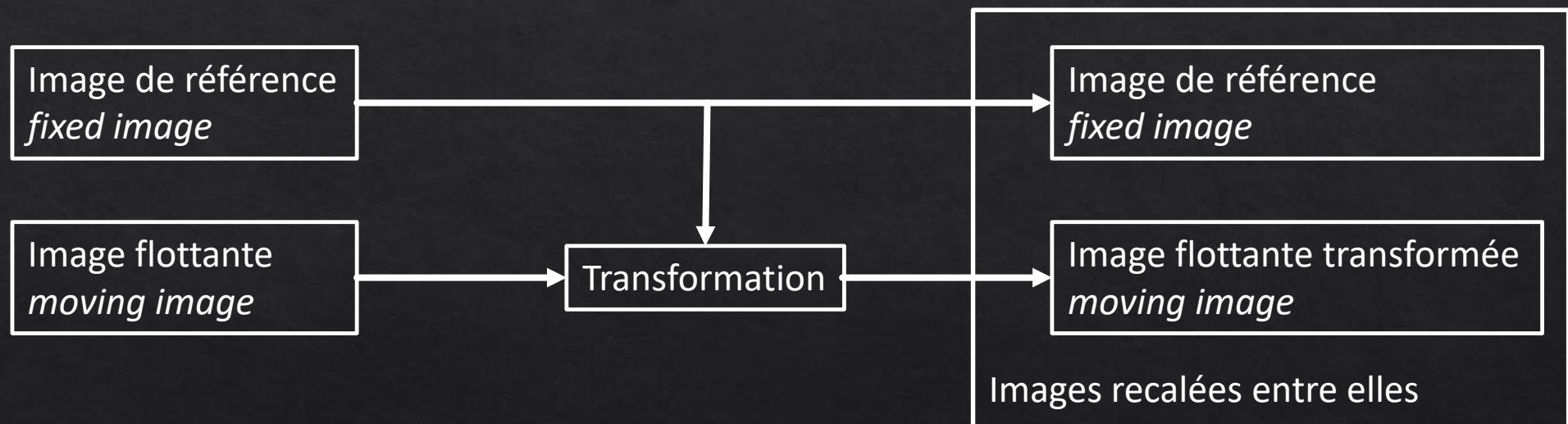
- Taille
- Représentativité

Approche globale: Segmentation par recalage d'images

Principe du recalage d'images

Mise en correspondance spatiale de deux images (ou plus):

- Image fixe (non transformée)
- Image(s) flottante(s) (transformée(s))

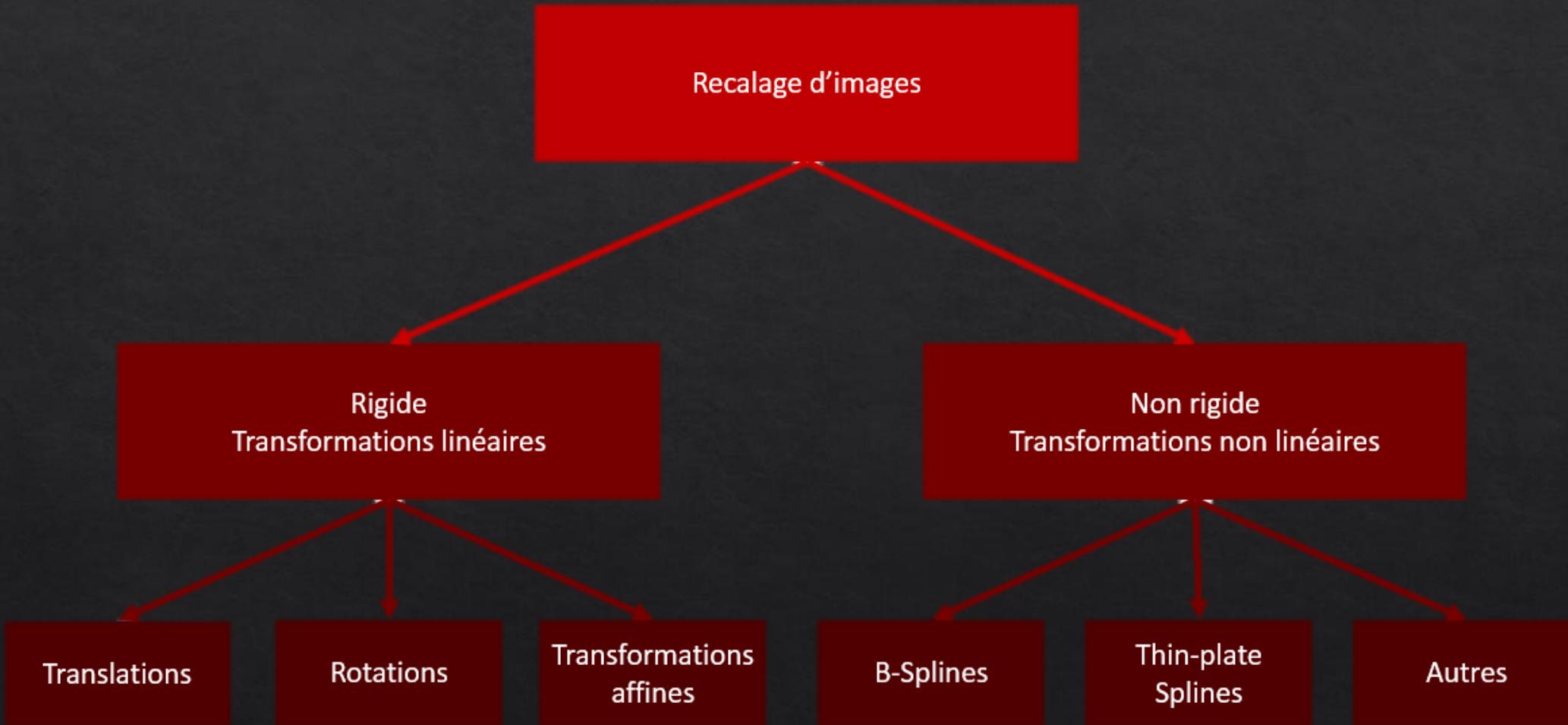


Espace des images recalées = espace de l'image fixe

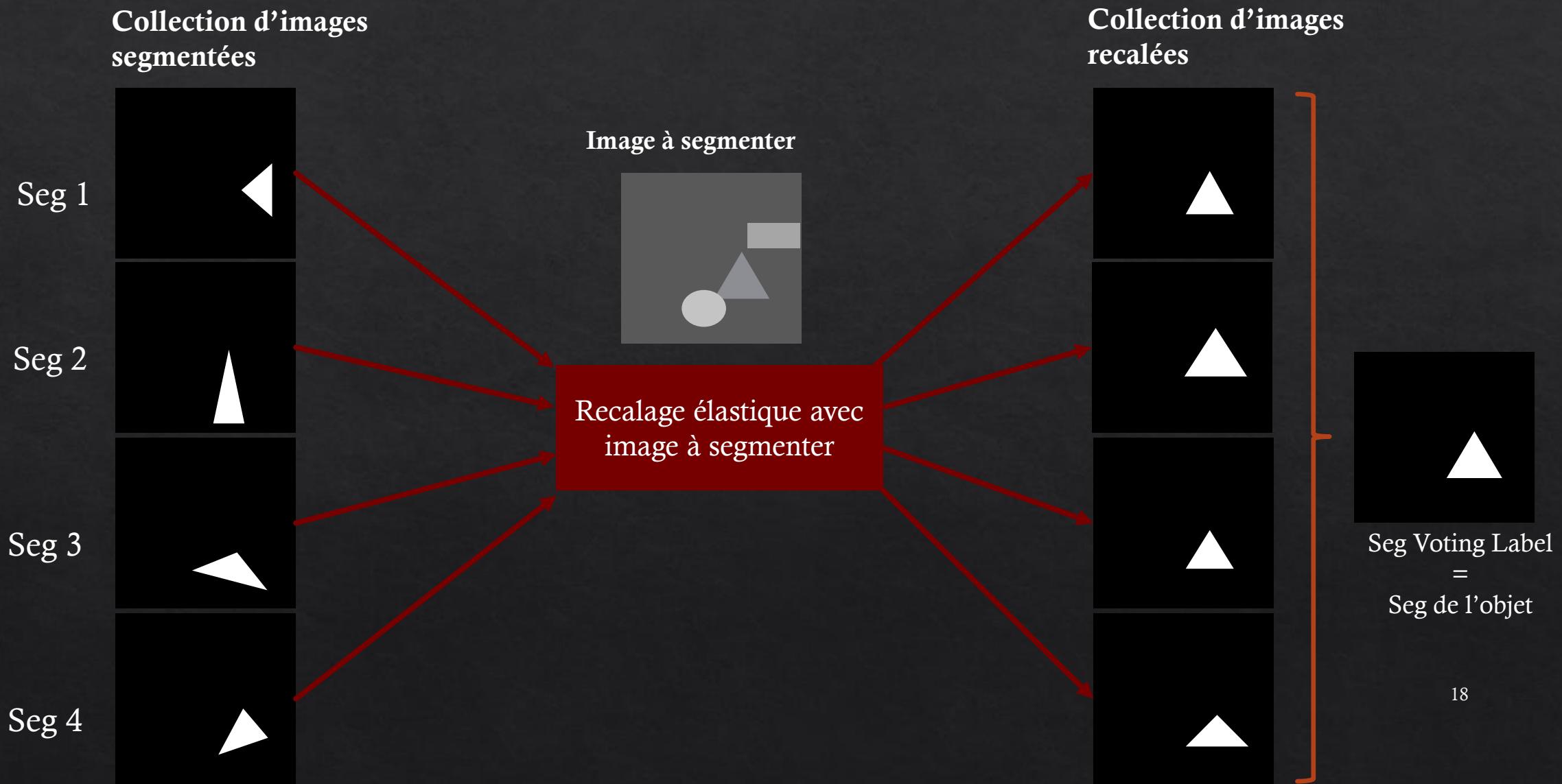
Deux grands types de recalage: **Rigide et Elastique**

Approche globale: Segmentation par recalage d'images

Les grands types de recalage



Approche globale: Segmentation par recalage d'images

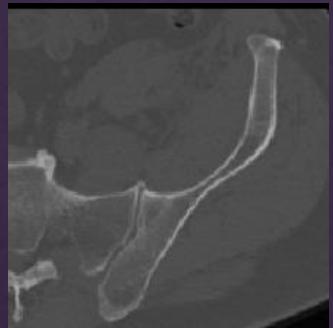


Approche globale: Segmentation par recalage d'images

Méthode de recalage pour une image

Atlas

CT-Scan pelvis référence (image flottante)



Segmentation Manuelle



Segmentation manuelle de référence

Recalage élastique

Transformation

Application de la transformation

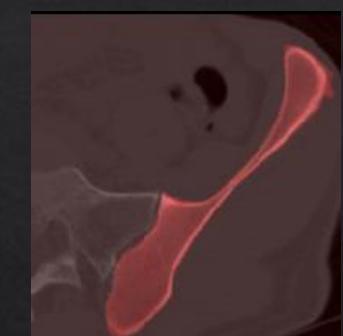
CT-Scan Patient (image fixe)



Superposition



Segmentation manuelle recalée



Superposition du CT-Scan patient
et de la segmentation recalée
(en rouge)

Approche locale: Seuillage adaptatif

- Division de l'image en sous images
- Application d'un seuil différente pour chaque sous image

Implique un calcul automatique du seuil pour chaque sous image

Permet une plus grande pertinence

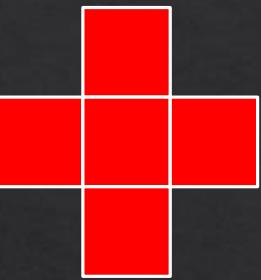
Seuil 1	Seuil 2	Seuil 3
Seuil 4	Seuil 5	Seuil 6
Seuil 7	Seuil 8	Seuil 9

Image

Approche locale: Approche régions, Morphologie mathématique

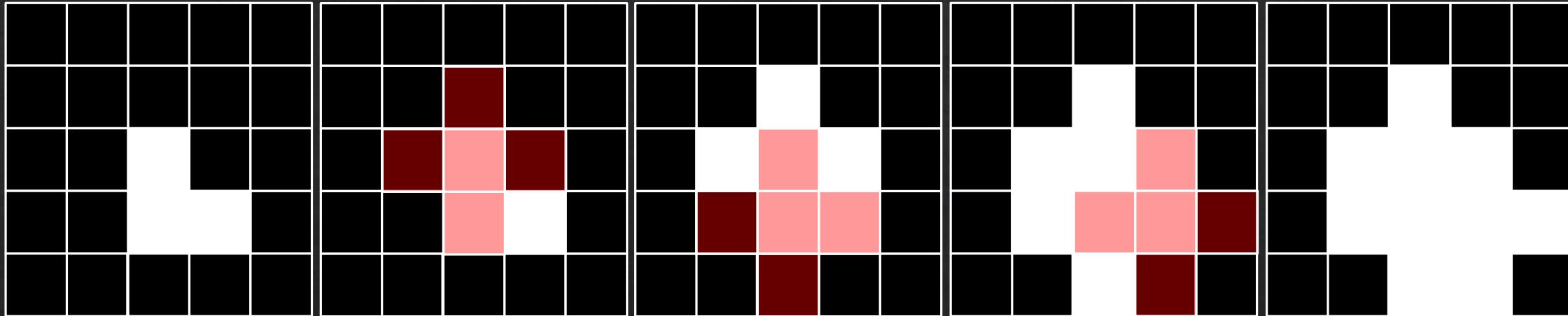
Opérations fondamentales

Elément structurant

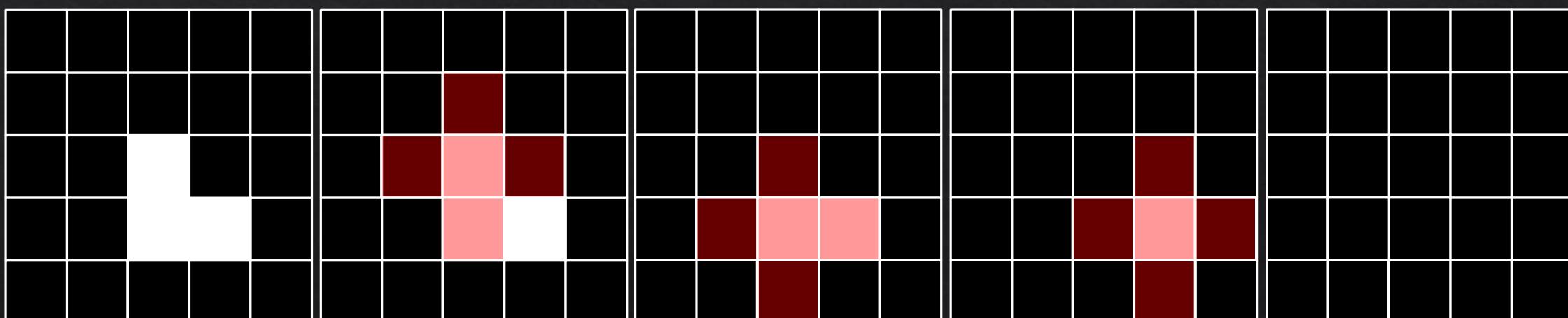


2 opérations fondamentales

→ Dilatation
 $D(X)$



→ Erosion
 $E(X)$



Approche locale: Approche régions, Morphologie mathématique

Combinaisons

Dilatation et Erosion sont des opérations duals

Cependant, ce ne sont pas des opérations inverses, par exemple $D(E(X))$ ne redonne pas X

Ouverture:

→ Erosion puis Dilatation

Fermeture:

→ Dilatation puis Erosion



Elément structurant



Exemple d'une fermeture

Approche locale: Approche régions, Morphologie mathématique

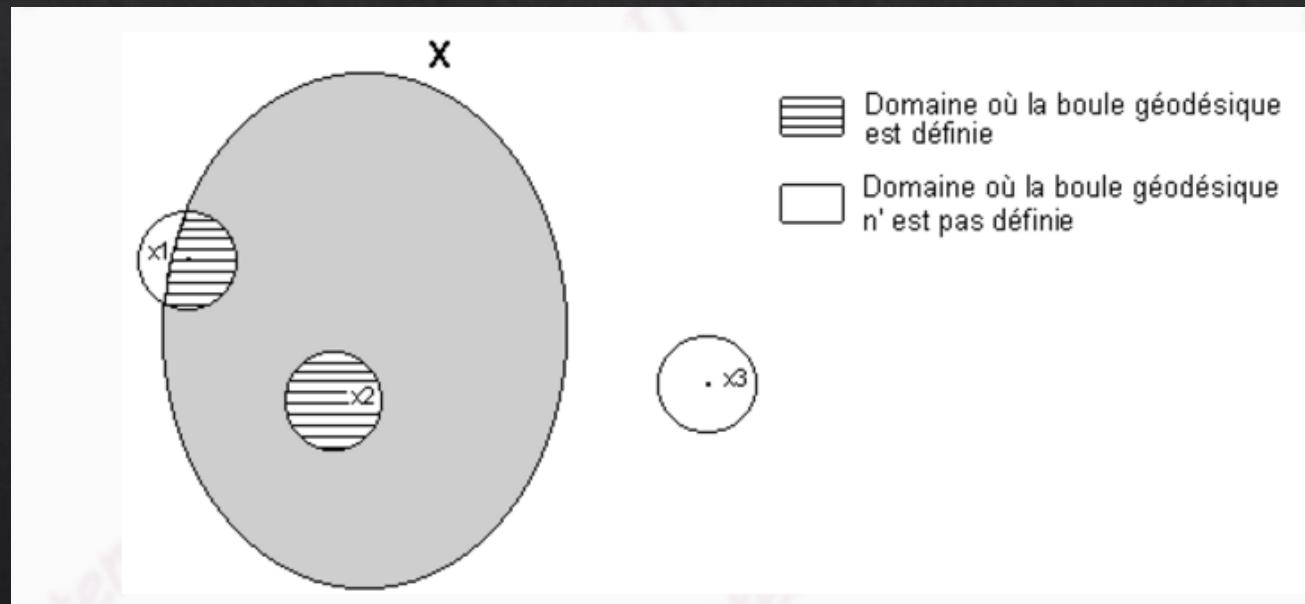
Géodésie

Transformations morphologiques avec **contraintes spatiales**

Elément structurant défini selon un ensemble X
→ En dehors de X , ES plus défini

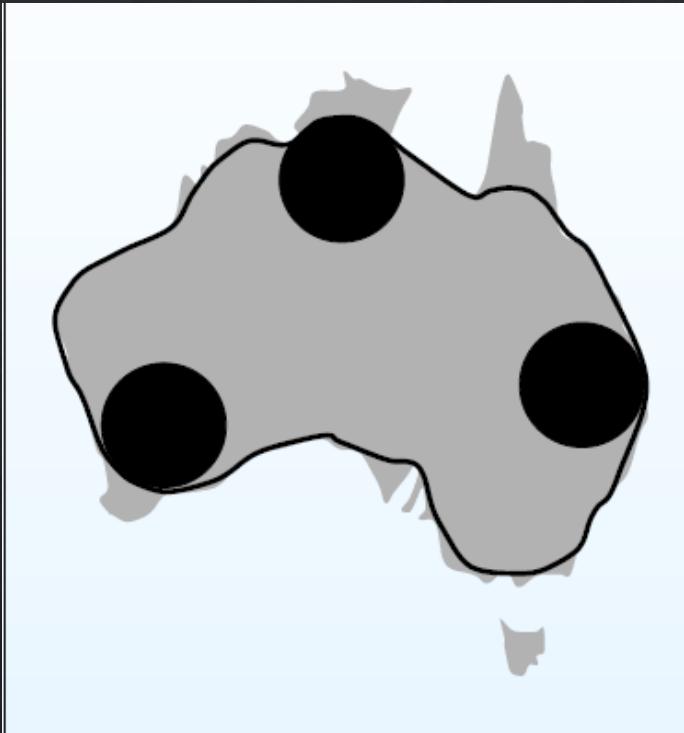
Conséquence:

Toutes transformations restent dans X



Approche locale: Approche régions, Morphologie mathématique

Reconstruction par géodésie



*Segmentation de l'Australie
incomplète*



*Reconstruction par dilatation
géodésique*

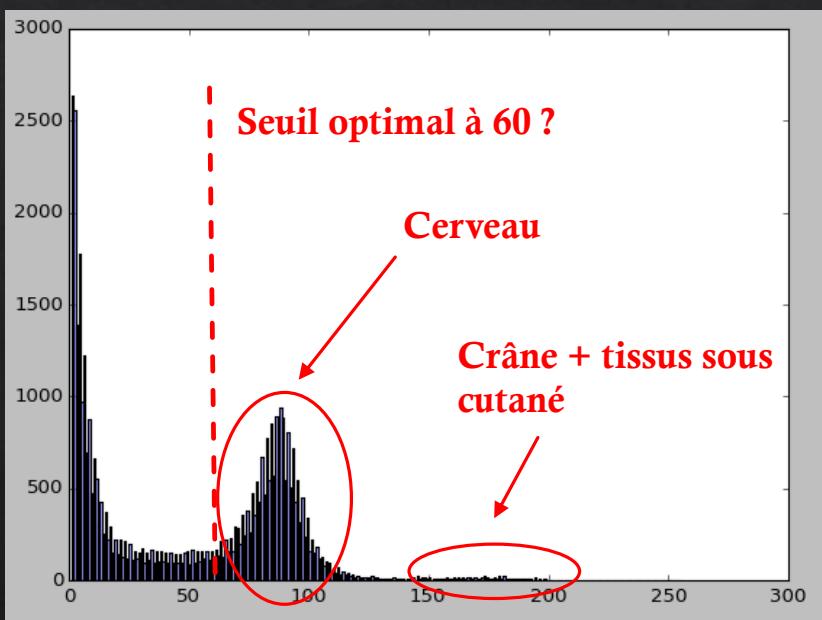
Approche locale: Approche régions, Morphologie mathématique

Utilisation pour la segmentation

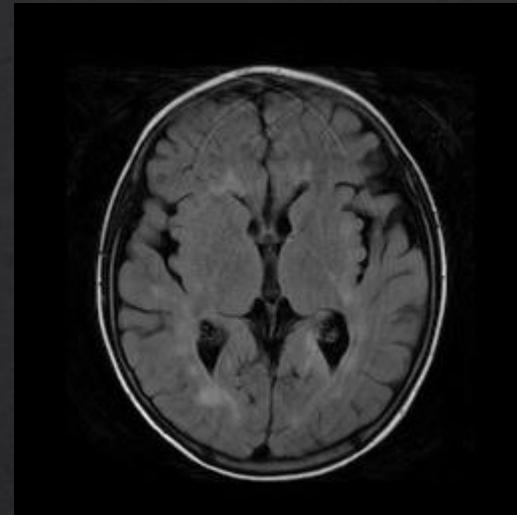
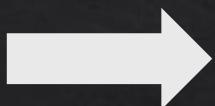
Couplage avec un seuillage

Exemple de la segmentation du cerveau

1 ère étape: Réalisation d'un seuillage



SEUILLAGE



Seuil à 60

« Crâne » connexe et bien distinct du cerveau = **Bon seuillage**

Approche locale: Approche régions, Morphologie mathématique

2 ième étape: Erosions successives pour éliminer l'enveloppe



Seuil à 60



1 érosion



2 érosions



3 érosions



4 érosions

3 ième étape: Dilatation géodésique

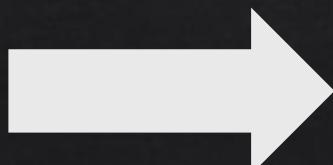


Masque



Image à dilater

Dilatations itératives



Limites données par le masque



Approche locale: Approche régions, Morphologie mathématique

Limites

Opérations très dépendantes de l'image traitée

→ Difficultés pour automatiser

Parfois complexe

→ Succession d'opérations pour arriver à un résultat (seuillage, débruitage,...)

Approche locale: Approche régions, Croissance de régions

Principe d'une croissance de région « classique »

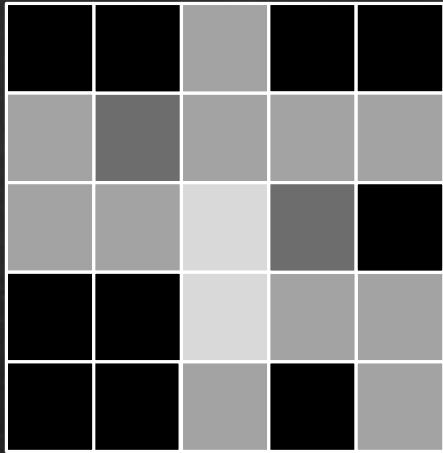
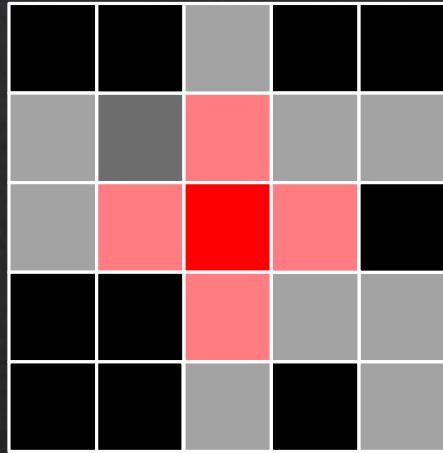
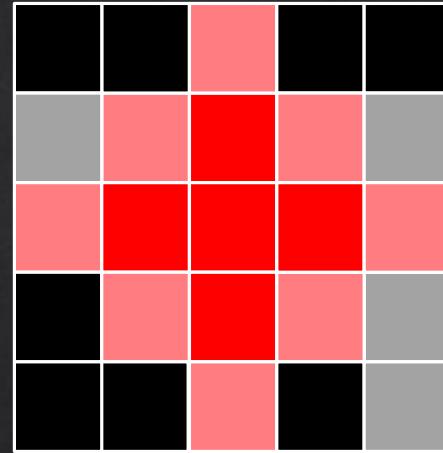


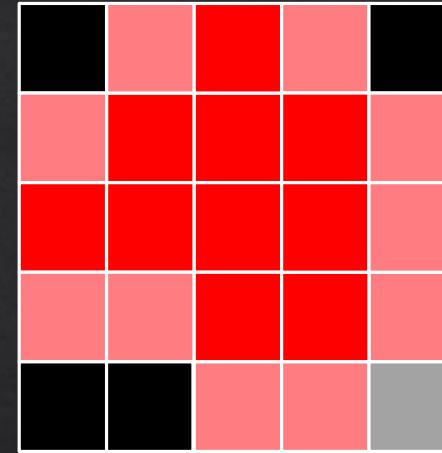
Image à segmenter



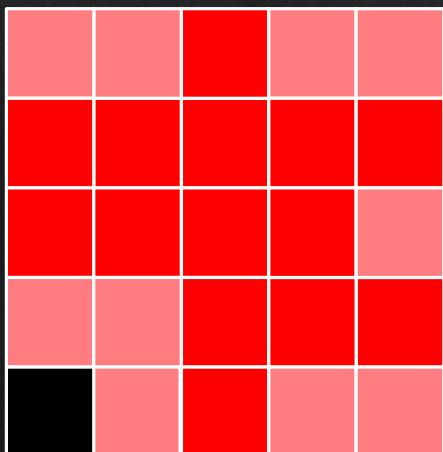
Placement de la seed



Itération 1



Itération 2



Itération 3

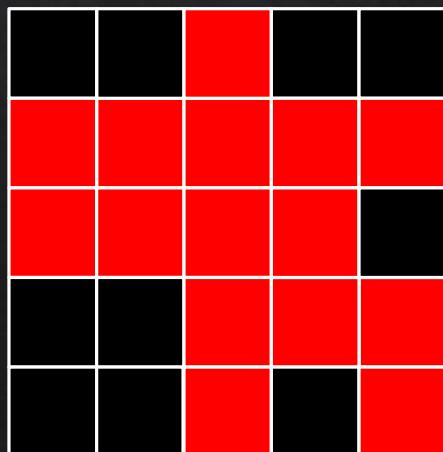


Image segmentée



Pixels dans la segmentation



Pixels candidats

Calcul d'un critère Φ comparé à un seuil γ
Si test validé → incorporation
Sinon → Rejet

Approche locale: Approche régions, Croissance de régions

Limites de la méthode

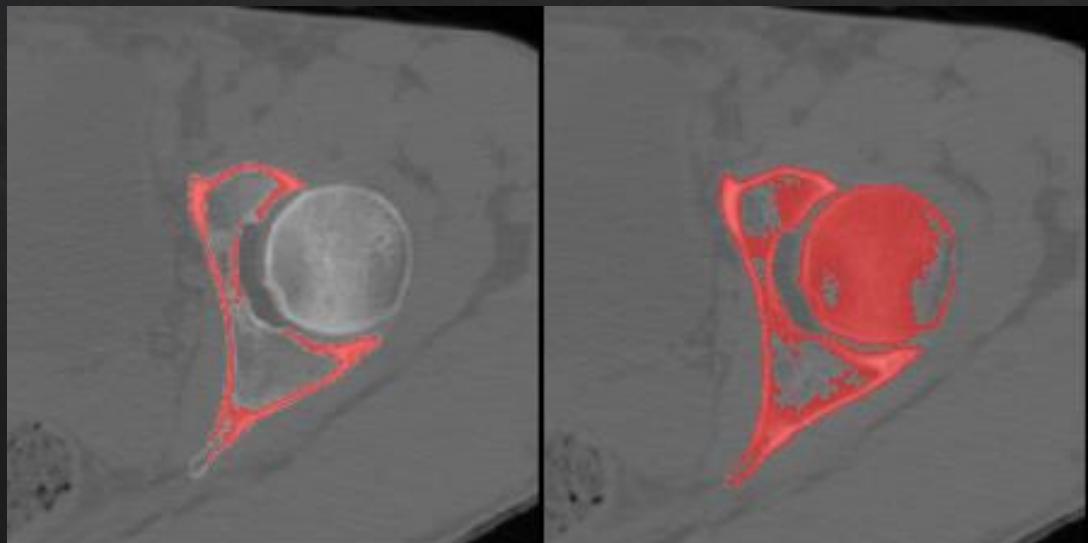
Initialisation de la segmentation critique

- Placement des seeds conditionnent le résultats
- Difficulté à automatiser

Sensibilité au bruit dans l'image

Phénomène de fuite vers des structures adjacentes

Intervention manuelle pour trouver le bon seuil à appliquer



Seuil restrictif

Seuil permisif

Approche locale: Approche régions, Croissance de régions

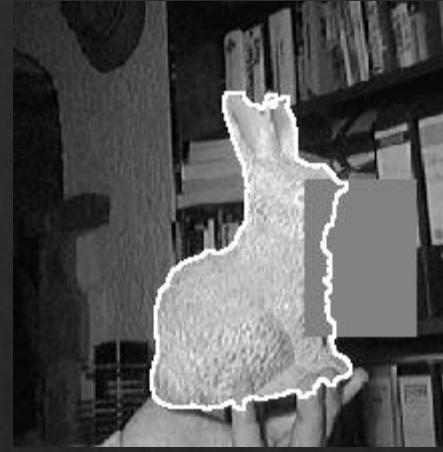
Utilisation d'une forme de référence



Image à segmenter



✖ Image segmentée par
croissance régions sans
connaissances à priori
→ Phénomènes de fuites



✓ Image segmentée
avec connaissances à priori

J.L. Rose. **Croissance de région variationnelle et contraintes géométriques tridimensionnelles pour la segmentation d'image**. Phd Doctorat, INSA Lyon, 2008.

Approche locale: Approche régions, Croissance de régions

Utilisation d'une forme de référence

$\phi_{total}(x) \geq \gamma$ Evaluation de Φ par rapport à un critère γ



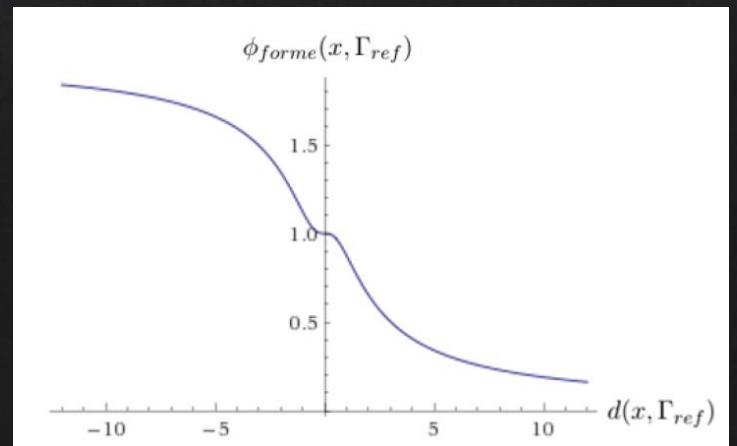
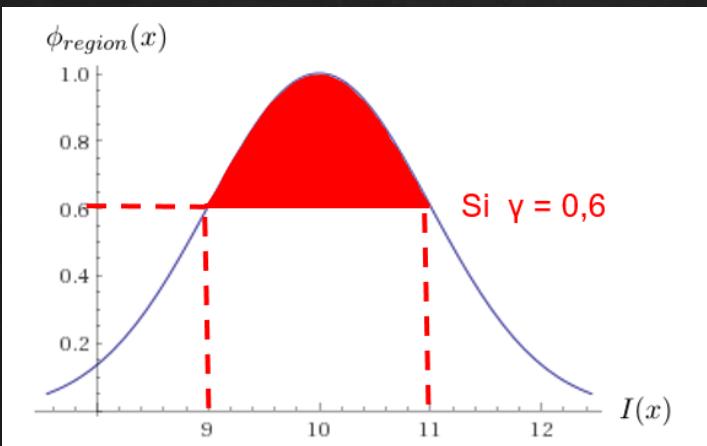
$$\Phi_{total}(x) = \Phi_{region}(x) \times \Phi_{forme}(x, \Gamma_{ref})$$

Approche région

Approche contours

$$\Phi_{region}(x) = e^{\frac{-(I(x) - \mu)}{M \sigma^2}}$$

$$\Phi_{forme}(x, \Gamma_{ref}) = 2 \times \frac{\frac{\pi}{2} - 0,4 \tan^{-1}(\lambda d(x, \Gamma_{ref}))}{\pi}$$



Approche locale: Approche régions, Croissance de régions

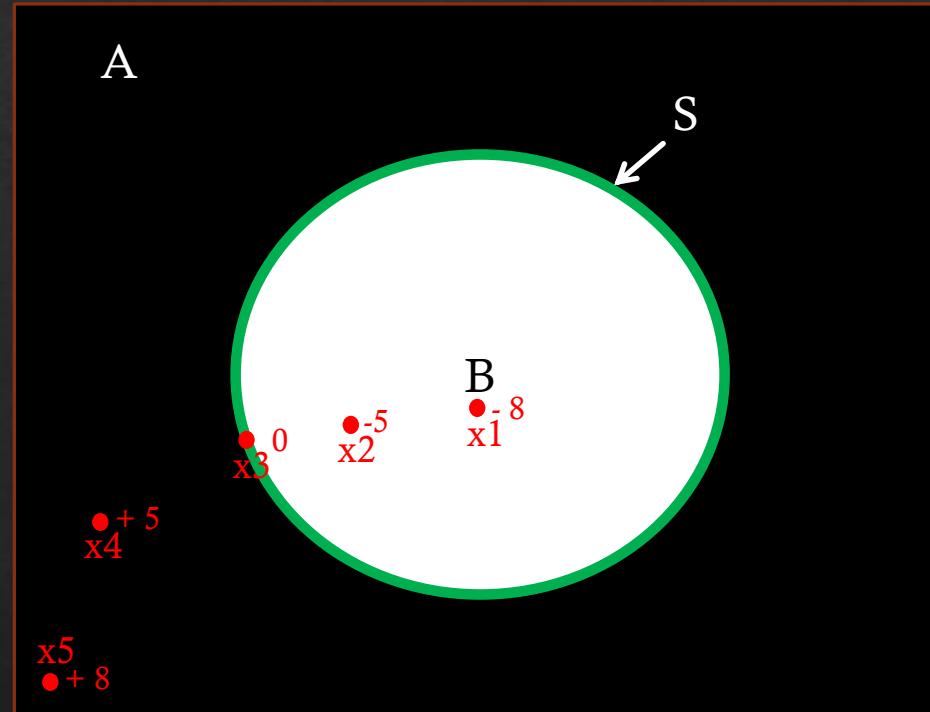
Utilisation d'une forme de référence

Calcul d'une Distance map

$$f(x) = \begin{cases} d(x, S) & \text{si } x \in A \\ 0 & \text{si } x \in S \\ -d(x, S) & \text{si } x \in B \end{cases}$$

$F(x)$: Valeur du pixel x

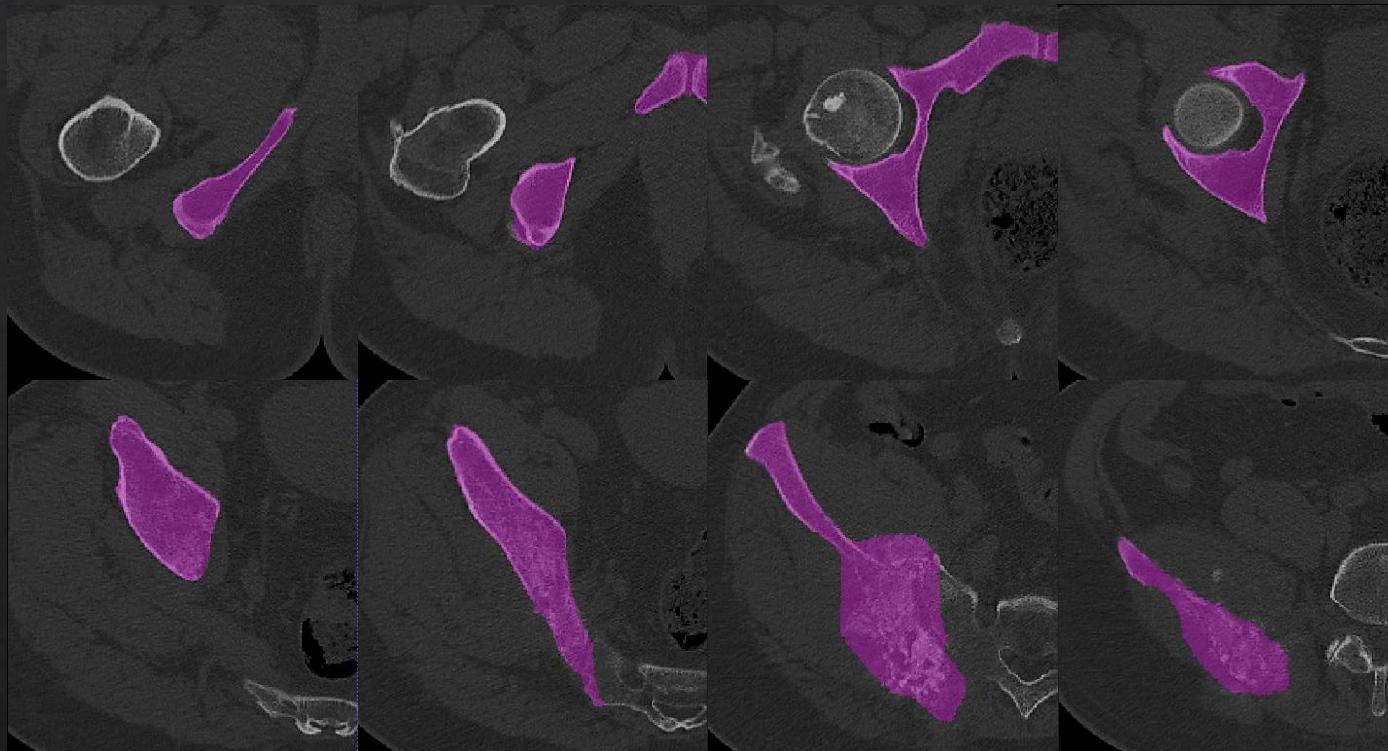
$d(x, S)$: Distance entre le pixel x et la frontière S



Approche locale: Approche régions, Croissance de régions

Utilisation d'une forme de référence

Exemple: Segmentation d'un os pathologique (pelvis)



Paramètres:

- Sigma = 0.8
- Lambda = 3
- CoeffM = 2.5
- Rayon voisinage = 1

Approche locale: Approche régions, Croissance de régions

Limites techniques avec une forme de référence

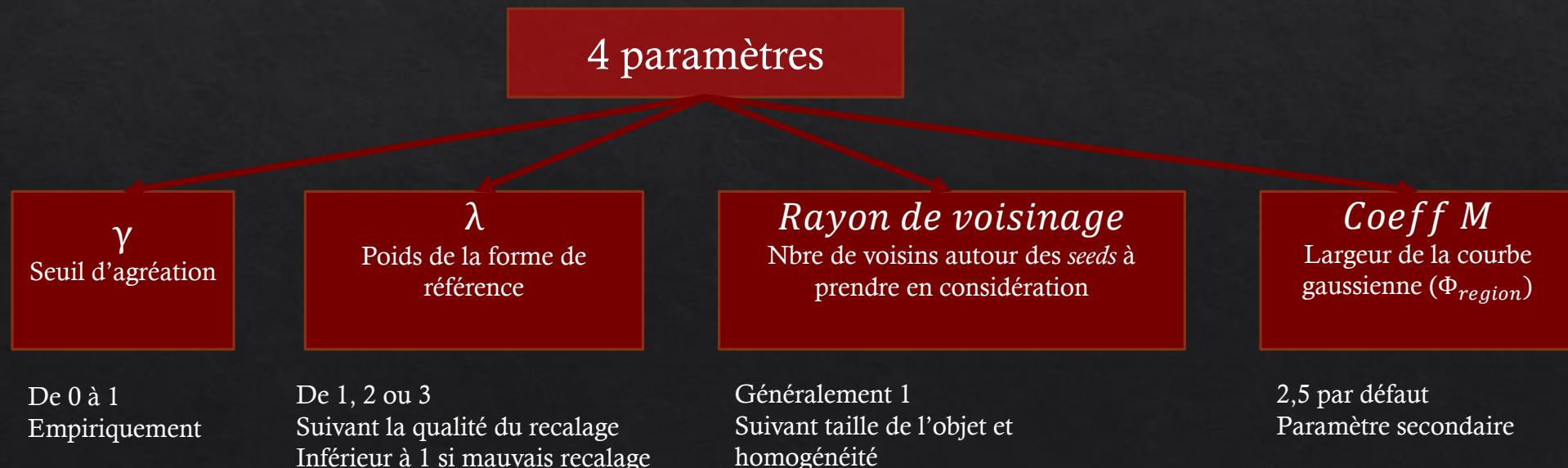
Résultats fortement dépendant du placement des seeds

Méthode basée sur des statistiques (**moyenne** et **variance**) pour définir Φ_{region}

- à partir des seeds et de leur voisinage
- exclusion de seeds dans certains cas

Intervention manuelle parfois requise (mais rapide)

De nombreux paramètres à maîtriser



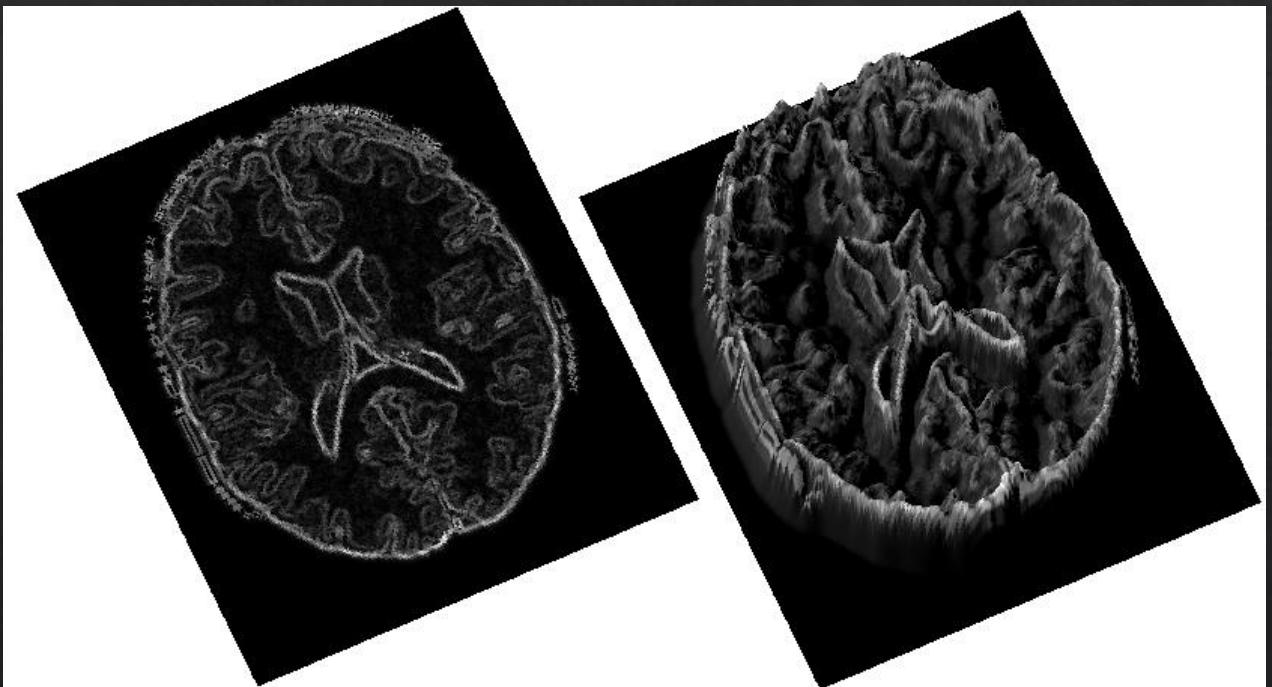
Approche locale: Croissance de régions, Watershed

Topologie d'une image

Une image peut être vu comme une topologie
→ Relief

Dans ce cas, intensité de pixels = Altitude

La ligne de partage des eaux exploite ce principe



Approche locale: Croissance de régions, Watershed

Principe de la LPE

Watershed (LPE) est une technique itérative

Un relief est composé de **vallées** et de **pics**

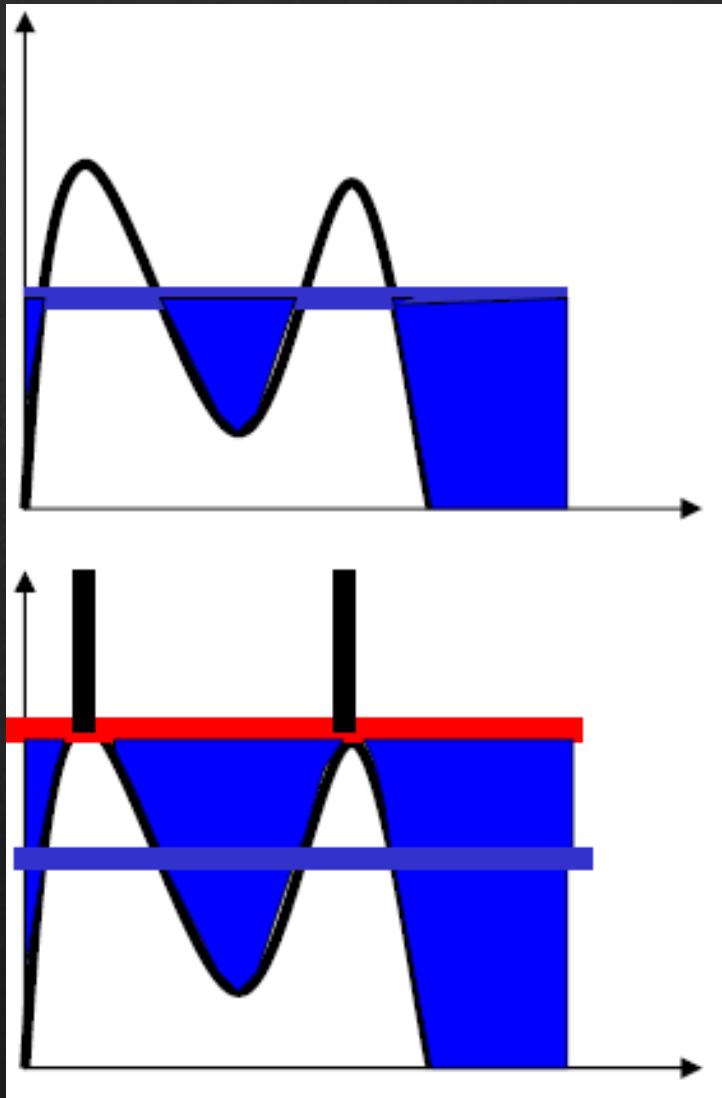
LPE suit un processus d'inondation

- Chaque minimum d'une vallée est percé
- L'eau monte et remplit la vallée depuis le minimum
- Lorsque deux bassins se rejoignent = barrage

Les barrages forment la segmentation (contours) de l'images

LPE n'est généralement pas utilisé sur l'image originale

- Utilisation du gradient



Approche locale: Croissance de régions, Watershed

Limites

Chaque minimum de l'image est utilisé comme point d'inondation (vallées)

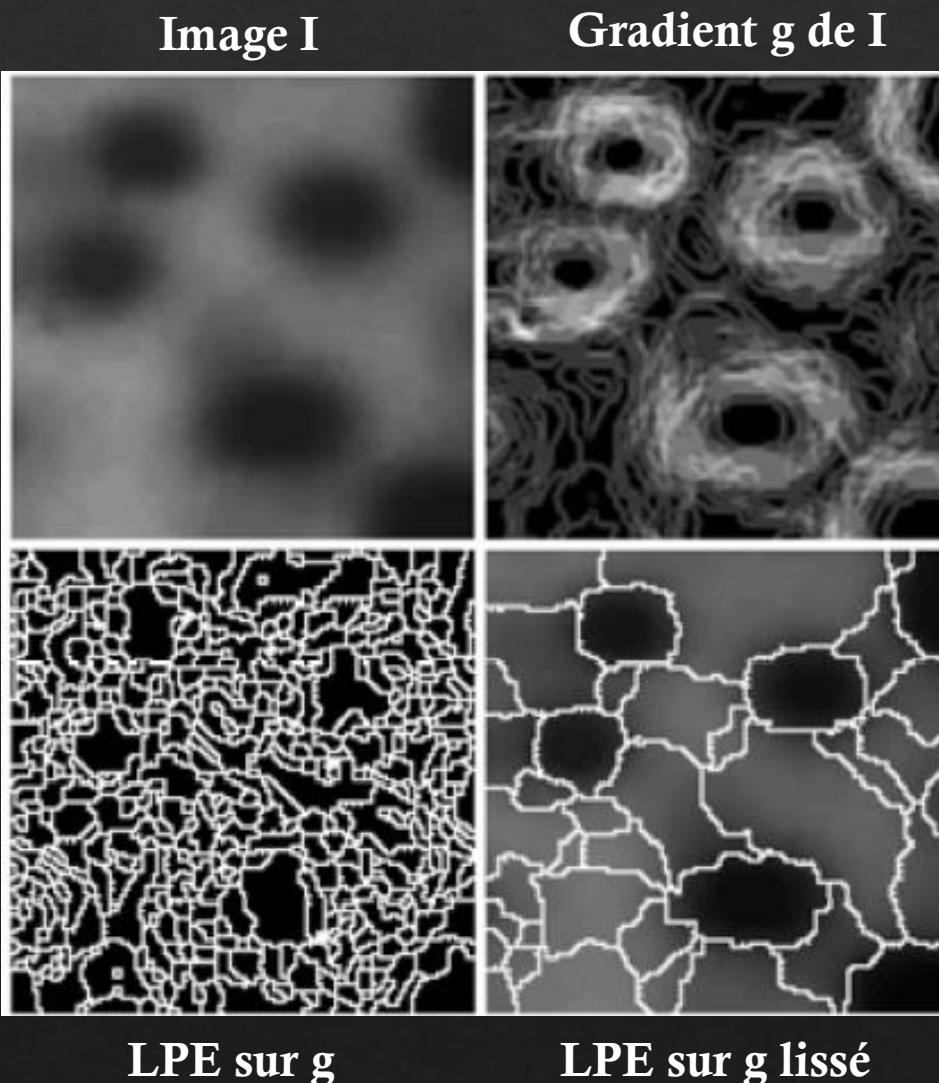
→ Sur-segmentation

Comment réduire la sur-segmentation ?

1. Débruitage
2. Utilisation de marqueurs

Marqueurs = rôles de germes

↳ Indique les minimums à utiliser



Approche locale: Croissance de régions, Watershed

Exemple d'un watershed avec marqueurs (1)

On souhaite obtenir les contours de la cellule centrale

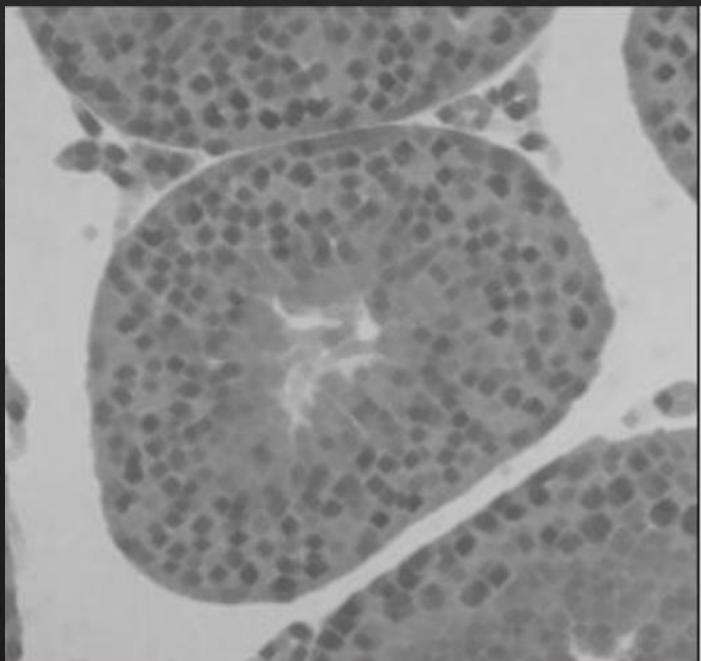


Image originale



Image seuillée

Approche locale: Croissance de régions, Watershed

Exemple d'un watershed avec marqueurs (2)



+



=



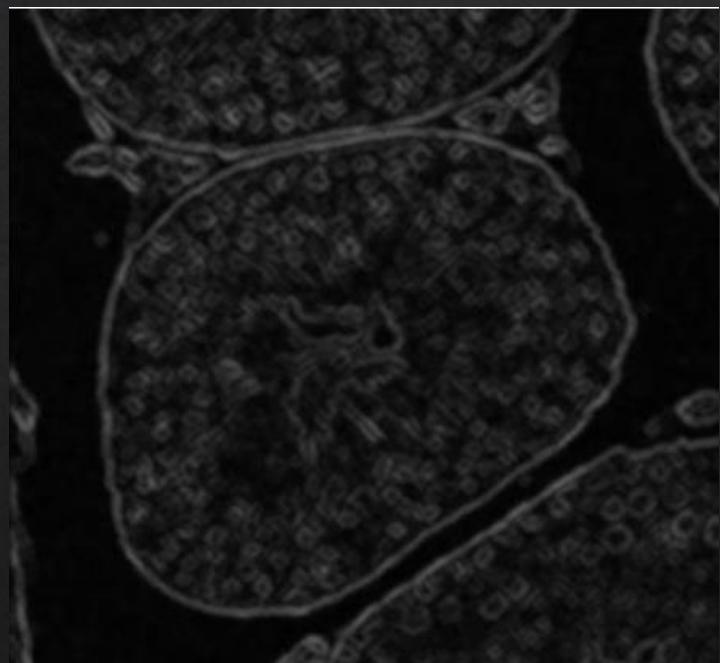
Marqueur intérieur

Marqueur extérieur

Marqueur commun

Approche locale: Croissance de régions, Watershed

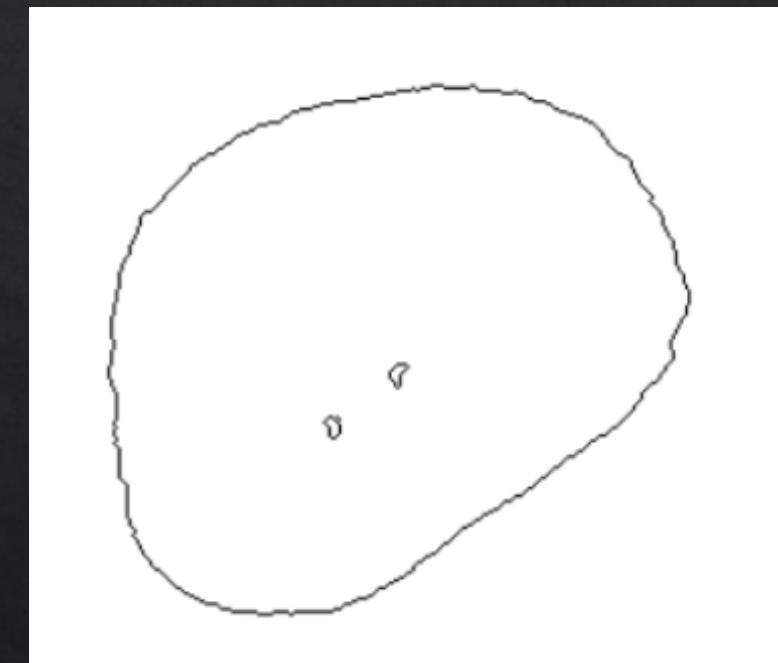
Exemple d'un watershed avec marqueurs (3)



Gradient de l'image



Marqueur commun



watershed

Approche locale: Croissance de régions, Watershed

Bilan sur le watershed

AVANTAGES

- Grande précision
- Distinction parfaite entre deux régions adjacentes

INCONVENIENTS

- Consommation mémoire
- Sensibilité au bruit
- Sur-Segmentation
- Post-traitement (utilisation dans des systèmes temps réel ☺)

Approche locale: Split and Merge (Divison/Fusion)

Processus itératif en deux grandes étapes

DIVISION

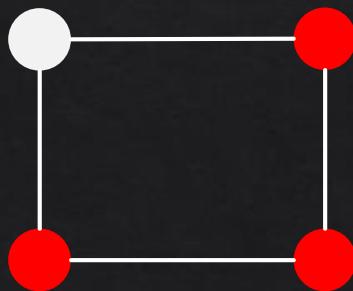
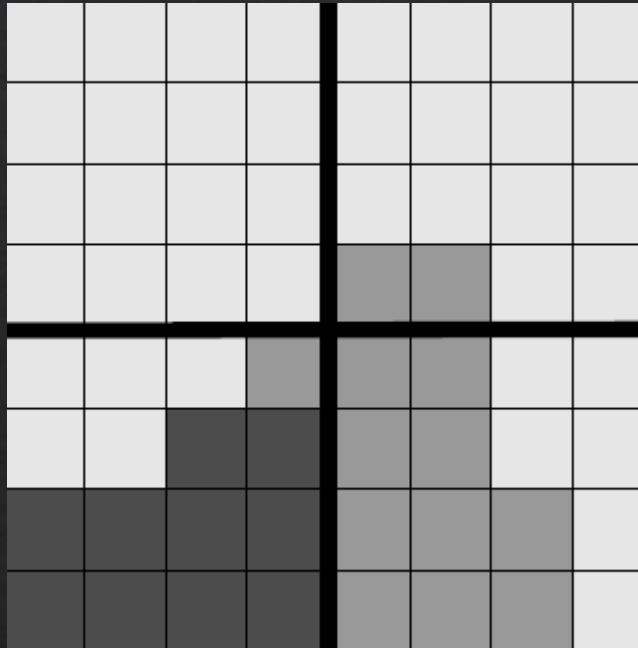
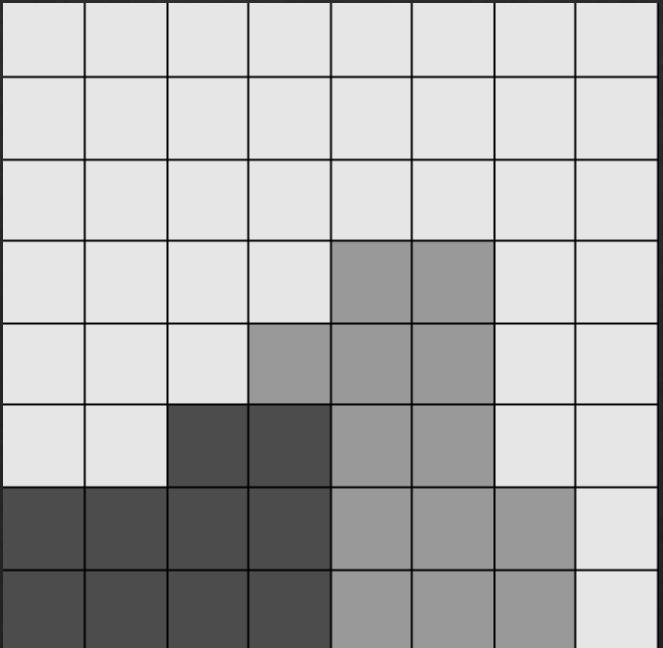
1. Divisons de l'image en plusieurs sous images
2. Test d'un critère d'homogénéité pour chaque sous images (régions) 
3. Division des régions non homogènes

FUSION

1. Calcul d'un critère de similarité entre régions adjacentes
2. Si critère satisfait → Fusion des régions adjacentes 

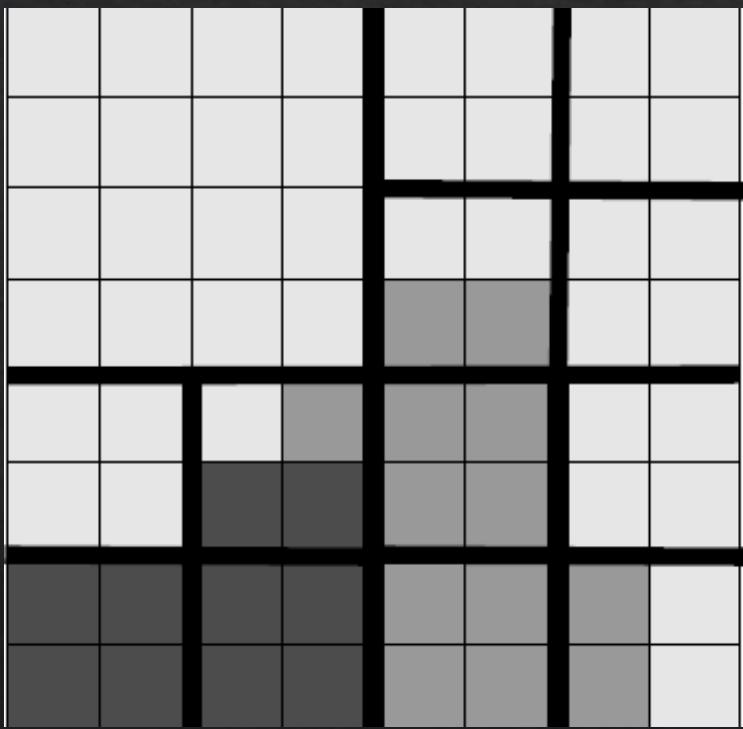
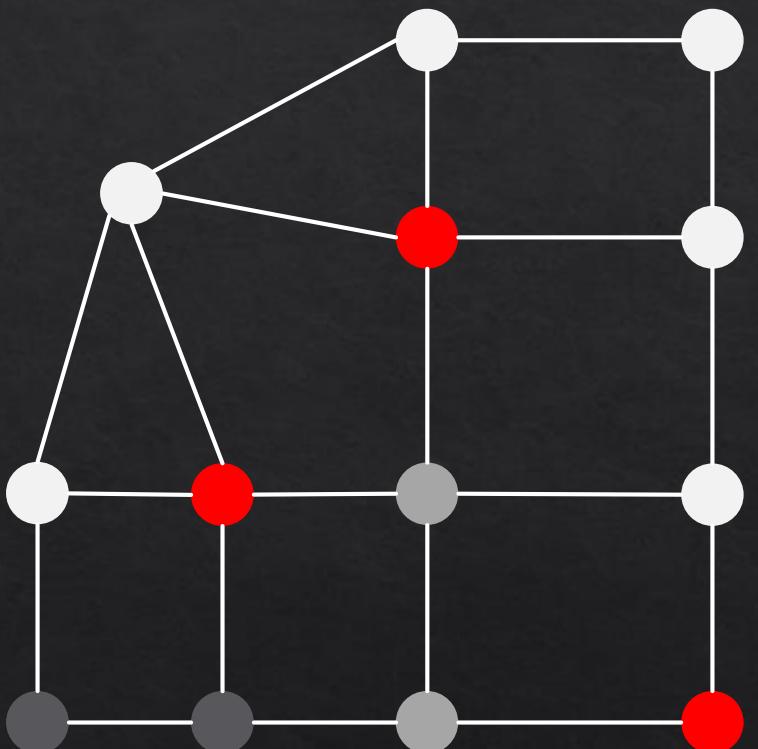
Approche locale: Split and Merge (Divison/Fusion)

DIVISION



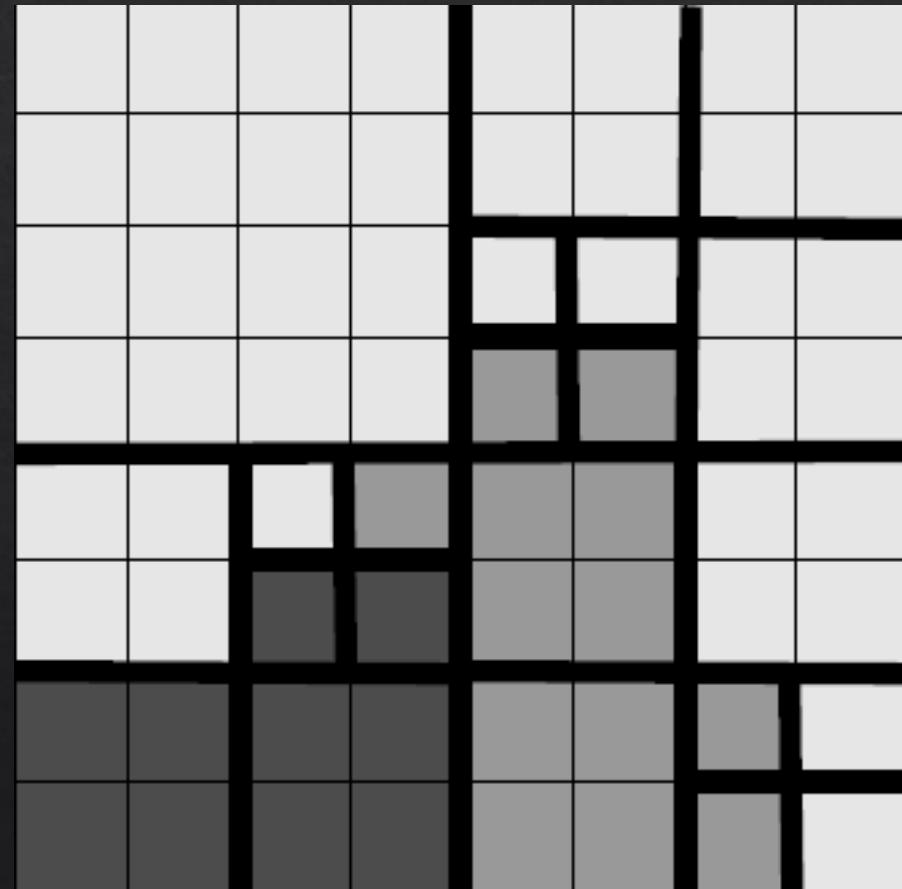
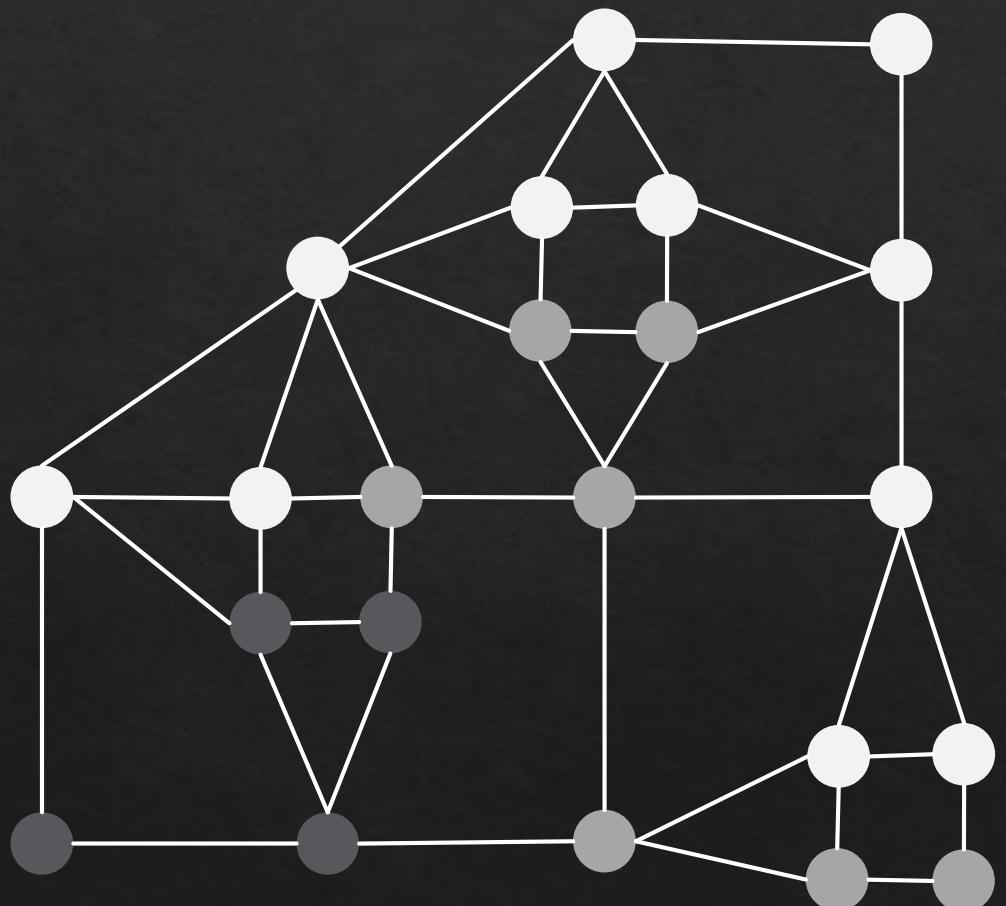
Approche locale: Split and Merge (Divison/Fusion)

DIVISION



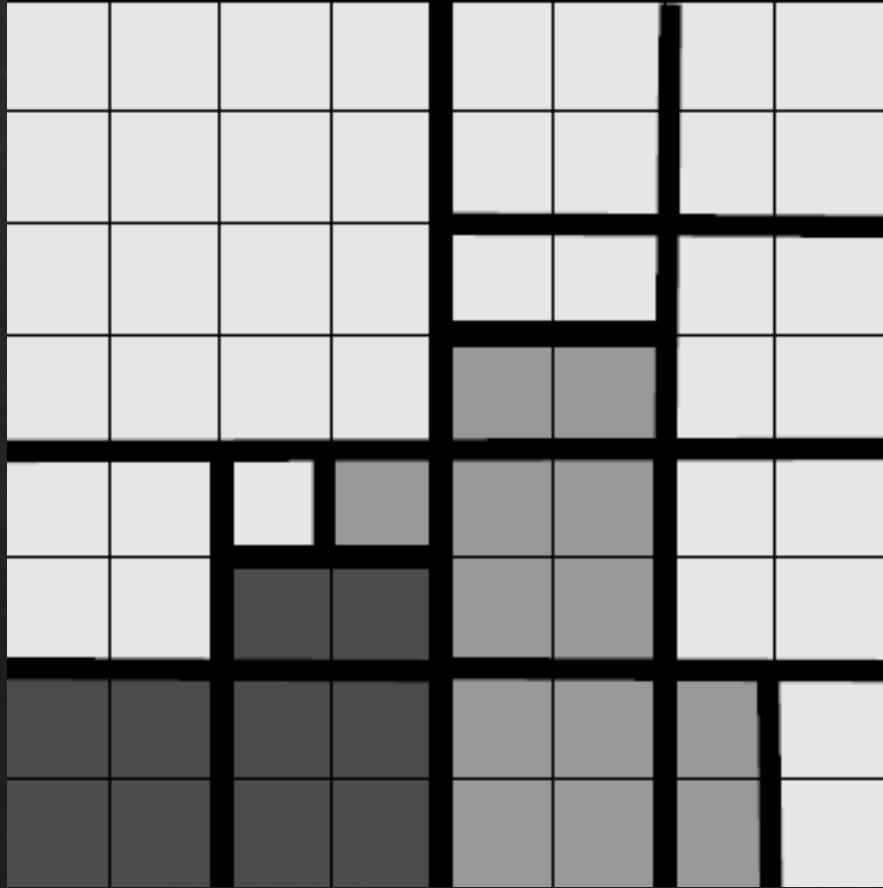
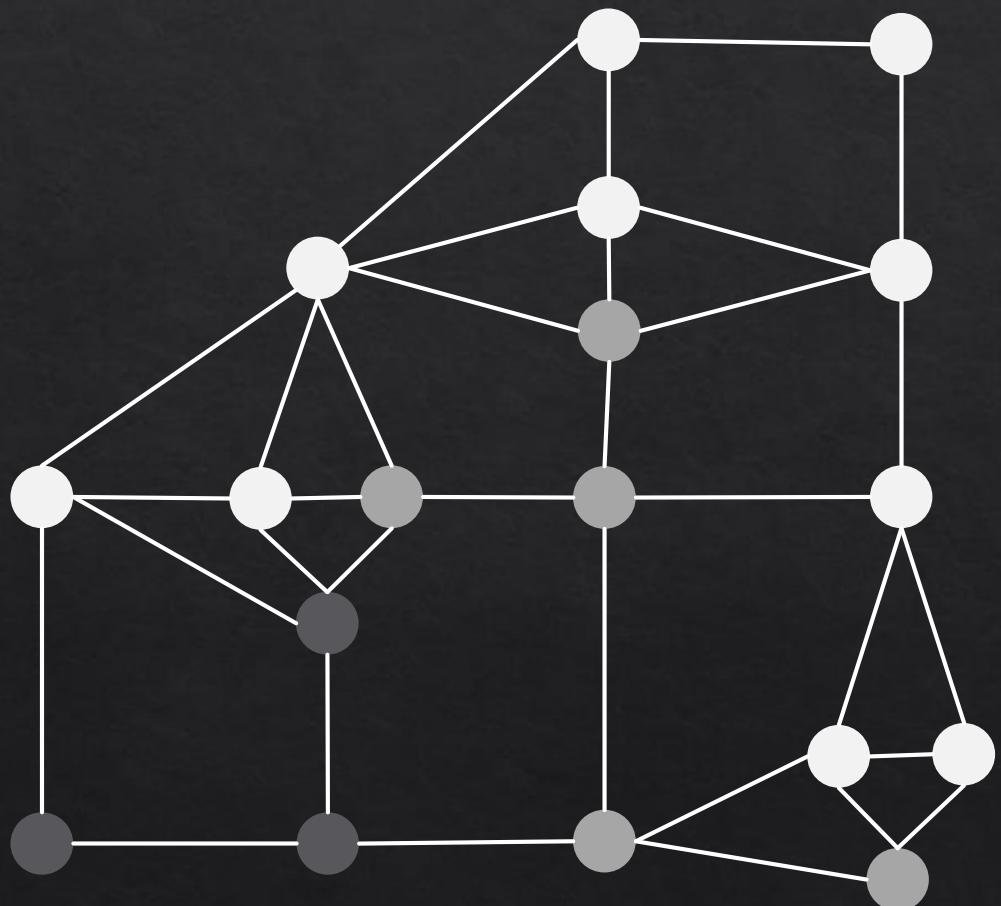
Approche locale: Split and Merge (Divison/Fusion)

DIVISION



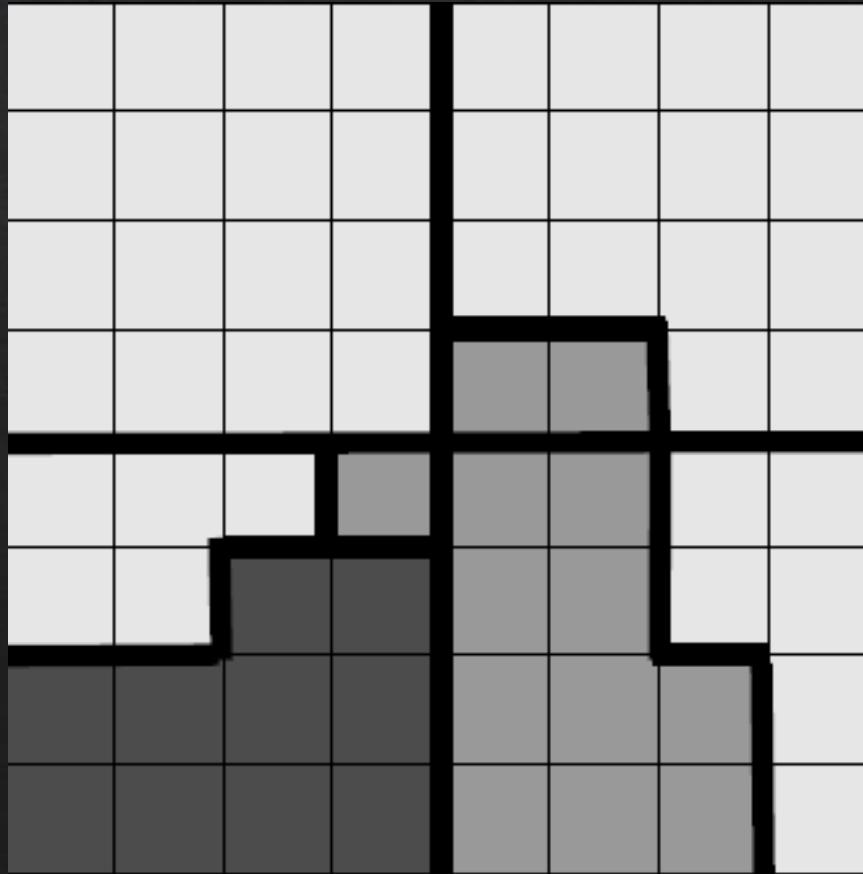
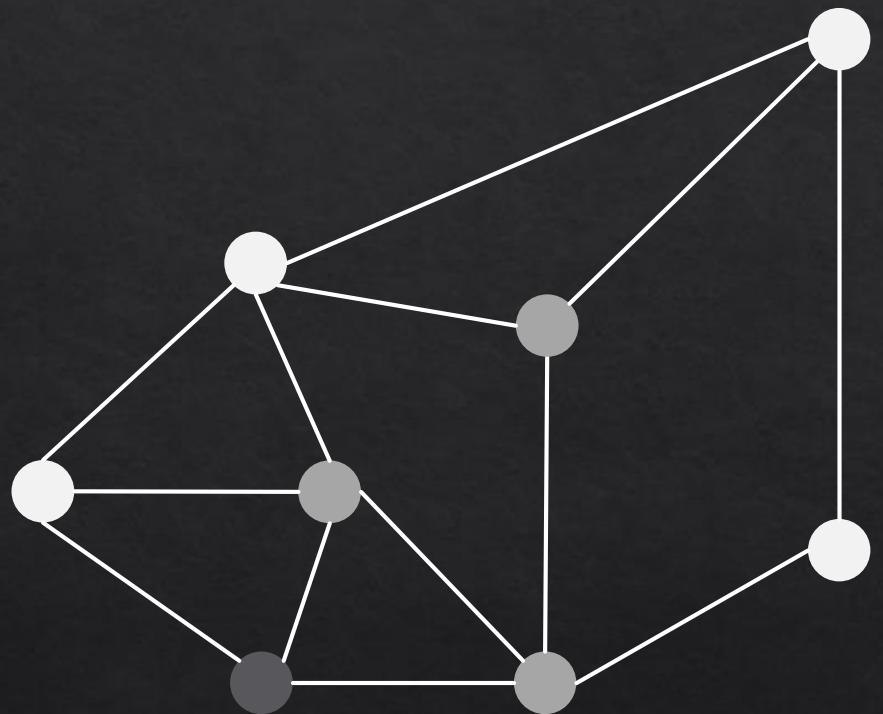
Approche locale: Split and Merge (Divison/Fusion)

FUSION

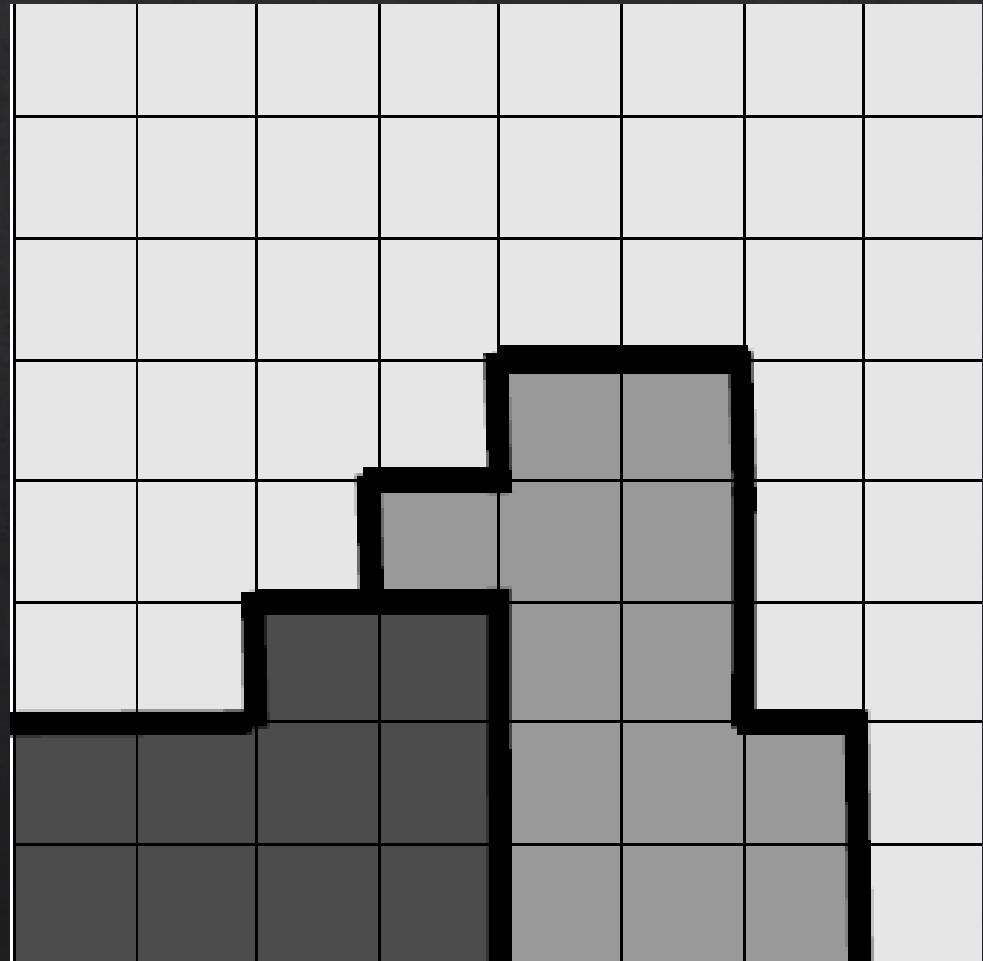
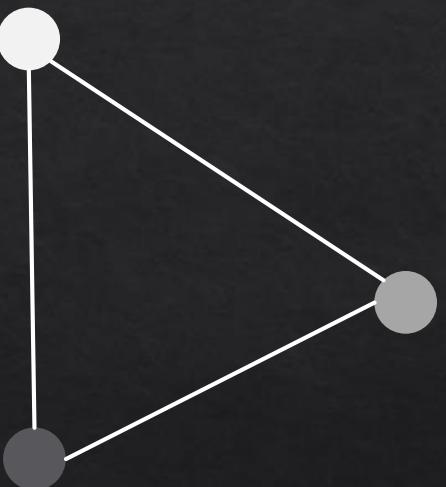


Approche locale: Split and Merge (Divison/Fusion)

FUSION



FUSION



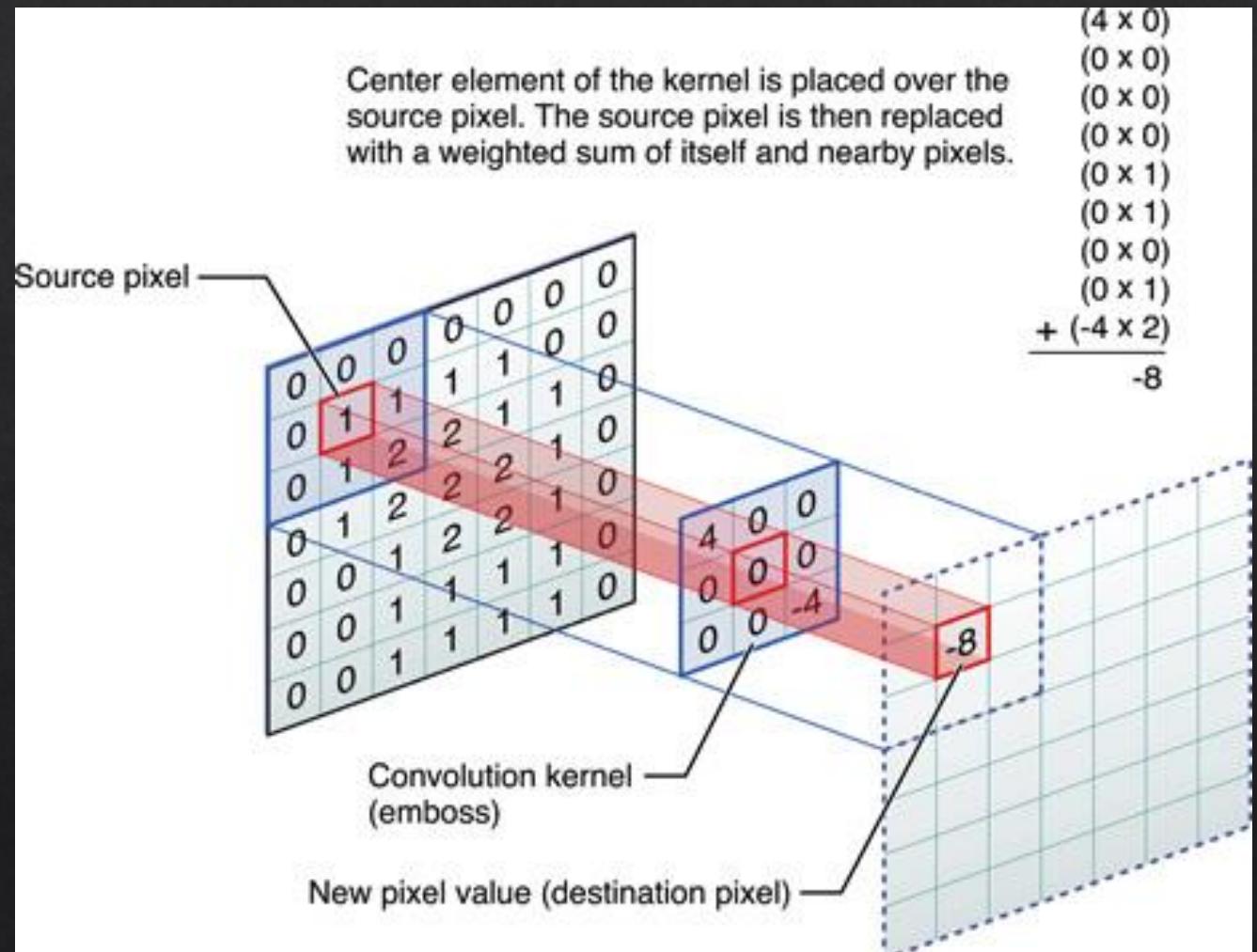
Approche locale: Approches contours, Les opérateurs de filtrage

Le filtrage par convolution d'une image

Notion de noyau de convolution
→ « Filtre »

Déroulement du calcul

- 1) Superposition du filtre sur l'image
- 2) L'origine du filtre est centré sur le pixel à convoluer
- 3) Chaque valeur du filtre est multiplié par la valeur du pixel correspondant
- 4) Addition des valeurs obtenues
- 5) Passage à un autre pixel



EFFET DE BORDS

Approche locale: Approches contours, Les opérateurs de filtrage

Exemple: opérateur de Prewitt et Sobel

2 noyaux:

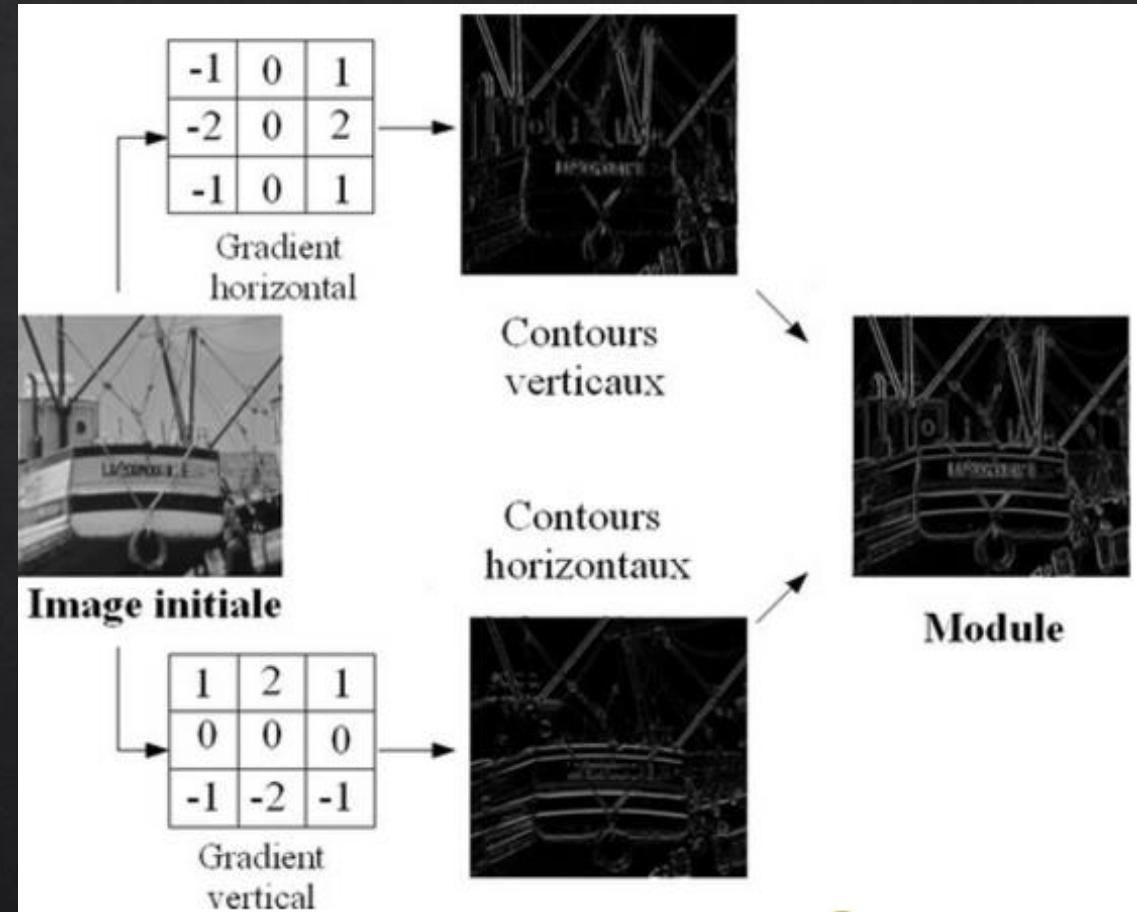
1	c	1
0	0	0
-1	-c	-1

Gradient vertical

-1	0	1
-c	0	c
-1	0	1

Gradient horizontal

Chaque valeur est normalisé par $1/(c+2)$



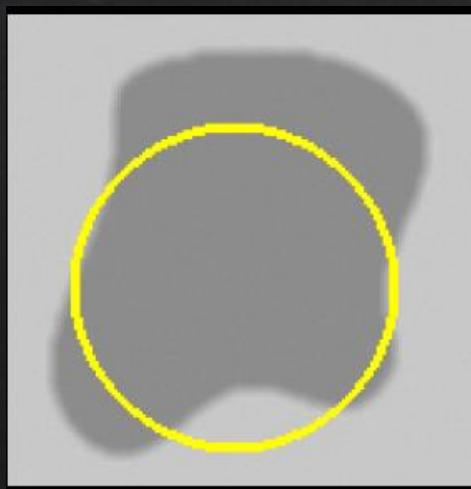
Approche locale: Approches contours, Les contours actifs

Définition et principe:

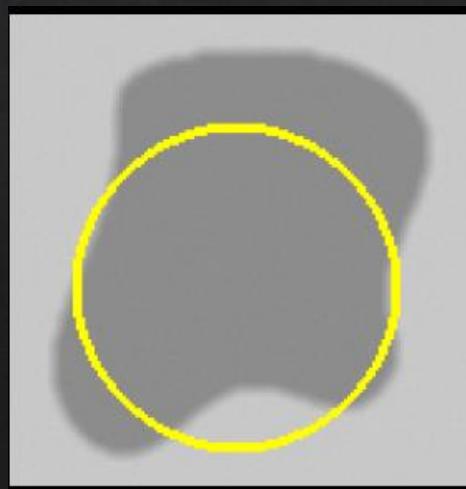
Evolution d'une courbe/surface (2D/3D) dans une image dont l'état final représente l'objet détecté

Cette évolution est guidée par une énergie = minimisation d'une énergie

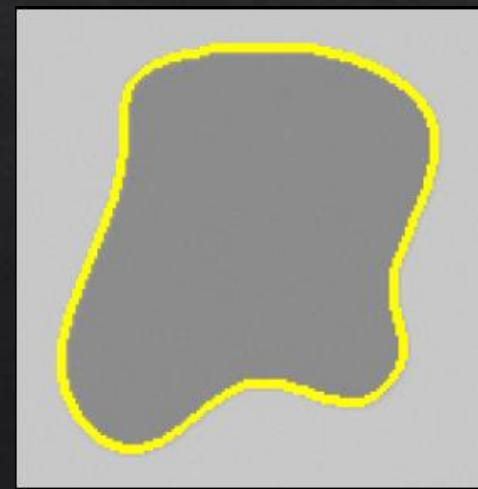
↳ Problème d'optimisation mathématique



Initialisation



Evolution



Etat final

Approche locale: Approches contours, Les contours actifs

Comment concevoir une fonction d'énergie ?

La fonction d'énergie doit posséder les caractéristiques suivantes:

1. Fonction positive
2. Fonction dérivable
3. **Fonction dont le minimum correspondant aux contours de l'objet à détecter**

Cette fonction dépend du contexte d'utilisation

- Pas de fonction générique utilisable dans tous les cas
- Laissé à l'imagination du développeur

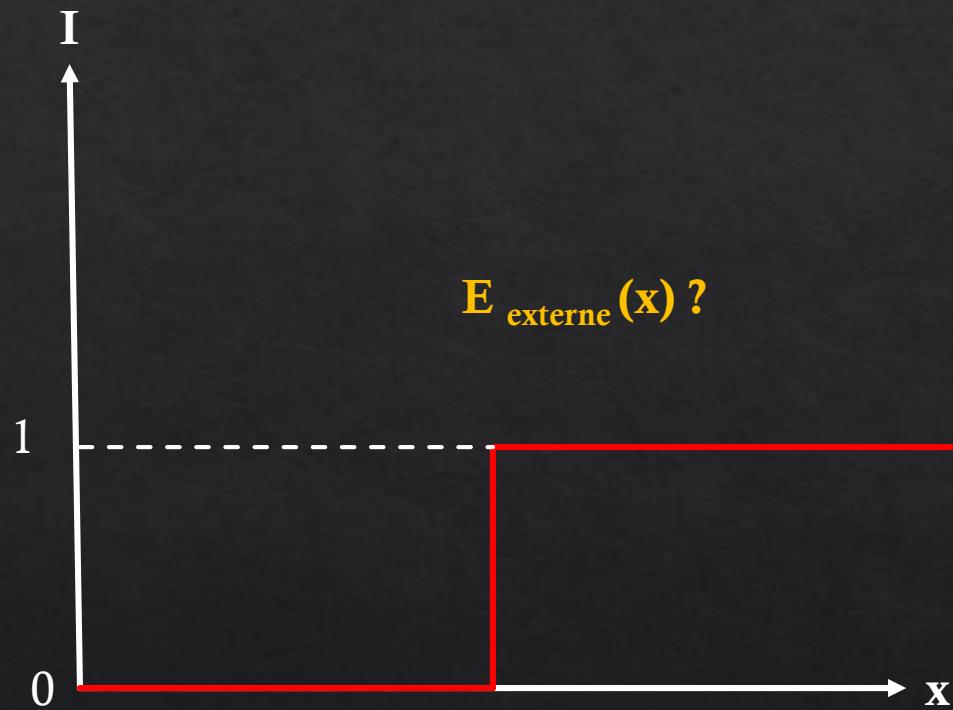
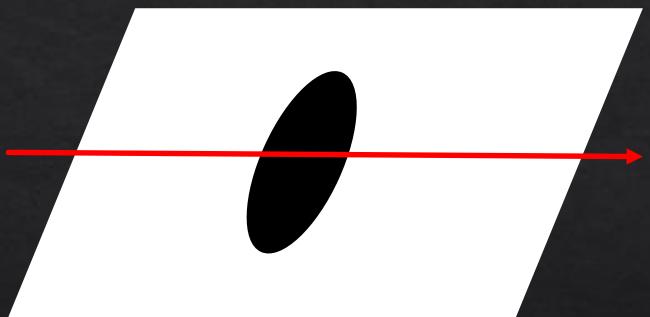
$$E_{\text{totale}} = E_{\text{interne}} + E_{\text{externe}}$$

E_{interne} : Energie ne dépendant pas de l'image, définit les contraintes (courbure, régularité d'espacement des points)

E_{externe} : Impact du contour sur l'image (à minimiser)

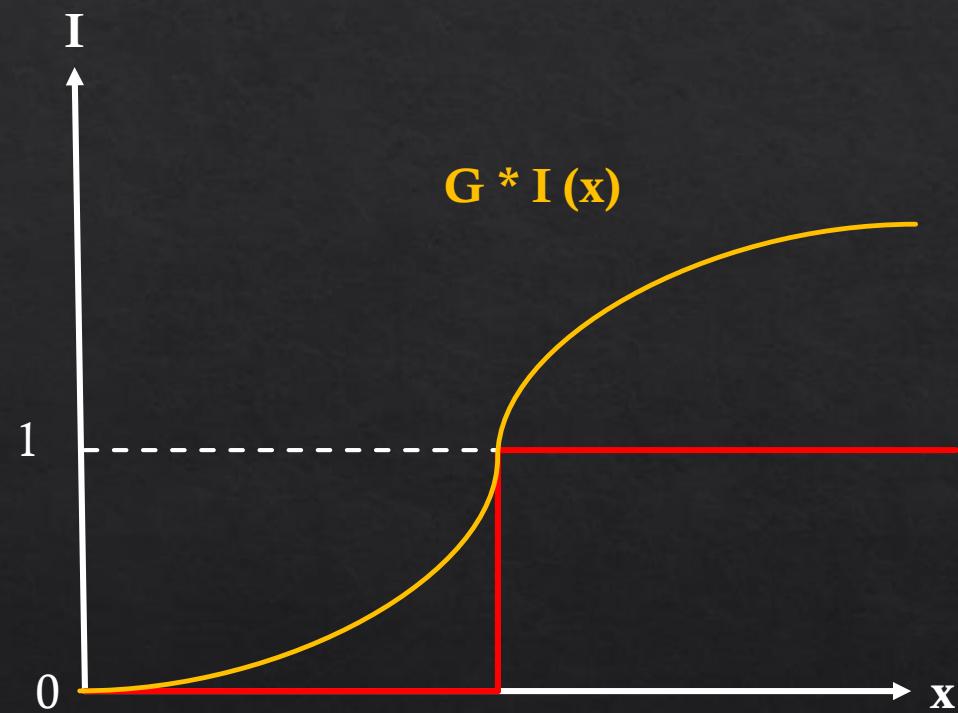
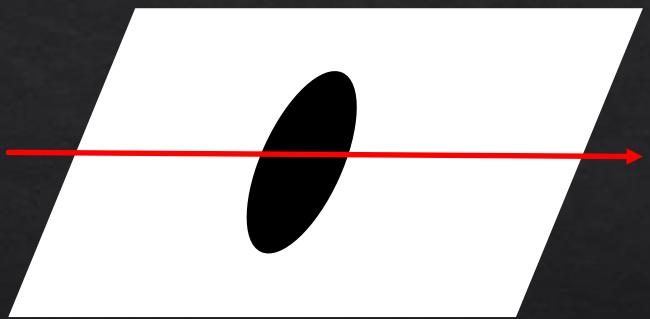
Approche locale: Approches contours, Les contours actifs

Conception de E_{externe} :



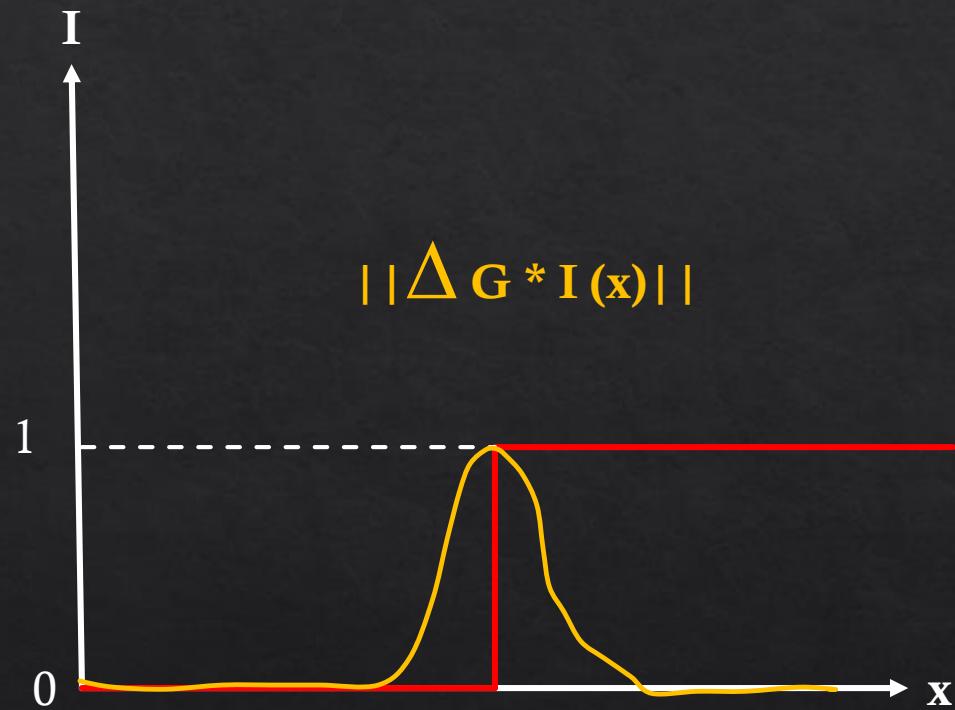
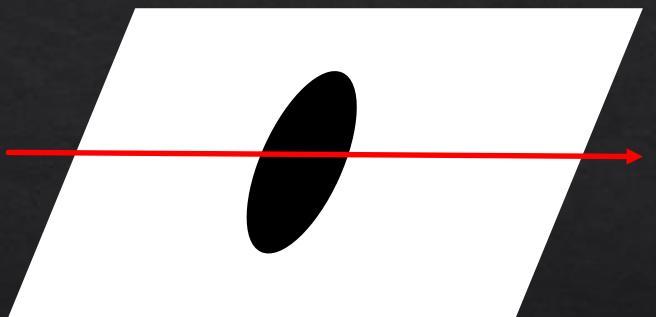
Approche locale: Approches contours, Les contours actifs

Conception de E_{externe} :



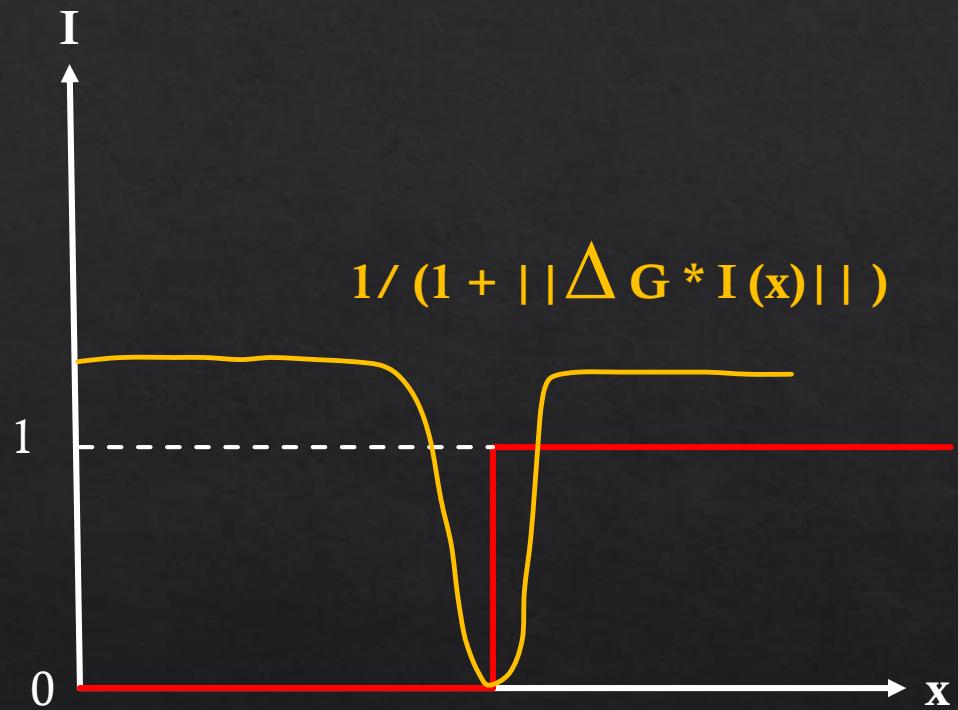
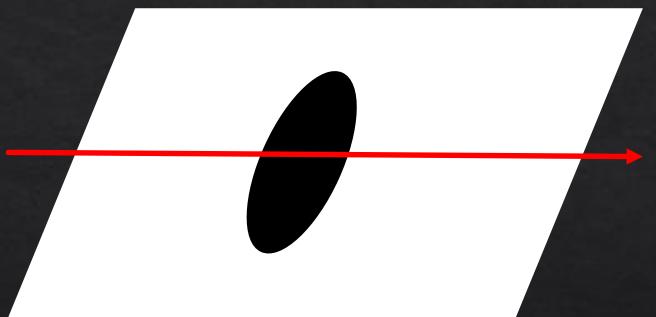
Approche locale: Approches contours, Les contours actifs

Conception de E_{externe} :



Approche locale: Approches contours, Les contours actifs

Conception de E_{externe} :

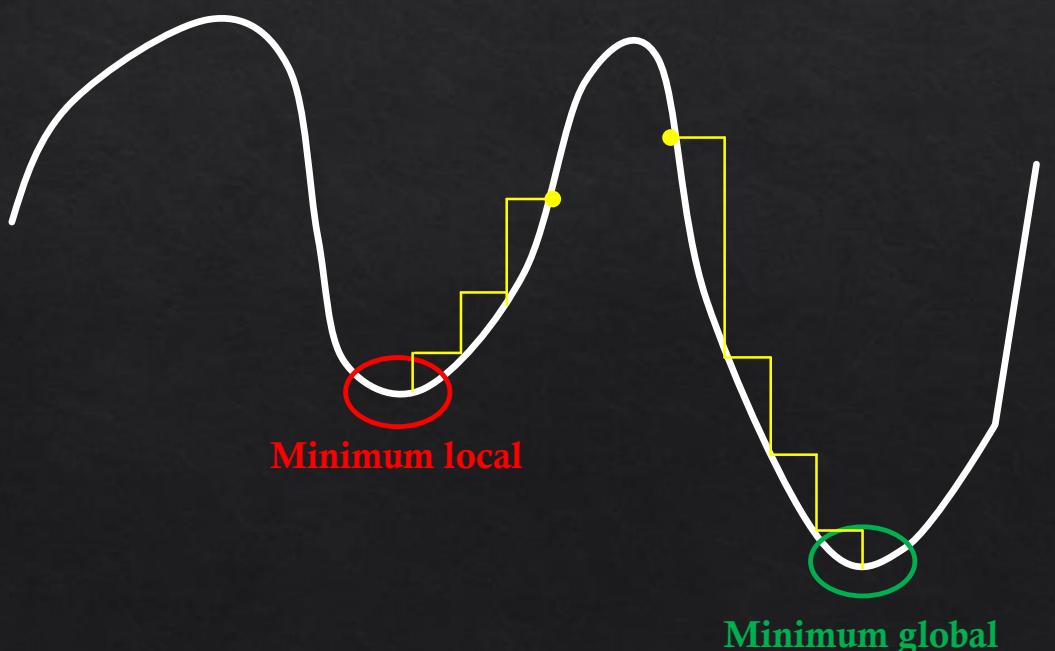


Approche locale: Approches contours, Les contours actifs

Comment trouver le minimum de la fonction d'énergie ?

Problème d'optimisation mathématique classique

Méthode la plus simple: **Algorithme de descente du gradient**



- Part d'un point initial
- Suit la direction du gradient
- Applique un pas

Jusqu'à trouver le minimum

Problèmes

- Dépend de l'initialisation
- Sensible aux minima locaux

Approche locale: Approches contours, Les contours actifs

Exemple de segmentation par contours actifs:



Etat initial



Etat final

Approche locale: Approches contours, Les contours actifs

Limites des contours actifs:

- Conception de la fonction d'énergie
- Influence de la forme sur le résultat → Difficulté à récupérer des formes complexes
- Nécessité généralement une intervention manuelle pour adapter
- Assez sensible au bruit

Choix de la représentation de la courbe:

- **Représentation direct (cadre lagrangien):** Modèle géodésique
- **Représentation indirecte (cadre eulérien):** Famille des level-Set

CONCLUSION

- Un grand nombre de techniques différentes pour la segmentation d'images
- Chaque technique possèdent ses avantages et limites
- De plus en plus d'approches consistent à mélanger les techniques
- Etat de l'art encore à compléter
 - Réseaux de neurones et Deep learning
 - Segmentation par ondelettes
 - ... Plein de choses...
- Classification des techniques modifiable
- Seulement un overview des grandes techniques de segmentation existantes
 - Pas d'état de l'art réel concernant les dernières avancées pour perfectionner ces techniques

Merci de votre attention

SOURCES

- ❖ Cours Master 2 IAD, « TERI: Traitement et reconnaissance d'images », Isabelle BLOCH/Florence TUPIN/Antoine MANZARENA, Telecom Paris/ENSTA
- ❖ Cours ISBS 2^{ième} année, « Analyse de données », Pascal JARDIN, ISBS/ESIEE Paris
- ❖ phD Doctorat, « Croissance de région variationnelle et contraintes géométriques tridimensionnelles pour la segmentation d'images », INSA Lyon, 2008
- ❖ Cours Master OIV, « Segmentation d'images et morphologie mathématiques », Serge BLEUCHER, Mines Paris Tech, 2014
- ❖ Cours, « Traitement d'images 3^{ième} partie: segmentation », Caroline PETITJEAN, Université de Rouen
- ❖ Cours, « Morphologie pour le traitement d'images en niveaux de gris », John CHAUSSARD, Paris XIII, 2012
- ❖ Cours de morphologie mathématique, « Dilatations, Erosions », Hugues TALBOT, ISBS/ESIEE Paris, 2004
- ❖ Cours de morphologie mathématique, « Géodésie - Résidus », Hugues TALBOT, ISBS/ESIEE Paris, 2004
- ❖ http://urfist.ens.sorbonne.fr/anciensite/image_numerique/geodesie.htm
- ❖ http://www.optique-ingénieur.org/fr/cours/OPI_fr_M04_C05/co/Contenu_02.html
- ❖ <https://developer.apple.com/library/content/documentation/Performance/Conceptual/vImage/ConvolutionOperations/ConvolutionOperations.html>
- ❖ Cours sur les contours actifs, « Segmentation d'images par la méthode des level-set », Olivier BERNARD, Creatis Lyon, 2013
- ❖ <http://khayyam.developpez.com/articles/algo/contours-actifs/>
- ❖ Cours, « Descente de gradient », Bruno Bouzy, Paris V, 2005