

- 1 one inch + \hoffset
- 3 \oddsidemargin = -15pt
- 5 \headheight = 12pt
- 7 \textheight = 681pt
- 9 \marginparsep = 11pt
- 11 \footskip = 30pt \hoffset = 0pt \paperwidth = 614pt
- one inch + \voffset
- 4 \topmargin = -52pt
- 6 \headsep = 25pt
- 8 \textwidth = 500pt
- 10 \marginparwidth = 65pt
   \marginparpush = 5pt (not shown)
   \voffset = 0pt
   \paperheight = 794pt

Première partie

Introduction

## Chapitre 1

# Présentation du projet

La problématique présentée par l'entreprise Sophia-Genetics à l'équipe du laboratoire de maths de Bordeaux est de trouver des algorithmes performants pour une segmentation binaire d'images 3D issues de scanners et d'IRM de poumons.

Pour se faire, plusieurs axes ont étés abordés, à commencer par une étude préliminaire des différents algorithme de segmentation basés sur l'évolution de contours. L'étude s'est ensuite poursuivie sur l'utilisation d'histogrammes pour segmenter les images...

### Chapitre 2

# Etude préliminaire des algorithmes

Dans ce chapitre nous nous intéresserons aux méthodes de bases par contour actif utilisées pour résoudre notre problème de segmentation.

L'idée principale est de faire évoluer un opérateur de masquage  $u_b: \Omega \to \{0,1\}$  sur une image en définissant une fonctionnelle dépendante des couleurs moyennes des deux régions à segmenter et qu'on cherchera à minimiser.

#### 2.1 Notations

Afin d'être consistant dans toute la suite de ce rapport, nous utiliserons les notations suivante pour décrire les objets mathématiques utilisés :

- \* L'image, qu'elle soit 2D ou 3D, est vue comme une fonction I de 2 ou 3 variables allant d'un espace  $\Omega \subset \mathbb{R}^d$ , avec  $d \in \{2,3\}$  à valeur dans l'intervalle [0,1].
- \* La fonction de masquage est une fonction binaire  $u_b: \Omega \to \{0,1\}$  qui, à chaque pixel de l'image, indique s'il fait partie de la région à segmenter ou non.
- \* On peut ainsi définir la région que l'on souhaite segmenter comme  $\Omega_1 = \{x \in \Omega \mid u_b(x) = 1\}$  et le fond de l'image comme  $\Omega_0 = \Omega \setminus \Omega_1$ .
- \* La fonctionnelle que l'on cherchera à faire décroitre, aussi appelée fonction coût sera notée J et elle s'écrira comme la somme de 2 termes :
  - Un terme d'attache aux données
  - Un terme de régularisation de la solution

Le paramètre servant à équilibrer l'influence de chaque terme sur la fonctionnelle J sera appelé le seuil et sera noté  $\lambda$ .

\* On note de manière générale  $c_i$  la couleur correspondant à la région i de l'image. Dans le cas de notre segmentation binaire  $i \in \{0,1\}$  et  $c_i$  peut être vue comme la moyenne des couleurs au sein de la région i.

#### 2.2 Présentation des méthodes

#### 2.2.1 Méthode de Chan-Vese

Le principe de cette méthode est de définir les différentes régions du masque comme la composée de la fonction de Heaviside avec une fonction de distance signée, appelée fonction Level-Set et notée  $\phi$ .

 $\frac{\text{Remarque}: \text{Pour rappel, la fonction de Heaviside est définie par } H: x \in \mathbb{R} \to \begin{cases} 1 \text{ si } x \geq 0 \\ 0 \text{ sinon} \end{cases}$  La fonctionnelle J s'écrit de la manière suivante :

$$J(u) = \int_{\Omega} ||\nabla H(\phi(x))||_{\epsilon} dx + \lambda \left[ \int_{\Omega} |I(x) - c_1|^2 H(\phi(x)) dx + \int_{\Omega} |I(x) - c_0|^2 (1 - H(\phi(x))) dx \right]$$
(2.1)

#### 2.2.2 Méthode de Chan-Esedoglu-Nikolova

On suppose les 2 couleurs  $c_1$  et  $c_0$  connues, ou du moins bien estimées.

$$J(u) = \int_{\Omega} ||\nabla u(x)||_{\epsilon} dx + \lambda \left[ \int_{\Omega} |I(x) - c_1|^2 u(x) dx + \int_{\Omega} |I(x) - c_0|^2 (1 - u(x)) dx \right]$$
 (2.2)

L'équation qui définie notre algorithme est :

$$u_{k+1} = P_{\mathcal{A}} \left( u_k + \tau \left( div \left( \frac{\nabla u_k}{||\nabla u_k||_{\epsilon}} \right) - \lambda \left[ (I - c_1)cv^2 - (I - c_0)^2 \right] \right) \right)$$
(2.3)

#### 2.2.3 Méthode de Chambol-Pock

La fonctionnelle dont on cherche un point selle est :

$$J(u,z) = \int_{\Omega} \nabla u(x) \cdot \mathbf{z} dx + \lambda \Big[ \int_{\Omega} |I(x) - c_{1}|^{2} u(x) dx + \int_{\Omega} |I(x) - c_{0}|^{2} (1 - u(x)) dx \Big]$$

$$= \int_{\Omega} u(x) div(\mathbf{z}) dx + \lambda \Big[ \int_{\Omega} |I(x) - c_{1}|^{2} u(x) dx + \int_{\Omega} |I(x) - c_{0}|^{2} (1 - u(x)) dx \Big]$$
(2.4)

L'équation qui définie notre algorithme est :

$$\begin{cases}
z_{k+1} = P_{\mathcal{B}}(z_k + \tau_z \nabla \tilde{u}_k) \\
u_{k+1} = P_{\mathcal{A}} \left( u_k + \tau_u \left( div(z_{k+1}) - \lambda \left[ (I - c_1)^2 - (I - c_2)^2 \right] \right) \right) \\
\tilde{u}_{k+1} = u_{k+1} + \theta(u_{k+1} - u_k)
\end{cases}$$
(2.6)

#### 2.3 Résultats de segmentations

On affiche ici les résultat de la segmentation de 3 images par nos 2 algorithmes

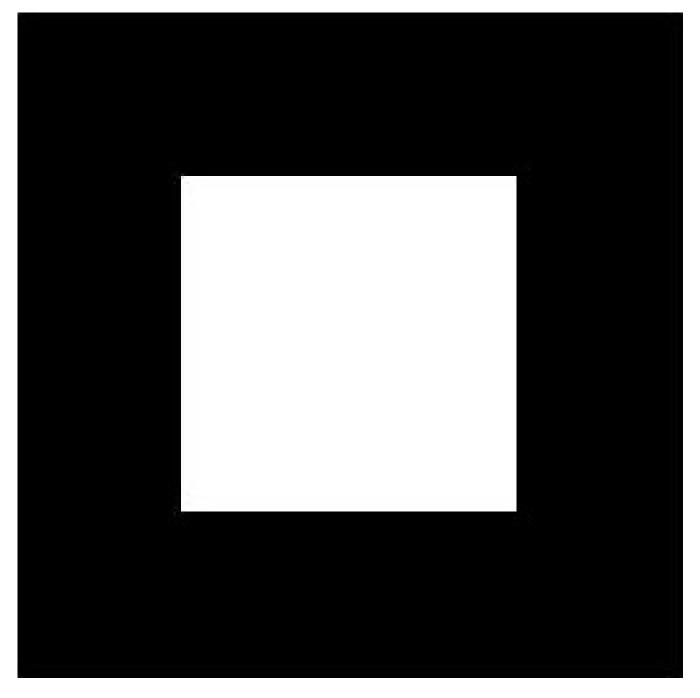


Figure 2.1 – Bonjour