

## Optimisation de la reconstruction d'image scanner

**M**AINTEANT que nous avons un modèle EDP qui reproduit bien les aspects constatés en clinique, interrogeons nous sur la manière de reconstruire une image en niveau de gris (image scanner) à partir des résultats numériques *i.e.* de l'évolution des densités  $N(t, x)$ ,  $P(t, x)$  et  $S(t, x)$  (toutes comprises entre 0 et 1). On tentera, dans ce chapitre, d'optimiser les niveaux de gris  $\tau_N, \tau_P$  et  $\tau_S$  de l'interpolation EQREF afin de rapprocher au maximum la visualisation des résultats numériques de la visualisation des scanners médicaux.

eqref

### 1.1 Présentation de l'approche

Pour un patient donné, on considère  $n$  instants auxquels on possède des scanners (aux temps  $t_i, i \in \{1, \dots, n\}$ ). Sur ces  $n$  images, on propose d'optimiser les coefficients de l'interpolation  $\tau_N N + \tau_P P + \tau_S S$  :

$$\begin{aligned} \frac{1}{\mathcal{A}(Z_1(t_i))} \left( \tau_N \int_{Z_1(t_i)} N(t_i, x) \, dx + \tau_P \int_{Z_1(t_i)} P(t_i, x) \, dx + \tau_S \int_{Z_1(t_i)} S(t_i, x) \, dx \right) \\ = \frac{1}{\mathcal{A}(Z_2(t_i))} \int_{Z_2(t_i)} s(t_i, x, z_0) \, dx \quad i \in \{1, \dots, n\} \end{aligned} \quad (1.1)$$

où :

- $\mathcal{A}(Z)$  est l'aire de la zone  $Z$ .
- $Z_1(t_i)$  est la zone correspondant à la tumeur dans les simulations numériques au temps  $t_i$ . Elle est définie par un seuillage sur  $S$ .
- $Z_2(t_i)$  est la zone tumorale sur le scanner réalisé au temps  $t_i$ . Cette zone a été définie par contourage manuel à l'aide du logiciel OsiriX.
- $z_0$  est la coupe que l'on choisie d'étudier dans les scanners. Cette coupe est approximativement la même au cours du temps.

specifier le seuillage?

- $s(t_i, x, z_0)$  est la valeur du niveaux de gris du pixel en position  $x$  sur la coupe  $z_0$  du scanner effectué au temps  $t_i$ .

En utilisant la discrétisation, aussi bien sur les simulations numériques que sur les scanners, on obtient :

$$\begin{aligned} \frac{1}{\mathcal{N}(Z_1(t_i))} \left( \tau_N \sum_{x \in Z_1(t_i)} N(t_i, x) + \tau_P \sum_{x \in Z_1(t_i)} P(t_i, x) + \tau_S \sum_{x \in Z_1(t_i)} S(t_i, x) \right) \\ = \frac{1}{\mathcal{N}(Z_2(t_i))} \sum_{x \in Z_2(t_i)} s(t_i, x, z_0) \quad i \in \{1, \dots, n\} \end{aligned} \quad (1.2)$$

où  $\mathcal{N}(Z)$  désigne le nombre de pixel contenu dans la zone  $Z$ . On a donc un système linéaire de 3 inconnues à  $n$  équations que l'on peut réécrire :

$$A\tau = B, \quad (1.3)$$

avec  $\tau = (\tau_N, \tau_P, \tau_S)$ ,  $A$  matrice de taille  $n \times 3$  et  $B$  vecteur colonne de taille  $n$ .

Pour ne pas se limiter au cas  $n = 3$  qui clos le système, on le résoud par la minimisation suivante :

$$\min_{\tau} \left( \frac{\|A\tau - B\|_{\ell^2}^2}{\|B\|_{\ell^2}^2} + \mathcal{P}(\tau) \right), \quad (1.4)$$

où la pénalisation  $\mathcal{P}$  permet d'assurer que les optima respectent les bornes 0 à 255 :

$$\mathcal{P}(\tau) = 1e7 \times (\tau \notin [0; 255]^3). \quad (1.5)$$

## 1.2 Optimisation sur 3 paramètres

La résolution de l'équation (1.4) fournit donc le  $\tau$  optimal. Examinons les différences lorsque l'on fait varier :

- le nombre d'images considérées
- les moments considérés
- l'algorithme d'optimisation lui-même
- la fonction coût utilisée

Dans tous les cas, on ne considèrera pas le premier scanner (numéro 0) car la condition initiale numérique EQREF n'est pas prise de sorte à respecter la répartition des niveaux de gris du scanner. Evitons donc d'inclure dans l'optimisation une erreur de base qui serait incompressible.

La Table 1.1 synthétise l'ensemble des résultats d'optimisation obtenus sur les différents tests qui ont été réalisés. On remarque que plus le nombre d'image considérées est grand, plus l'erreur à convergence est grande. Ce comportement est attendu et ne pose pas de problème tant que l'erreur reste acceptable (de l'ordre de quelques pourcents). Augmenter le nombre d'images

EQREF

Présenter  
numéro-  
tation des  
scans

Scanners choisis pour l'optimisation	Algorithme d'optimisation											
	SLSQP			GC			Nelder-Mead			BFGS		
	$\tau_N$ ,	$\tau_P$ ,	$\tau_S$	$\tau_N$ ,	$\tau_P$ ,	$\tau_S$	$\tau_N$ ,	$\tau_P$ ,	$\tau_S$	$\tau_N$ ,	$\tau_P$ ,	$\tau_S$
[1, 2]	39.08, 145.73, 195.76 Err : 7.0e-07			39.08, 145.73, 195.76 Err <sup>2</sup> : 2.7e-11			37.34, 145.08, 200.62 Err : 5.5e-09			39.08, 145.73, 195.76 Err <sup>2</sup> : 2.6e-10		
[1, 2, 3]	29.87, 148.26, 192.23 Err : 1.2e-02			54.09, 151.32, 153.71 Err <sup>2</sup> : 1.2e-09			54.09, 151.32, 153.71 Err : 2.6e-08			54.09, 151.32, 153.71 Err <sup>2</sup> : 8.5e-11		
[1, 2, 3, 4]	28.29, 147.54, 190.53 Err : 2.0e-02			61.29, 153.52, 136.77 Err : 4.0e-03			61.58, 153.57, 136.3 Err : 4.0e-03			61.58, 153.57, 136.3 Err : 4.0e-03		
[1, 2, 3, 4, 5]	27.06, 146.73, 188.18 Err : 2.7e-02			56.18, 152.31, 146.43 Err : 5.2e-03			56.35, 152.32, 146.23 Err : 5.2e-03			56.35, 152.32, 146.23 Err : 5.2e-03		
[1, 3]	30.72, 146.69, 192.06 Err : 1.0e-06			30.74, 145.7, 191.96 Err <sup>2</sup> : 5.0e-03			35.66, 147.67, 183.96 Err : 2.2e-09			30.72, 146.69, 192.06 Err <sup>2</sup> : 7.5e-11		
[1, 5]	19.74, 149.77, 175.09 Err : 5.4e-07			19.74, 149.77, 175.09 Err <sup>2</sup> : 3.6e-11			41.34, 151.14, 159.03 Err : 2.9e-08			19.74, 149.77, 175.09 Err <sup>2</sup> : 4.4e-11		
[1, 3, 5]	28.36, 145.23, 188.1 Err : 2.5e-02			58.7, 152.23, 146.13 Err <sup>2</sup> : 5.2e-11			58.7, 152.23, 146.13 Err : 2.9e-08			58.7, 152.23, 146.13 Err <sup>2</sup> : 2.4e-11		
[1, 3, 7]	21.25, 156.88, 151.94 Err : 3.9e-02			71.43, 154.76, 125.23 Err <sup>2</sup> : 1.1e-10			71.43, 154.76, 125.23 Err : 5.4e-08			71.43, 154.76, 125.23 Err <sup>2</sup> : 3.5e-11		
[2, 3]	26.59, 152.64, 191.17 Err : 1.1e-02			35.77, 163.3, 152.67 Err <sup>2</sup> : 7.4e-11			42.91, 158.63, 153.07 Err : 3.4e-09			35.77, 163.3, 152.67 Err <sup>2</sup> : 3.1e-10		
[2, 3, 4]	25.3, 150.49, 188.98 Err : 2.4e-02			39.24, 168.0, 135.44 Err : 4.9e-03			0.0, 193.74, 133.11 Err : 4.8e-03			39.45, 168.0, 135.16 Err : 4.9e-03		
[2, 3, 5]	24.95, 150.0, 186.75 Err : 3.3e-02			35.25, 165.75, 147.57 Err : 1.2e-03			0.0, 188.15, 147.14 Err : 8.3e-04			35.35, 165.69, 147.56 Err : 1.2e-03		
[1, 2, 5]	28.84, 146.19, 189.06 Err : 3.2e-02			56.1, 152.07, 148.06 Err <sup>2</sup> : 3.9e-11			56.1, 152.07, 148.06 Err : 4.4e-08			56.1, 152.07, 148.06 Err <sup>2</sup> : 3.5e-11		
[1, 2, 7]	24.16, 158.41, 147.01 Err : 3.7e-02			62.98, 154.63, 128.79 Err <sup>2</sup> : 4.2e-11			62.98, 154.63, 128.79 Err : 3.8e-08			62.98, 154.63, 128.79 Err <sup>2</sup> : 3.2e-11		
[1, 2, 9]	66.95, 156.11, 117.68 Err : 3.6e-06			66.95, 156.11, 117.68 Err <sup>2</sup> : 3.1e-11			66.95, 156.11, 117.68 Err : 5.7e-08			66.95, 156.11, 117.68 Err <sup>2</sup> : 3.5e-11		
[1, 7, 11]	15.19, 153.63, 148.95 Err : 1.7e-03			28.18, 154.12, 143.44 Err <sup>2</sup> : 1.4e-10			28.18, 154.12, 143.44 Err : 7.6e-09			28.18, 154.12, 143.44 Err <sup>2</sup> : 3.7e-11		
[1, 9, 11]	28.31, 159.08, 120.72 Err : 8.7e-03			28.33, 159.08, 120.75 Err : 8.7e-03			255.0, 150.81, 101.75 Err : 8.5e-03			28.31, 159.09, 120.73 Err : 8.7e-03		
[3, 9, 11]	70.32, 160.4, 115.39 Err : 1.1e-06			70.32, 160.4, 115.39 Err <sup>2</sup> : 1.9e-11			70.32, 160.4, 115.39 Err : 4.3e-08			70.32, 160.4, 115.39 Err <sup>2</sup> : 3.6e-12		
[3, 5, 7]	21.44, 144.29, 173.47 Err : 6.1e-02			41.24, 175.3, 126.62 Err : 1.3e-02			255.0, 41.26, 127.12 Err : 1.3e-02			41.18, 175.46, 126.49 Err : 1.3e-02		
[3, 7, 9]	57.64, 171.15, 114.34 Err : 1.6e-02			112.23, 129.17, 125.36 Err <sup>2</sup> : 8.5e-12			112.23, 129.17, 125.36 Err : 2.0e-08			112.23, 129.17, 125.36 Err <sup>2</sup> : 3.7e-11		
Moyenne :	32.32, 152.06, 166.7			50.94, 154.91, 143.83			71.9, 149.85, 141.69			50.97, 154.97, 143.78		

TABLE 1.1 – Tableau récapitulatif des optimisations pour les 3 niveaux de gris

considérées s'avère utile pour rendre les optima moins sensibles aux perturbations éventuelles qu'il y a sur les données (bruit, marge d'erreur de segmentation manuelle, etc ...).

On peut de plus remarquer que selon les images choisies et selon les algorithmes choisis les résultats sont assez variables. Les moyennes des optima trouvés selon l'algorithme sont présentés sur la dernière ligne de la Table 1.1. Seul l'algorithme SLSQP se démarque des autres qui ont une valeur moyenne de  $\tau_P$  non seulement proche de  $\tau_S$  - ce qui ne facilite pas du tout le contraste du tissu proliférant avec le tissu sain - mais aussi supérieur à  $\tau_S$  alors qu'on s'attendrait plutôt à l'inverse...

#### FAUX !!!

En fait le paramètre  $\tau_S$  est très peu influent dans le calcul de l'erreur (1.4) car il n'y a que très peu de tissu sain dans le périmètre tumoral. La valeur de  $\tau_S$  n'a donc que très peu de poids et donc il est difficile de la déterminer avec ce type d'approche.

On note également que la combinaison [1, 9, 11] ne semble pas pertinente pour calculer les niveaux de gris puisque les optima tendent vers les bornes autorisées ([0, 255]).

### 1.3 Optimisation sur 2 paramètres, $\tau_S$ fixé

Pour essayer de palier aux problèmes rencontrés dans la section précédente, nous allons fixer  $\tau_S$  à une valeur de 197 (sur l'échelle des niveaux de gris de 0 à 255). Cette valeur a été fixée en réalisant un contourage d'une zone en tissu sain dans OsiriX (cf. Figure 1.1). La moyenne de ce contourage est de 134.5 HU. Le niveau de gris étant échelonné linéairement entre -135 et 215, on peut ainsi faire correspondre cette quantité en HU à un niveau de gris compris entre 0 et 255. Ainsi, selon l'échelle considérée ici, 134.5 HU équivaut à un gris de 77% soit un gris de niveau 197.

schema correspondance HU % et grey lvl

L'ensemble des résultats d'optimisation de  $\tau_N$  et de  $\tau_P$  avec  $\tau_S$  fixé à 197 est fourni dans la Table 1.2. Ici les niveaux de gris moyen fournis sont conformes aux attentes dans le sens où l'on a  $\tau_N < \tau_P < \tau_S$ .

Il reste un petit bémol : on notera que dans certaines configurations, les algorithmes tendent vers un jeu de paramètres optimal qui s'approche du bord 0 ou du bord 255, voire même qui est négatif (*i.e.* non convergence de l'algorithme d'optimisation). Ce phénomène peut être dû notamment au fait que la pénalisation choisie (1.5) présente une discontinuité. Les algorithmes de descente fonctionnant sur une approximation du gradient peuvent ainsi être perturbé par cette discontinuité. Essayons alors une autre pénalisation :

$$\mathcal{P}(\tau) = \left[ (E(\tau) - 127.5)^2 - 126^2 \right]^+, \quad (1.6)$$

Scanners choisis pour l'optimisation	Algorithme d'optimisation			
	SLSQP	GC	Nelder-Mead	BFGS
	$\tau_N, \tau_P$	$\tau_N, \tau_P$	$\tau_N, \tau_P$	$\tau_N, \tau_P$
[1, 2]	38.64, 145.56 Err : 8.0e-07	38.64, 145.56 Err <sup>2</sup> : 2.7e-11	38.64, 145.56 Err : 8.6e-08	38.64, 145.56 Err <sup>2</sup> : 3.4e-11
[1, 2, 3]	33.65, 145.78 Err : 1.3e-02	33.6, 145.8 Err : 1.3e-02	33.63, 145.79 Err : 1.3e-02	33.67, 145.78 Err : 1.3e-02
[1, 2, 3, 4]	27.62, 145.69 Err : 3.2e-02	26.63, 146.05 Err : 3.2e-02	26.53, 146.08 Err : 3.2e-02	26.51, 146.08 Err : 3.2e-02
[1, 2, 3, 4, 5]	25.93, 144.01 Err : 5.1e-02	19.97, 146.34 Err : 4.9e-02	19.82, 146.4 Err : 4.9e-02	19.77, 146.42 Err : 4.9e-02
[1, 3]	27.72, 146.09 Err : 5.5e-07	27.42, 146.12 Err <sup>2</sup> : 5.3e-04	27.72, 146.09 Err : 1.9e-08	27.72, 146.09 Err <sup>2</sup> : 2.3e-11
[1, 5]	0.0, 146.31 Err : 1.5e-02	-0.33, 146.4 Err <sup>2</sup> : 1.1e+06	0.0, 146.41 Err : 1.5e-02	2.55, 150.67 Err <sup>2</sup> : 3.7e-02
[1, 3, 5]	27.55, 142.69 Err : 5.0e-02	12.47, 146.8 Err : 4.2e-02	12.35, 146.84 Err : 4.2e-02	12.34, 146.84 Err : 4.2e-02
[1, 3, 7]	25.43, 138.48 Err : 1.5e-01	-0.08, 145.05 Err <sup>2</sup> : 5.8e+04	0.0, 145.25 Err : 1.3e-01	0.02, 149.99 Err <sup>2</sup> : 1.4e-01
[2, 3]	25.49, 150.89 Err : 1.9e-02	31.85, 146.9 Err <sup>1</sup> : 1.9e-02	255.0, 6.31 Err : 1.4e-02	226.63, 22.8 Err <sup>2</sup> : 1.6e-02
[2, 3, 4]	23.64, 147.84 Err : 4.4e-02	32.94, 142.01 Err <sup>1</sup> : 4.3e-02	255.0, 2.76 Err : 3.6e-02	220.28, 27.1 Err <sup>2</sup> : 4.0e-02
[2, 3, 5]	22.75, 146.5 Err : 6.9e-02	27.06, 143.79 Err <sup>1</sup> : 6.9e-02	255.0, 0.39 Err : 6.6e-02	223.15, 18.18 Err <sup>2</sup> : 6.7e-02
[1, 2, 5]	28.23, 144.23 Err : 5.6e-02	20.87, 146.33 Err : 5.4e-02	20.71, 146.38 Err : 5.4e-02	20.68, 146.39 Err : 5.4e-02
[1, 2, 7]	26.24, 140.32 Err : 1.5e-01	0.83, 147.14 Err : 1.4e-01	0.41, 147.25 Err : 1.4e-01	0.22, 147.3 Err : 1.4e-01
[1, 2, 9]	28.58, 134.69 Err : 2.9e-01	34.13, 133.49 Err : 2.9e-01	35.21, 133.25 Err : 2.9e-01	35.33, 133.23 Err : 2.9e-01
[1, 7, 11]	0.0, 139.22 Err : 1.1e-01	0.3, 139.4 Err <sup>2</sup> : 1.1e-01	0.0, 139.65 Err : 1.0e-01	0.11, 131.97 Err <sup>2</sup> : 1.2e-01
[1, 9, 11]	31.17, 131.88 Err : 2.7e-01	-0.01, 134.01 Err <sup>2</sup> : 3.3e+02	0.0, 134.11 Err : 2.6e-01	2.14, 140.56 Err <sup>2</sup> : 2.7e-01
[3, 9, 11]	26.19, 124.95 Err : 3.3e-01	44.64, 120.53 Err : 3.3e-01	45.75, 120.26 Err : 3.3e-01	46.21, 120.17 Err : 3.3e-01
[3, 5, 7]	13.92, 132.24 Err : 1.9e-01	14.03, 132.18 Err : 1.9e-01	225.52, 0.0 Err : 1.9e-01	13.91, 132.23 Err : 1.9e-01
[3, 7, 9]	206.89, 0.0 Err : 3.0e-01	207.26, 0.1 Err <sup>2</sup> : 3.0e-01	217.26, -0.0 Err : 3.0e-01	148.92, 3.07 Err <sup>2</sup> : 4.1e-01
Moyenne :	33.66, 134.07	30.12, 134.42	77.29, 105.2	57.83, 115.81

TABLE 1.2 – Tableau récapitulatif des optimisations réalisées sur 2 niveaux de gris,  $\tau_S$  fixé à 197.

Scanners choisis pour l'optimisation	Algorithme d'optimisation			
	SLSQP	GC	Nelder-Mead	BFGS
	$\tau_N, \tau_P$	$\tau_N, \tau_P$	$\tau_N, \tau_P$	$\tau_N, \tau_P$
[1, 2]	38.64, 145.56 Err : 8.0e-07	38.64, 145.56 Err <sup>2</sup> : 2.7e-11	38.64, 145.56 Err : 8.6e-08	38.64, 145.56 Err <sup>2</sup> : 3.4e-11
[1, 2, 3]	33.65, 145.78 Err : 1.3e-02	33.6, 145.8 Err : 1.3e-02	33.63, 145.79 Err : 1.3e-02	33.67, 145.78 Err : 1.3e-02
[1, 2, 3, 4]	27.62, 145.69 Err : 3.2e-02	26.63, 146.05 Err : 3.2e-02	26.53, 146.08 Err : 3.2e-02	26.51, 146.08 Err : 3.2e-02
[1, 2, 3, 4, 5]	25.93, 144.01 Err : 5.1e-02	19.97, 146.34 Err : 4.9e-02	19.82, 146.4 Err : 4.9e-02	19.77, 146.42 Err : 4.9e-02
[1, 3]	27.72, 146.09 Err : 5.5e-07	27.42, 146.12 Err <sup>2</sup> : 5.3e-04	27.72, 146.09 Err : 1.9e-08	27.72, 146.09 Err <sup>2</sup> : 2.3e-11
[1, 5]	1.5, 146.06 Err : 1.7e-02	1.19, 146.15 Err <sup>2</sup> : 7.8e+01	1.5, 146.19 Err : 1.7e-02	2.55, 150.67 Err <sup>2</sup> : 3.7e-02
[1, 3, 5]	27.55, 142.69 Err : 5.0e-02	12.47, 146.8 Err : 4.2e-02	12.35, 146.84 Err : 4.2e-02	12.34, 146.84 Err : 4.2e-02
[1, 3, 7]	25.43, 138.48 Err : 1.5e-01	1.48, 144.66 Err <sup>2</sup> : 4.8e+00	1.5, 144.88 Err : 1.3e-01	1.88, 149.71 Err <sup>2</sup> : 1.4e-01
[2, 3]	25.49, 150.89 Err : 1.9e-02	31.85, 146.9 Err <sup>1</sup> : 1.9e-02	253.5, 7.25 Err : 1.4e-02	243.58, 12.08 Err <sup>2</sup> : 1.6e-02
[2, 3, 4]	23.64, 147.84 Err : 4.4e-02	32.94, 142.01 Err <sup>1</sup> : 4.3e-02	253.5, 3.7 Err : 3.6e-02	251.64, 7.61 Err <sup>2</sup> : 4.0e-02
[2, 3, 5]	22.75, 146.5 Err : 6.9e-02	27.06, 143.79 Err <sup>1</sup> : 6.9e-02	253.3, 1.5 Err : 6.6e-02	223.15, 18.18 Err <sup>2</sup> : 6.7e-02
[1, 2, 5]	28.23, 144.23 Err : 5.6e-02	20.87, 146.33 Err : 5.4e-02	20.71, 146.38 Err : 5.4e-02	20.68, 146.39 Err : 5.4e-02
[1, 2, 7]	26.24, 140.32 Err : 1.5e-01	1.51, 146.96 Err <sup>2</sup> : 1.4e-01	1.5, 146.99 Err : 1.4e-01	1.51, 149.19 Err <sup>2</sup> : 1.4e-01
[1, 2, 9]	28.58, 134.69 Err : 2.9e-01	34.13, 133.49 Err : 2.9e-01	35.21, 133.25 Err : 2.9e-01	35.33, 133.23 Err : 2.9e-01
[1, 7, 11]	1.5, 139.07 Err : 1.1e-01	1.37, 139.29 Err <sup>2</sup> : 3.3e+01	1.5, 139.51 Err : 1.1e-01	6.14, 132.04 Err <sup>2</sup> : 1.2e-01
[1, 9, 11]	31.17, 131.88 Err : 2.7e-01	1.53, 133.91 Err <sup>2</sup> : 2.6e-01	1.5, 134.01 Err : 2.6e-01	2.14, 140.56 Err <sup>2</sup> : 2.7e-01
[3, 9, 11]	26.19, 124.95 Err : 3.3e-01	44.64, 120.53 Err : 3.3e-01	45.75, 120.26 Err : 3.3e-01	46.21, 120.17 Err : 3.3e-01
[3, 5, 7]	13.92, 132.24 Err : 1.9e-01	14.03, 132.18 Err : 1.9e-01	223.42, 1.5 Err : 1.9e-01	13.91, 132.23 Err : 1.9e-01
[3, 7, 9]	204.16, 1.5 Err : 3.0e-01	204.67, 1.53 Err <sup>2</sup> : 3.0e-01	214.72, 1.5 Err : 3.0e-01	144.11, 4.46 Err <sup>2</sup> : 4.2e-01
Moyenne :	33.68, 134.13	30.31, 134.44	77.17, 105.46	60.6, 114.38

TABLE 1.3 – Tableau récapitulatif des optimisations réalisées sur 2 niveaux de gris,  $\tau_S$  fixé à 197, avec pénalisation quadratique (1.6).

Scanners choisis pour l'optimisation	Algorithme d'optimisation			
	SLSQP	GC	Neldear-Mead	BFGS
	$\tau_N$ , $\tau_P$	$\tau_N$ , $\tau_P$	$\tau_N$ , $\tau_P$	$\tau_N$ , $\tau_P$
[1, 2]	38.64, 145.56 Err : 8.0e-07	38.64, 145.56 Err <sup>2</sup> : 2.7e-11	38.64, 145.56 Err : 8.6e-08	38.64, 145.56 Err <sup>2</sup> : 3.4e-11
[1, 2, 3]	33.65, 145.78 Err : 1.3e-02	33.6, 145.8 Err : 1.3e-02	33.63, 145.79 Err : 1.3e-02	33.67, 145.78 Err : 1.3e-02
[1, 2, 3, 4]	27.62, 145.69 Err : 3.2e-02	26.63, 146.05 Err : 3.2e-02	26.53, 146.08 Err : 3.2e-02	26.51, 146.08 Err : 3.2e-02
[1, 2, 3, 4, 5]	25.93, 144.01 Err : 5.1e-02	19.97, 146.34 Err : 4.9e-02	19.82, 146.4 Err : 4.9e-02	19.77, 146.42 Err : 4.9e-02
[1, 3]	27.72, 146.09 Err : 5.5e-07	27.42, 146.12 Err <sup>2</sup> : 5.3e-04	27.72, 146.09 Err : 1.9e-08	27.72, 146.09 Err <sup>2</sup> : 2.3e-11
[1, 5]	1.5, 146.06 Err : 1.7e-02	1.19, 146.15 Err <sup>2</sup> : 4.9e-01	1.5, 146.19 Err : 1.7e-02	1.5, 146.19 Err : 1.7e-02
[1, 3, 5]	27.55, 142.69 Err : 5.0e-02	12.47, 146.8 Err : 4.2e-02	12.35, 146.84 Err : 4.2e-02	12.34, 146.84 Err : 4.2e-02
[1, 3, 7]	25.43, 138.48 Err : 1.5e-01	1.48, 144.66 Err <sup>2</sup> : 1.3e-01	1.5, 144.88 Err : 1.3e-01	1.5, 144.88 Err : 1.3e-01
[2, 3]	25.49, 150.89 Err : 1.9e-02	31.85, 146.9 Err <sup>1</sup> : 1.9e-02	253.5, 7.25 Err : 1.4e-02	250.64, 7.62 Err <sup>2</sup> : 1.6e-02
[2, 3, 4]	23.64, 147.84 Err : 4.4e-02	32.94, 142.01 Err <sup>1</sup> : 4.3e-02	253.5, 3.7 Err : 3.6e-02	219.06, 27.85 Err <sup>2</sup> : 4.0e-02
[2, 3, 5]	22.75, 146.5 Err : 6.9e-02	27.06, 143.79 Err <sup>1</sup> : 6.9e-02	253.3, 1.5 Err : 6.6e-02	223.15, 18.18 Err <sup>2</sup> : 6.7e-02
[2, 3, 4, 5]	21.9, 145.05 Err : 6.5e-02	27.6, 141.48 Err <sup>1</sup> : 6.5e-02	250.96, 1.5 Err : 6.0e-02	218.18, 24.41 Err <sup>2</sup> : 6.3e-02
[1, 2, 5]	28.23, 144.23 Err : 5.6e-02	20.87, 146.33 Err : 5.4e-02	20.71, 146.38 Err : 5.4e-02	20.68, 146.39 Err : 5.4e-02
[1, 2, 3, 4]	27.62, 145.69 Err : 3.2e-02	26.63, 146.05 Err : 3.2e-02	26.53, 146.08 Err : 3.2e-02	26.51, 146.08 Err : 3.2e-02
[1, 2, 3, 5]	27.26, 144.83 Err : 5.0e-02	23.32, 146.22 Err : 5.0e-02	23.17, 146.27 Err : 5.0e-02	23.16, 146.27 Err : 5.0e-02
[1, 2, 3, 7]	25.65, 141.8 Err : 1.3e-01	11.26, 146.64 Err : 1.3e-01	10.86, 146.77 Err : 1.3e-01	10.78, 146.81 Err : 1.3e-01
[1, 2, 9]	28.58, 134.69 Err : 2.9e-01	34.13, 133.49 Err : 2.9e-01	35.21, 133.25 Err : 2.9e-01	35.33, 133.23 Err : 2.9e-01
[1, 7, 11]	1.5, 139.48 Err : 1.1e-01	1.37, 139.29 Err <sup>2</sup> : 1.9e-01	1.5, 139.5 Err : 1.1e-01	6.14, 132.04 Err <sup>2</sup> : 1.2e-01
[1, 9, 11]	31.17, 131.88 Err : 2.7e-01	1.5, 134.0 Err : 2.6e-01	1.5, 134.01 Err : 2.6e-01	2.14, 140.56 Err <sup>2</sup> : 2.7e-01
[1, 2, 7, 11]	28.41, 138.98 Err : 1.3e-01	6.75, 143.27 Err : 1.2e-01	6.3, 143.36 Err : 1.2e-01	6.13, 143.4 Err : 1.2e-01
[1, 2, 9, 11]	30.05, 135.21 Err : 2.4e-01	31.71, 134.94 Err : 2.4e-01	32.86, 134.75 Err : 2.4e-01	33.07, 134.76 Err : 2.4e-01
[1, 3, 7, 11]	27.94, 137.75 Err : 1.2e-01	1.44, 142.73 Err <sup>2</sup> : 1.3e-01	1.5, 142.8 Err : 1.1e-01	1.5, 142.8 Err : 1.1e-01
[1, 3, 9, 11]	29.62, 133.93 Err : 2.5e-01	19.26, 135.52 Err : 2.5e-01	17.99, 135.72 Err : 2.5e-01	17.55, 135.83 Err : 2.5e-01
[3, 9, 11]	26.19, 124.95 Err : 3.3e-01	44.64, 120.53 Err : 3.3e-01	45.75, 120.26 Err : 3.3e-01	46.21, 120.17 Err : 3.3e-01
[3, 5, 7]	13.92, 132.24 Err : 1.9e-01	14.03, 132.18 Err : 1.9e-01	223.42, 1.5 Err : 1.9e-01	13.91, 132.23 Err : 1.9e-01
[3, 7, 9]	214.69, 1.5 Err : 3.0e-01	212.1, 1.5 Err <sup>2</sup> : 3.0e-01	214.72, 1.5 Err : 3.0e-01	214.77, 1.5 Err : 3.0e-01
[1, 3, 5, 7]	23.41, 137.16 Err : 1.4e-01	1.33, 144.12 Err <sup>2</sup> : 2.7e-01	1.5, 144.36 Err : 1.2e-01	3.0, 148.52 Err <sup>2</sup> : 1.3e-01
[1, 3, 7, 9]	23.32, 127.71 Err : 3.2e-01	1.46, 133.22 Err <sup>2</sup> : 3.2e-01	1.5, 133.39 Err : 3.1e-01	1.5, 133.39 Err : 3.1e-01
Moyenne :	31.76, 135.6	26.17, 136.49	65.64, 111.85	54.82, 118.92

TABLE 1.4 – Tableau récapitulatif des optimisations réalisées sur 2 niveaux de gris,  $\tau_S$  fixé à 197, avec pénalisation quadratique régularisée.

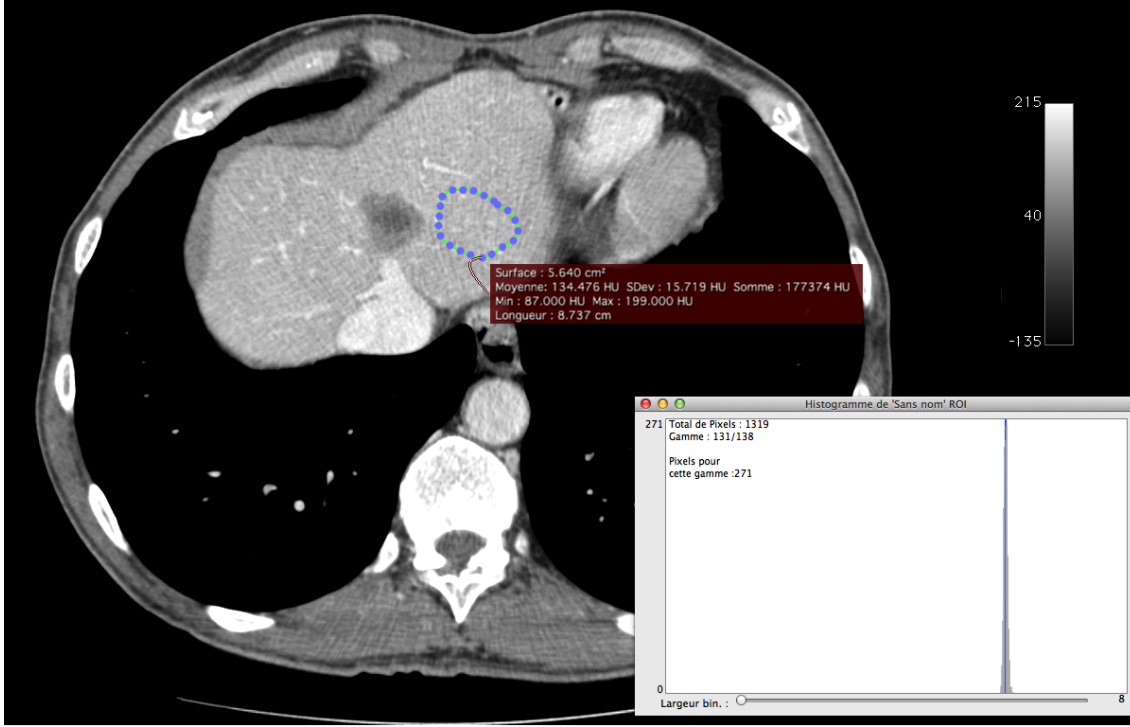


FIGURE 1.1 – Contourage d’une zone saine réalisée à l’aide du logiciel OsiriX – Moyenne de la valeur des pixels dans ce périmètre : 134.5 HU (avec une échelle HU de -135 à 215).

où  $[\cdot]^+ = \max(0, \cdot)$  désigne la partie positive et où  $E(\tau)$  est la composante de  $\tau$  la plus éloignée du centre de l’intervalle autorisé (127.5 milieu de  $[0; 255]$ ) :

$$E(\tau) = \arg \max_{i=1,2,3} (|\tau_i - 127.5|). \quad (1.7)$$

L’aspect de cette pénalisation est présenté sur la Figure 1.2. Il s’agit d’une parabole dont on ignore la partie négative. Ici la pénalisation intervient sur un intervalle un peu plus court que  $[0; 255]$ , car de toute façon les valeurs de  $\tau$  n’ont pas à s’approcher de ces bornes. Les résultats des optimisations faites avec la pénalisation (1.6) sont présentés dans la Table 1.3. Ici plus de valeur négative, cependant la borne 1.5 est atteinte à plusieurs reprises. La pénalisation considérée ici n’est que  $\mathcal{C}^0$  car il y a 2 points anguleux. Peut-être que cette régularité n’est pas suffisante encore.

Essayons donc une troisième fonction de pénalisation qui est la régularisation de Moreau-Yosida de la pénalisation précédente.

Blabla sur la transformée de Moreau Yosida



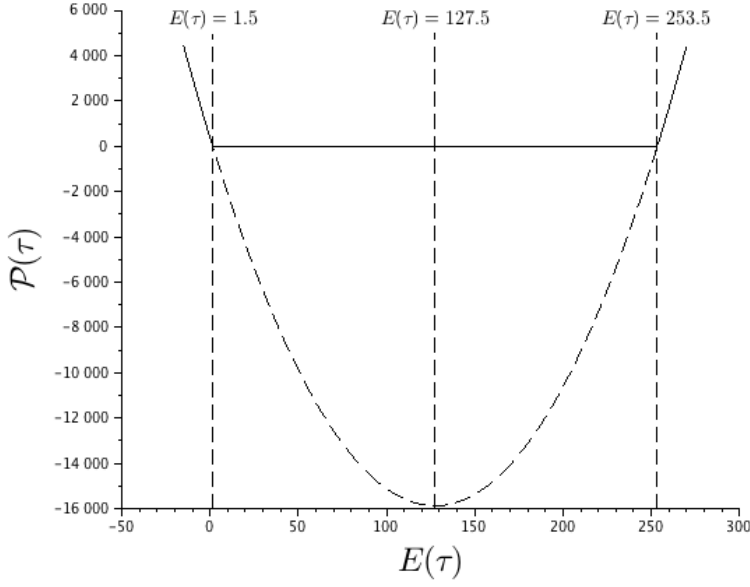


FIGURE 1.2 – Pénalisation via une parabole tronquée (cf. Eq. (1.6)).

La fonction de pénalisation régularisée est alors donnée par :

$$\mathcal{P}(\tau) = \begin{cases} 0 & \text{si } E(\tau) - 127.5 \in [1.5; 253.5] \\ \frac{1}{2c}(126 - E(\tau))^2 & \text{si } E(\tau) \in [-126(2c + 1); -126 \cup 126; 126(2c + 1)] \\ \frac{(E(\tau))^2}{1 + 2c} - 126^2 & \text{si } 127.5 < \frac{E(\tau)}{2c + 1} \end{cases} \quad (1.8)$$

et est représentée sur la Figure 1.3. Les niveaux de gris optimaux obtenus avec cette pénalisation sont présentés dans la Table 1.4.

Visiblement rien ne semble y faire : il y a toujours des valeurs de  $\tau_N$  qui s'approche de 0 et les cas où l'on considère les images [3, 5, 7] et [3, 7, 9] fournissent  $\tau_N \gg \tau_S$  ce qui est aberrant. En ce qui concerne l'aberration, cela peut venir du fait que les images 5, 7 et 9 sont petites, et donc le bruit est très important et l'image numéro 3, de taille moyenne n'arrive pas à rattraper ce bruit. Il faut donc éviter de prendre en compte les images où la tumeur est trop petite, et si l'on en prend il faut que ces images soient minoritaires devant les autres.

formulation  
de la pe-  
nalisation  
a revoir

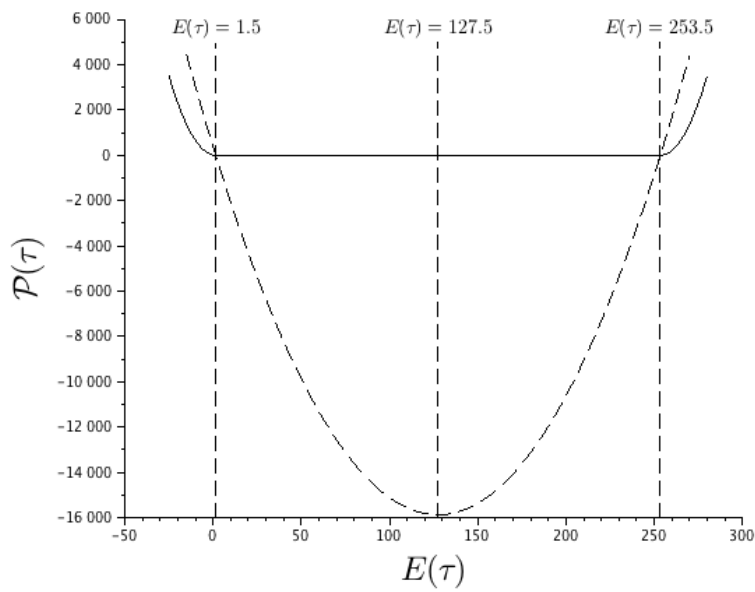


FIGURE 1.3 – Pénalisation via la régularisation de Moreau-Yosida d'une parabole tronquée (*cf.* Eq. (1.8)).

## Critère quantifiant l'hétérogénéité.

**D**ANS ce chapitre, nous allons construire un critère permettant de quantifier l'hétérogénéité d'une tumeur. A chaque image, on construira l'histogramme des niveaux de gris associés aux tumeurs. Dans un premier temps, les images cliniques seront considérées. Les histogrammes associés à ces scanners (qu'on appellera par abus de langage « histogramme clinique ») seront ensuite étudiés. Plusieurs quantités seront examinées afin de construire un quantificateur de l'hétérogénéité. Dans un second temps, nous appliquerons le même traitement aux images produites par la simulation numérique du modèle EDP présenté précédemment. Les histogrammes des images produites numériquement (qu'on appellera aussi par abus de langage « histogramme numérique ») seront présentés et comparés à ceux cliniques. De même, le quantificateur de l'hétérogénéité que l'on a construit, sera appliqué aux histogrammes numériques et nous pourrons ainsi voir à quel point le modèle EDP est capable de reproduire les aspects homogènes et hétérogènes des tumeurs que l'on considère.

### 2.1 Construction des histogrammes de niveaux de gris.

Dans cette section, il s'agit, à partir d'une image donnée en niveaux de gris et d'un contour donné, de reconstruire l'histogramme des niveaux de gris des pixels présent à l'intérieur du contour. Une telle zone est communément appelée ROI (de l'anglais : Region Of Interest). Dans la suite, pour une image donnée, on notera  $p(\mathbf{x})$  la valeur du pixel (comprise entre 0 et 255) situé en position  $\mathbf{x}$ . Ainsi les données de l'histogramme sont représenté par la liste (ensemble avec valeur multiples autorisées) :

$$X := \{ p(\mathbf{x}) \mid \mathbf{x} \in \text{ROI} \}, \quad (2.1)$$

et l'histogramme lui-même, que l'on normalise, est donné par la fonction :

$$H(x) = \frac{\#X_x}{\#X}, \quad \forall x \in \{0, 1, 2, \dots, 255\} \quad (2.2)$$

où  $x$  désigne un niveau de gris et  $X_x$  désigne la partition de la liste  $X$  qui ne contient que les éléments  $x$ .

### 2.1.1 Histogrammes cliniques

Les données dont nous disposons sont celles produites par le scanner. Beaucoup plus riche qu'une image, ces données au format DICOM, nécessitent l'utilisation d'un outil adapté pour les visualiser. OsiriX est ainsi utilisé pour :

- Choisir une coupe pertinente sur chaque scanner et l'exporter (également au format DICOM) de sorte à avoir ensuite des données 2D à traiter.
- Contourer manuellement la métastase. OsiriX dispose d'un outil crayon adapté à ce type de contourage. Ce contourage définit une ROI, que l'on peut également exporter (au format .xml)

A partir de ces 2 fichiers, un code C++ (avec la librairie ITK qui traite entre autre le format DICOM), permet de parcourir l'ensemble des pixels contenus dans la ROI et ainsi de fournir l'histogramme des niveaux de gris.

Remarquons que, comme montré sur la figure 1.1, le logiciel OsiriX, permet de visualiser directement l'histogramme des niveaux de gris d'une ROI. Cependant, il n'y a aucune possibilité d'exporter ces histogrammes... De plus on souhaite appliquer autant que possible, un traitement similaire aux images cliniques et aux images numériques, images numériques qui ne peuvent être traitées avec OsiriX. Le développement d'un code pour réaliser ceci était donc nécessaire.

### 2.1.2 Histogrammes numériques

Pour les histogrammes numériques, seul une image est reconstruite par la simulation. Le contour quant à lui va être défini à partir des fichiers de sorties des simulations qui stockent la densité des différentes populations en chaque maille de notre modèle EDP. En utilisant la reconstruction en niveau de gris détaillée au chapitre précédent, on peut fournir une image en niveaux de gris à partir de ces valeurs. En ce qui concerne le contour, il sera défini par seuillage sur le tissu sain : si la proportion de tissu sain est inférieure à un pourcentage donné, alors on considèrera que l'on est à l'intérieur de la tumeur, sinon on est à l'extérieure. Nous avons donc également dans ce cas, une image en niveaux de gris et une ROI. Le code C++ pour la partie clinique peut être réutilisé et produira ainsi les histogrammes numériques.

### 2.1.3 Traitements appliqués aux histogrammes : fit par un mélange bi-gaussien

Le but de ce chapitre est de mettre en exergue l'aspect hétérogène de certaines tumeurs. Sur les scanners dont il est question d'hétérogénéité, on voit clairement deux composantes distinctes de niveaux gris qui se dégagent au sein de la tumeur. Nous avons donc choisi de décrire chacun des histogrammes (que l'on a au préalable normalisés) à l'aide d'une somme de deux gaussiennes :

$$g(x) = g_1(x) + g_2(x) \quad \text{avec} \quad g_i(x) = h_i \exp \left( \frac{-1}{2} \left( \frac{x - c_i}{\sigma_i} \right)^2 \right), \quad (2.3)$$

où :

- $c_i$  est le centre de chacune des gaussiennes,
- $\sigma_i$  est l'écart-type de chacune des composantes,
- $h_i$  est la hauteur de chaque composantes. Elles sont données par :

$$h_i := \frac{w_i}{\sigma_i \sqrt{2\pi}} \quad i = 1; 2, \quad (2.4)$$

où  $w_i$  est le poids associées à chacune des composantes. Notez que les poids sont choisis de telle sorte que :

$$w_1 + w_2 = 1. \quad (2.5)$$

Ainsi, selon les besoins de l'écriture et pour mettre en évidence dans certains cas le nombre de paramètres, on pourra alléger les notations de la manière suivante :

$$w_1 := w \quad \text{et} \quad w_2 = 1 - w. \quad (2.6)$$

De même, lorsqu'on aura besoin d'écrire  $g$  en fonction de ces paramètres, on écrira  $g(x, \theta)$  avec  $\theta = (c_1, c_2, \sigma_1, \sigma_2, w)$ .

L'optimisation des 5 paramètres  $c_1, c_2, \sigma_1, \sigma_2$  et  $w$  est réalisée grâce à une librairie Python nommée Scikit-learn, qui contient un module dédié aux mélanges gaussiens. Ce module procède d'abord à une clusterisation des données par la méthodes des K-moyennes afin d'estimer les centres des composantes. Le jeu de paramètres résultant est ensuite donné comme point de départ à une méthode de descente aléatoire qui cherche à maximiser la logvraisemblance. Par algorithme de descente aléatoire, on entend :

- 1) Un nouveau jeu de paramètres est choisi dans un certain périmètre (plus ou moins grand) autour du jeu de paramètres courant.
- 2) La logvraisemblance de ce nouvel ensemble de paramètres est calculée. Si elle est meilleure que celle du jeu de paramètres courant, alors ce nouveau jeu de paramètres devient le jeu courant. Sinon le jeu de paramètres courants reste celui qu'il était.

3) On recommence à 1).

La vraisemblance, dont on maximise le logarithme selon  $\theta$ , est quant à elle donnée par :

$$\mathcal{L}(X, \theta) = \prod_{x \in X} g(x, \theta). \quad (2.7)$$

Quelquesoit  $\theta$ , l'intégrale de  $g$  vaut 1 (cf. REFF). Ainsi la vraisemblance est le produit des probabilités que chacun des éléments de  $X$  appartiennent à la distribution définit par le paramètre  $\theta$ .

demo ou  
ref : integ  
gaussienne  
= 1

## 2.2 a revoir

**D**ANS tout ce chapitre, on considère l'approximation en un mélange de deux gaussiennes d'un histogramme de niveau gris. Ce mélange gaussien est entièrement décrit par les paramètres suivants :

- $c_1, c_2$  : Centre des gaussiennes.
- $\sigma_1, \sigma_2$  : Ecart-type de chacune des gaussiennes
- $w_1, w_2$  : Poids associées aux gaussiennes dans le mélange ( $w_1 + w_2 = 1$ )

On peut ainsi définir plusieurs quantités caractéristiques :

- $h_1, h_2$  : Hauteur des gaussiennes. Elles sont données par  $h_i = \frac{w_i}{\sigma_i \sqrt{2\pi}}$

Notons  $\Delta$  l'opérateur de différence défini par :

$$\Delta : u \longmapsto \Delta u := u_2 - u_1. \quad (2.8)$$

Ainsi les quantités suivantes pourront s'avérer intéressantes à étudier :  $\Delta c$ ,  $\Delta \sigma$ ,  $\Delta \sigma^2$ ,  $\Delta h$ ,  $\Delta w$  représentant respectivement l'écart entre les centres, la différence d'écart-type, la différence des variances, la différence des hauteurs et la différences des poids. On pourra aussi regarder le ratio des quantités :

$$Q : u \longmapsto Qu := \frac{\min(u_2, u_1)}{\max(u_2, u_1)}. \quad (2.9)$$

## 2.3 Définition d'une fonction objectif à reproduire

Afin de correctement traduire l'hétérogénéité, il est nécessaire de fournir une fonction objectif que notre critère devra reproduire au mieux. Ainsi, j'ai décidé de catégoriser l'ensemble des scanners de nos patients. Le partage des scanners est ainsi fait en 5 catégories, en associant à chaque catégorie une valeur de l'hétérogénéité  $\mathcal{H}$  :

- $\mathcal{H} = 0.9$  : très hétérogène
- $\mathcal{H} = 0.7$  : plutôt hétérogène
- $\mathcal{H} = 0.5$  : cas intermédiaire ou difficile à caractériser

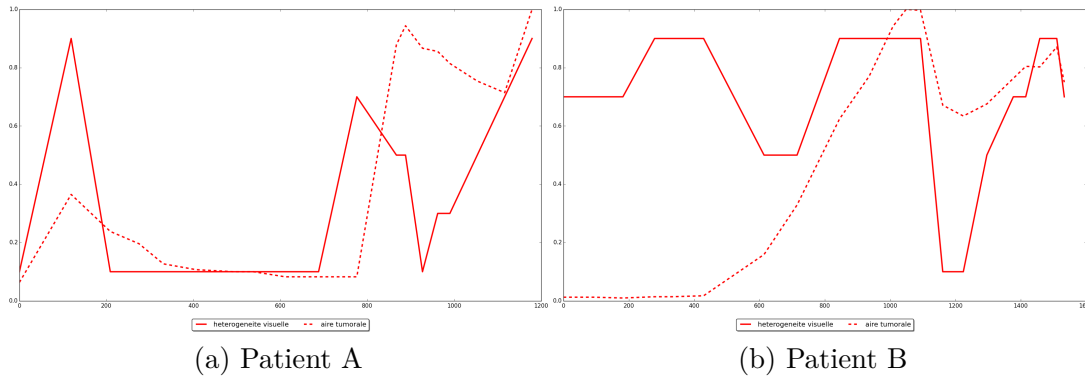


FIGURE 2.1 – Fonction objectif de l'hétérogénéité

- $\mathcal{H} = 0.3$  : plutôt homogène
- $\mathcal{H} = 0.1$  : très homogène

Après appréciation visuelle<sup>1</sup>, voici ce que donne les fonctions objectifs pour  $\mathcal{H}$  (cf. Figure 2.1).

Notons que Patient A est encore ici un cas très représentatif de ce que l'on cherche à étudier *i.e.* corrélation entre hétérogénéité et rechute imminente. En effet, ici l'hétérogénéité croît avant même que le volume tumorale ne réaugmente, signe de la reprise d'activité cellulaire sur le pourtour de la métastase. Le coeur reste nécrosé et donc l'hétérogénéité est accrue. Lorsque le volume tumorale fini par augmenter, le tissu proliférant à, en grande partie (si le centre de la tumeur est suffisamment vascularisé), recoloniser la zone nécrosée. La croissance de la métastase est alors synonyme d'homogénéisation, puisque l'ensemble de la surface tumorale tend à être proliférante. Une homogénéisation a également lieu lorsque le traitement est efficace. Dans ce cas-ci, l'ensemble de la tumeur tend à être nécrosée.

Bien que nous ayons 2 patients à notre disposition, je m'efforcerais de construire un critère qui reproduira convenablement la fonction objectif pour Patient A uniquement. Le second patient, Patient B, sera gardé pour valider le ou les critère(s) retenu(s) et non pour le ou les construire. L'idéal serait bien sûr d'avoir à notre disposition une plus large cohorte de patient...

---

1. Cette appréciation visuelle reste ma perception personnelle même si je me suis efforcé de rester le plus objectif possible. Mettre à contribution les membres de l'équipe de recherche par exemple, pour leur demander une catégorisation aurait pu permettre de confronter l'évolution de l'hétérogénéité au cours du temps que je perçois à celle que perçoivent les autres. La fonction objectif finale pourrait ainsi être la moyenne de celles que chacun obtient. On aurait donc un peu plus de nuances : des valeurs intermédiaires aux 5 paliers notamment ainsi que des barres d'erreur pour chaque valeur

## 2.4 Premiers essais de critères

Examinons à présent, les informations que fournissent les quantités suivantes (qui pourraient être des quantificateurs de l'hétérogénéité) :

$$\mathcal{H}_1 = \frac{|\Delta c|}{256}, \quad (2.10)$$

$$\mathcal{H}'_1 = 1 - Qc, \quad (2.11)$$

$$\mathcal{H}'_2 = \left| \frac{\Delta c/256}{\Delta h} \right|, \quad (2.12)$$

$$\mathcal{H}_3 = Qw, \quad (2.13)$$

$$\mathcal{H}'_3 = |\Delta w|, \quad (2.14)$$

$$\mathcal{H}_8 = |\Delta h|, \quad (2.15)$$

$$\mathcal{H}'_8 = Qh. \quad (2.16)$$

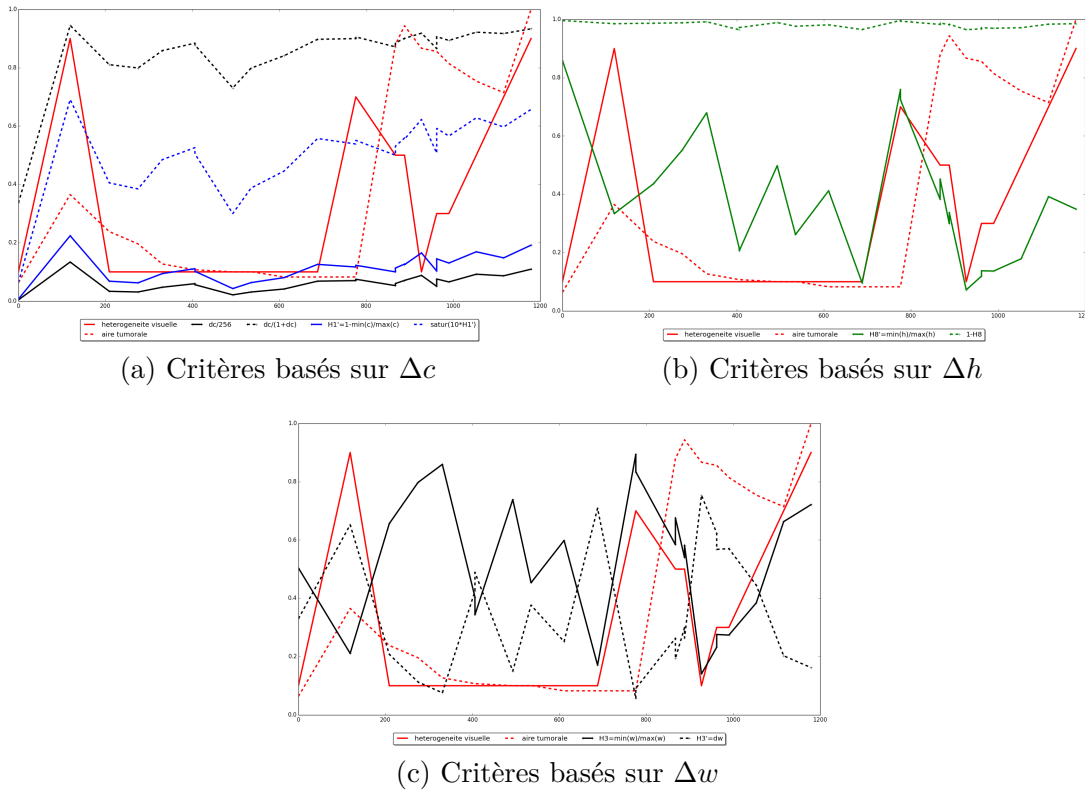
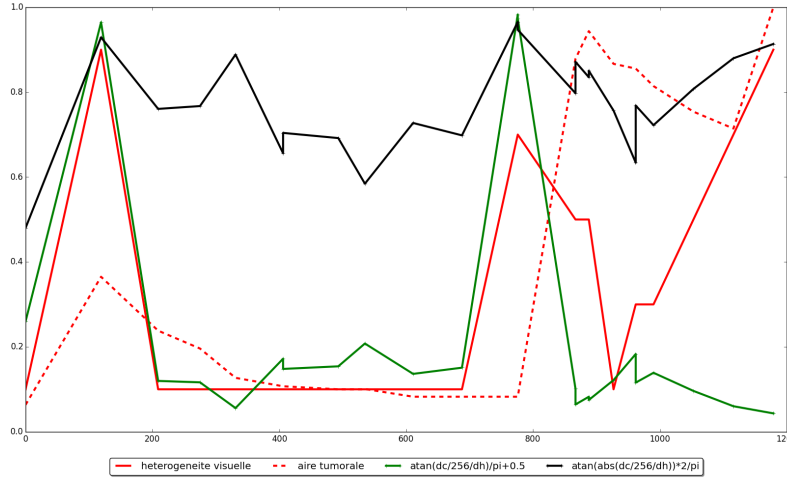


FIGURE 2.2 – Premiers critères

La Figure 2.2 montre l'évolution de ces différentes quantités (ou de quantités qui en découle) au cours du temps. Les ratios  $Qc$ ,  $Qh$  et  $Qw$  sont par



FIGURE 2.3 – Critères basés sur la pente  $\Delta c/\Delta h$ 

définition entre 0 et 1. Notez que  $\Delta h$  et  $\Delta w$  sont nécessairement compris entre 0 et 1, puisqu'ils sont la différence de 2 éléments compris entre ces mêmes bornes. En ce qui concerne  $\Delta c$  on le divisera par 256, pour également le ramener dans cet intervalle. Pour garantir l'appartenance à l'intervalle  $[0, 1]$ , on pourra également saturer les quantités :

$$\mathcal{S} : x \mapsto \frac{x}{1+x}. \quad (2.17)$$

On remarque qu'aucune de ces quantités n'est pertinente pour décrire l'hétérogénéité. Outre cela, on peut également remarquer les équivalences suivantes :

$$\frac{\Delta c}{256} \simeq 1 - Qc \quad \text{et} \quad \Delta w \simeq 1 - Qw. \quad (2.18)$$

Pour  $\Delta h$  et  $1 - Qh$ , on a visiblement pas d'équivalence stricte mais les variations du ratio semble être une dilatation de celles de la différence. On peut noter également que  $Qh$  et  $Qw$  sont très similaires et reproduisent assez bien la partie sur laquelle le patient est sous antiangiogénique. De plus, bien que  $|\Delta c|/256$  soit relativement bas, ses variations, si elles étaient dilatées, pourrait s'approcher d'une description grossière de l'hétérogénéité sur la partie avec imatinib.

Les prochains critères que nous allons étudier sont basés sur l'angle de la pente décrite entre le sommet des deux gaussiennes :

$$\mathcal{H}_4 = \frac{1}{\pi} \left| \text{atan} \left( \frac{\Delta c}{\Delta h} \right) \right| + \frac{1}{2} \quad \text{et} \quad \mathcal{H}_{10} = \frac{2}{\pi} \text{atan} \left( \left| \frac{\Delta c}{\Delta h} \right| \right). \quad (2.19)$$

Notons que l'arctangente, n'est ni plus ni moins qu'une autre manière de saturer une quantité. En effet, comme le montre la Figure 2.4, l'arctangente est proche de la saturation  $\mathcal{S}$  définie par (2.15). Ce graph montre d'ailleurs

Il s'agit  
de l'in-  
verse de la  
pente

l'arctangente ?

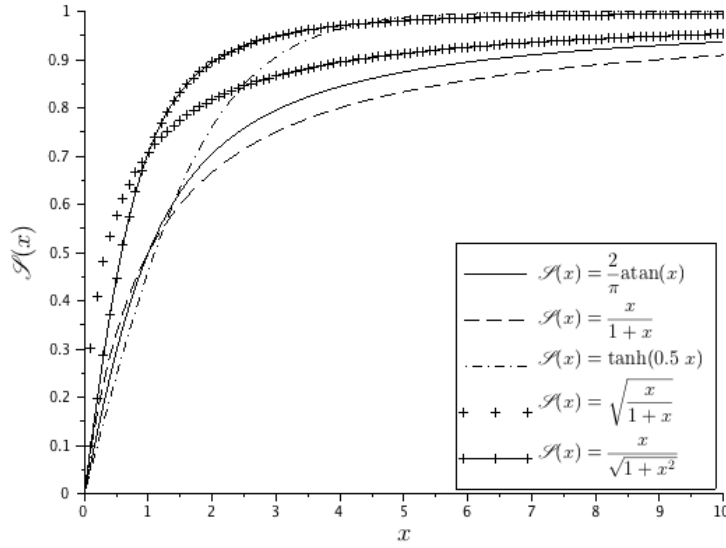


FIGURE 2.4 – Comparaison de différentes saturations

également que d'autre saturation sont également possibles et équivalentes à celles utilisées.

Que la pente soit négative ou positive, à priori si les 2 composantes sont semblables, alors l'hétérogénéité est la même. Sur la Figure 2.3 est également tracé le critère qui dépend du signe de la pente, pour voir si ce signe pourrait apporter de l'information supplémentaire. Chose que nous pouvons espérer car :

- une pente positive va traduire qu'on a une majorité de proliférantes,
- une pente négative va traduire qu'on a une majorité de tissu nécrosé.

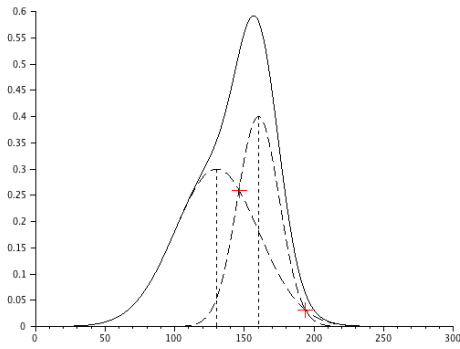
Les résultats présentés sur la Figure 2.3 ne sont pas encore très convaincant en ce qui concerne la description de l'hétérogénéité... D'autres critères doivent encore être explorés.

## 2.5 Critères basés sur la manière dont s'intersecte les gaussiennes

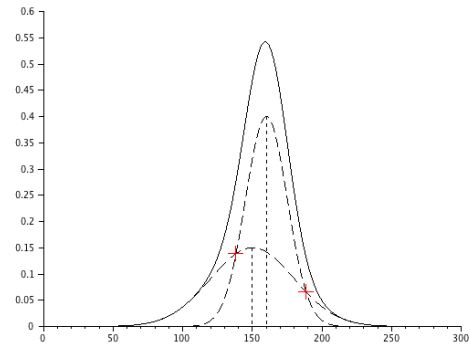
Avant de proposer diverses critères, études de manière plus précise, la façon dont peuvent s'intersecter deux gaussiennes.

### 2.5.1 Ensemble des configurations d'un mélange bi-gaussien.

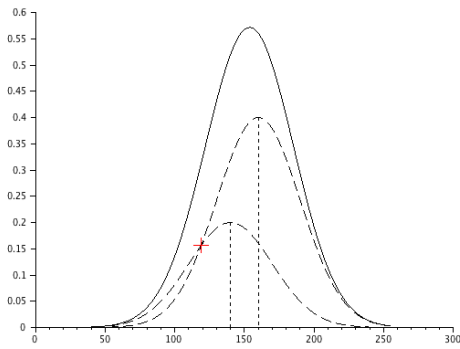
Comme le montre la Figure 2.5, deux gaussiennes ne s'intersectent pas nécessairement. De plus, il n'est pas obligatoire d'avoir un point d'intersection



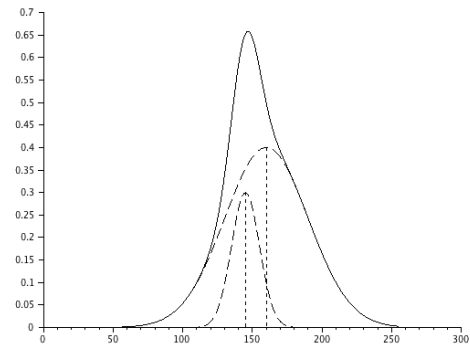
(a) Cas avec 2 intersections, l'une se situant entre les centres des gaussiennes.



(b) Cas où les 2 intersections, toutes les deux en dehors de l'intervalle défini par le centre des gaussiennes.



(c) Cas avec un seul et unique point d'intersection (ici  $\sigma_1 = \sigma_2$ ).



(d) Cas sans aucun point d'intersection.

FIGURE 2.5 – Ensemble des configurations avec 2 gaussiennes.

dont l'abscisse est situé entre  $c_1$  et  $c_2$ . Pour cela, résolvons l'équation suivante :

$$\begin{aligned} g_1(x) = g_2(x) &\Leftrightarrow h_1 \exp\left(\frac{-1}{2} \left(\frac{x - c_1}{\sigma_1}\right)^2\right) = h_2 \exp\left(\frac{-1}{2} \left(\frac{x - c_2}{\sigma_2}\right)^2\right), \\ &\Leftrightarrow \ln h_1 - \frac{1}{2} \left(\frac{x - c_1}{\sigma_1}\right)^2 = \ln h_2 - \frac{1}{2} \left(\frac{x - c_2}{\sigma_2}\right)^2, \\ &\stackrel{\sigma_i \neq 0}{\Leftrightarrow} 0 = \sigma_2^2(x - c_1)^2 - \sigma_1^2(x - c_2)^2 + 2\sigma_1^2\sigma_2^2 \ln(h_2/h_1), \end{aligned}$$

qui amène à la résolution d'un polynome du second degré en  $x$  :

$$\begin{aligned} g_1(x) = g_2(x) &\iff Ax^2 + 2B'x + C = 0 \\ \text{avec : } A &= \sigma_2^2 - \sigma_1^2, \\ B' &= c_2\sigma_1^2 - c_1\sigma_2^2, \\ C &= c_1^2\sigma_2^2 - c_2^2\sigma_1^2 + 2\sigma_1^2\sigma_2^2 \ln(h_2/h_1). \end{aligned} \tag{2.20}$$

**Cas particulier.** Ecartons tout de suite le cas particulier  $\sigma_1 = \sigma_2$ . Dans ce cas, l'équation (2.18) se réécrit :

$$2\Delta c x + c_1^2 - c_2^2 + 2\sigma^2 \ln((1 - w)/w) = 0 \tag{2.21}$$

- Si de plus  $\Delta c = 0$ , alors (2.19) implique que  $h_1 = h_2$ , et donc les deux gaussiennes sont absolument identiques et superposées.
- Si  $\Delta c \neq 0$ , alors on a un seul et unique point de croisement, dont l'abscisse est :

$$x = \frac{c_1 + c_2}{2} - \frac{\sigma^2}{\Delta c} \ln\left(\frac{1 - w}{w}\right). \tag{2.22}$$

**Cas général.** Il convient ici de calculer le discriminant réduit :

$$\Delta' := B'^2 - AC = \sigma_1^2\sigma_2^2 [(\Delta c)^2 - 2(\sigma_2^2 - \sigma_1^2) \ln(h_2/h_1)]. \tag{2.23}$$

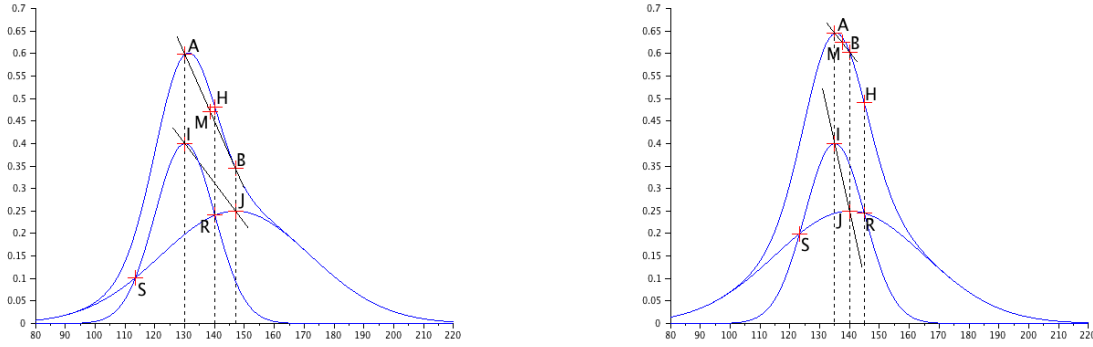
Ce discriminant n'est pas nécessairement positif ! Donc il existe des cas où les gaussiennes ne s'intersectent pas.

analyse du signe du discriminant à compléter

## 2.5.2 Etudes de différents critères

Différents critères seront étudiés dans cette section. Ils sont basés sur

- l'intégrale commune aux deux gaussiennes
- la valeur de certains angles



(a) Cas où l'une des intersections se situe entre les centres des gaussiennes ( $R_x \in [c_1; c_2]$ ).

(b) Cas où les deux points d'intersections sont à l'extérieure ( $R_x \notin [c_1; c_2]$ ).

FIGURE 2.6 – Points caractéristiques d'un mélange de deux gaussiennes.

### Critères basés sur la valeur d'angles particuliers.

Plutôt que de considérer seulement 2 points (le sommet de chaque gaussienne), élargissons notre éventail de points caractéristiques. La Figure 2.6 présente l'ensemble des points utilisés dans les critères d'évaluation de l'hétérogénéité de cette section. Cet ensemble de points n'existe que dans le cas où les gaussiennes possèdent 2 points d'intersections. Comme montré dans la section précédente, les cas avec aucun ou un seul point d'intersection sont relativement marginaux (plus ou moins selon la valeur de  $\Delta c$  notamment). En plus des points  $I$  et  $J$  représentant le sommet de chaque composante ( $I$  représentera toujours le sommet de la plus haute composante), on se servira de  $A$  et  $B$  qui représentent les valeurs du mélange gaussien en les centres des composantes :  $c_1$  et  $c_2$  ( $A$  ayant même abscisse que  $I$ , et  $B$  même abscisses que  $J$ ). On notera également  $R$  et  $S$  les points d'intersections des composantes,  $R$  étant le point le plus haut. Enfin, on considère  $H$  la valeur du mélange gaussien à l'abscisse de  $R$  et  $M$  milieu de  $[AB]$ .

On regardera ici les informations que peuvent fournir l'étude des angles. Un large spectre d'angle sera examiné :  $\widehat{ARB}$ ,  $\widehat{MRB}$ ,  $\widehat{MRA}$ ,  $\widehat{HRB}$ ,  $\widehat{HRA}$ ,  $\widehat{IRJ}$ ,  $\widehat{MRJ}$ ,  $\widehat{MRI}$ ,  $\widehat{HRJ}$ ,  $\widehat{HRI}$ ,  $\widehat{IRB}$  et  $\widehat{ARJ}$ . On s'attend cependant à ce que certains d'entre eux soient équivalents, notamment ceux qui font intervenir des points sur la même verticale comme  $\widehat{HRA}$  et  $\widehat{HRI}$  par exemple avec à priori une variation un peu plus importante du critère d'hétérogénéité qui sera basé sur  $\widehat{HRA}$  que celui basé sur  $\widehat{HRI}$ .

Tous ces angles ne seront pas calculés. On ne s'intéressera uniquement à leur cosinus qui se calcule aisément de la manière suivante avec le produit

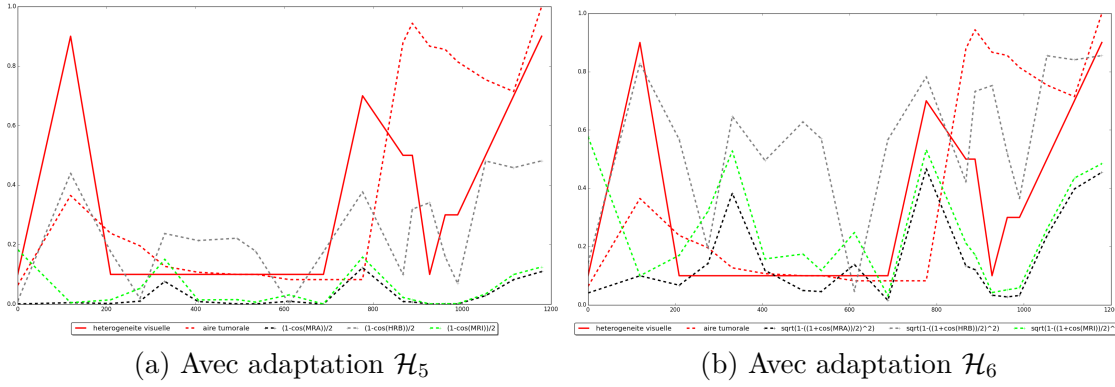


FIGURE 2.7 – Critères basés sur des angles entre points particuliers de l'histogramme des niveaux de gris.

scalaire :

$$\cos(\widehat{BAC}) = \frac{\overrightarrow{AB} \cdot \overrightarrow{AC}}{\|\overrightarrow{AB}\| \|\overrightarrow{AC}\|}. \quad (2.24)$$

Notons que :

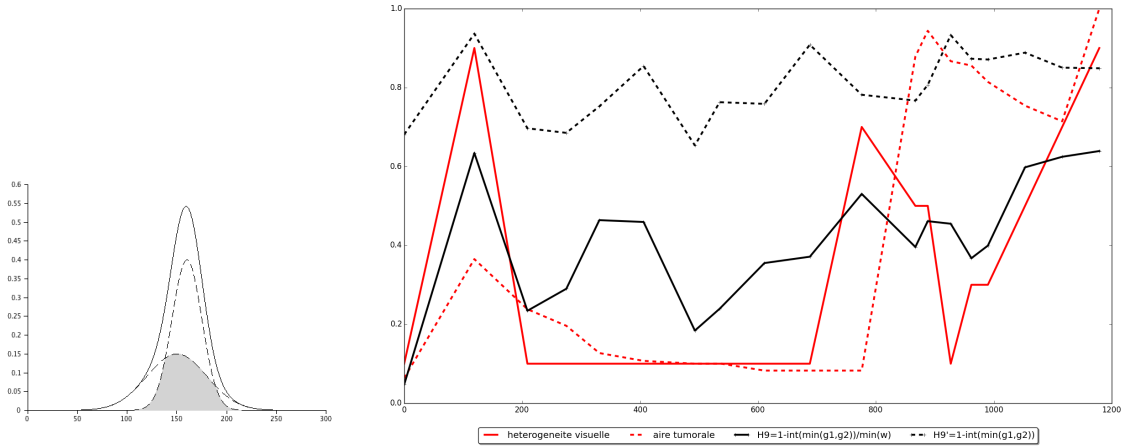
- Plus les angles définis ci-dessus sont petits, plus on s'attend à une tumeur homogène. Le critère d'hétérogénéité doit donc avoir des variations inversées par rapport à celle du cosinus.
- Le critère doit être indépendant du signe de l'angle orienté. Tout critère basé sur le cosinus de l'angle respectera ceci, puisque le cosinus est une fonction paire.
- Le cosinus est à valeur dans  $[-1; 1]$ . Le critère doit quant à lui être entre 0 et 1. Il faut donc adapter. Mais attention à la manière d'adapter. L'idée triviale de la valeur absolue ou du carré ne peut pas être appliquée ici. En effet, le signe de l'angle est sans importance mais le signe de son cosinus l'est ! Si l'angle est obtus (donc grand, ce qui traduirait une hétérogénéité) le cosinus de l'angle est négatif et donc il ne faut surtout pas le ramener à son équivalent aigu ! De même on ne veut qu'un angle droit traduise un cas limite ( $\mathcal{H} = 0$  ou 1). L'angle droit doit être le cas de transition entre l'angle obtus et l'angle aigu.

On souhaite construire ici un critère qui varie de manière monotone en fonction de l'angle. Nous examinerons deux types d'adaptation d'échelle :

$$\mathcal{H}_5(\theta) = \frac{1 - \cos \theta}{2} \quad (2.25)$$

$$\mathcal{H}_6(\theta) = \sqrt{1 - \left( \frac{1 + \cos \theta}{2} \right)^2} \quad (2.26)$$

Pour beaucoup d'angles les résultats fournis sont insatisfaisants : certains sont quasiment constants ( $\mathcal{H}_{5,6}(\widehat{HJR})$  par exemple), d'autres sont très chaotiques (comme  $\mathcal{H}_{5,6}(\widehat{ARB})$ ). Sur la Figure 2.7 est présenté les critères d'hétérogénéité



(a) Schéma représentatif de l'aire commune à deux gaussiennes.

(b) Hétérogénéité fournie avec les critères  $\mathcal{H}_9$  et  $\mathcal{H}'_9$ .

FIGURE 2.8 – Critères basés sur l'aire commune aux deux gaussiennes ( donnée par :  $\int_0^{255} \min(g_1(x), g_2(x)) dx$  ).

restants (*i.e.* non écarté pour les raisons précédentes). Les critères basés sur l'angle  $\widehat{MRI}$  ou sur l'angle  $\widehat{MRA}$  semblent ne pas bien capturer le premier pic d'hétérogénéité même si le second pic est capté ainsi que la remontée finale. Les critères basés sur l'angle  $\widehat{HRB}$  semblent eux bien capté les moments hétérogènes. Les pics d'hétérogénéité sont cependant assez peu différents de certains passages homogènes... Explorons à présent d'autres critères encore.

### Critères basés sur des intégrales.

Dans cette section, on va s'intéresser à construire des critères basés sur des comparaisons d'aires. Dans la section 2.4, on a déjà examiner un critère qui compare l'aire des composantes entre elles. Il s'agit du critère  $Qw$ , l'aire (l'intégrale) de la  $i$ -ème composante valant  $w_i$ . Ici, en observant les gaussiennes produite pour Patient A de plus près, on pourrait penser que l'aire commune aux deux gaussiennes (*cf.* schéma représentatif Figure 2.8a) pourrait être un indicateur. Plus l'aire commune aux deux gaussiennes est élevée, et plus la tumeur semble homogène. On s'intéresse ainsi aux critères suivants :

$$\mathcal{H}_9 = 1 - \frac{1}{\min(w_1, w_2)} \int \min(g_1(x), g_2(x)) dx, \quad (2.27)$$

$$\mathcal{H}'_9 = 1 - \int \min(g_1(x), g_2(x)) dx. \quad (2.28)$$

Les résultats pour ces deux critères sont présentés Figure 2.8b. Considérer l'aire commune relativement à l'aire de la plus petite des gaussiennes ( $\mathcal{H}_9$ ) semble plus pertinent que de considérer l'aire commune seulement ( $\mathcal{H}'_9$ ). Ce critère n'est pas des plus mauvais : l'ensemble des moments hétérogènes est

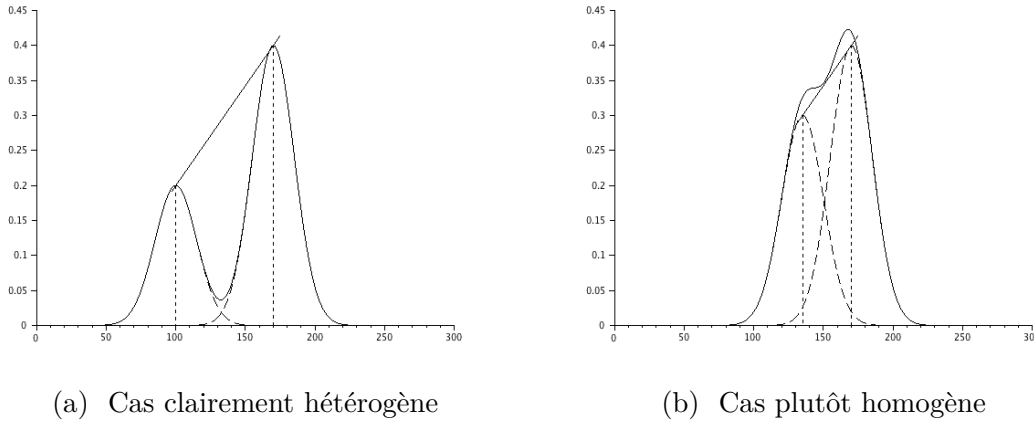


FIGURE 2.9 – Deux configurations très différentes mais fournissant la même pente entre les gaussiennes.

capturé (premier pic avant traitement jour 119, second et troisième pics avant les rechutes (jour 776 et 1116)). Cependant les homogénéisations ne sont pas très bien capturées : il y a notamment le plateau lors du premier traitement et le pic descendant lors du second traitement.

## 2.6 Critère retenu

L'idée de ce dernier critère m'est venu de la constatation suivante. En repartant du critère de la pente décrite entre le sommet des gaussiennes, sur la Figure 2.9 est présenté deux configurations très différentes, mais présentant la même pente. Pourtant la Figure 2.9a est très clairement représentative d'une image hétérogène alors que la Figure 2.9a serait plutôt représentative de qqch d'homogène puisque l'approximation par une seule et unique gaussienne ne serait pas des plus mauvaise. Comment différencier ces deux cas ? Cet exemple mis en exergue nous invite à dire que  $\Delta c$  doit avoir plus de poids que  $\Delta h$  dans le calcul du critère de l'hétérogénéité. Ainsi, j'ai décidé de regarder le critère suivant :

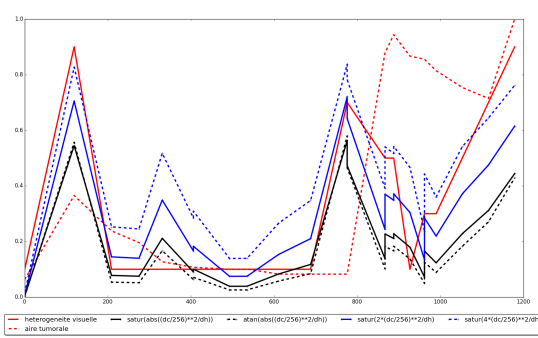
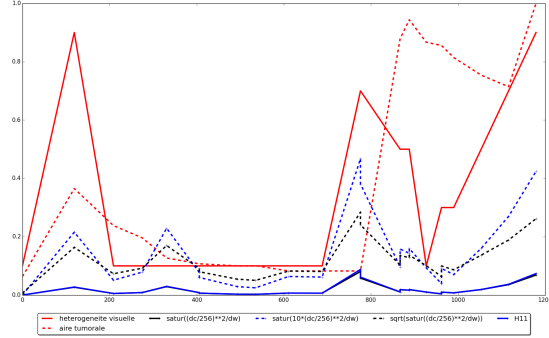
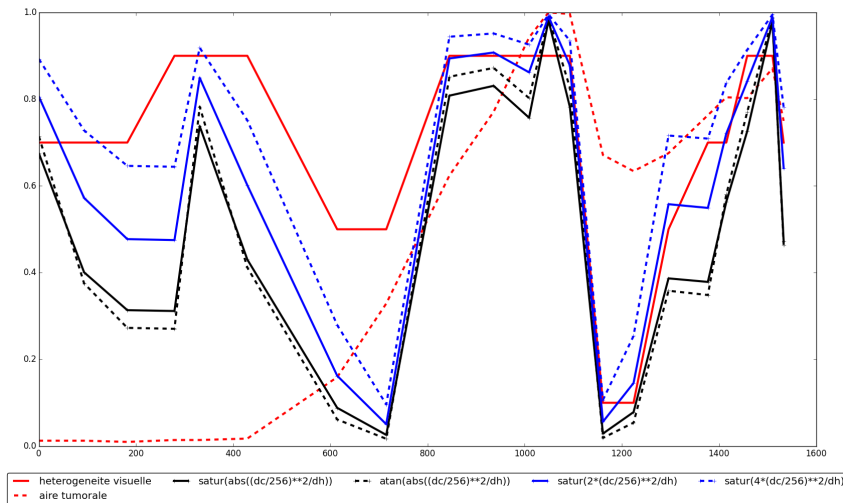
$$\mathcal{H}_{11} = \mathcal{S} \left( \left| \frac{(\Delta c/256)^2}{\Delta w} \right| \right) \quad \text{et} \quad \mathcal{H}_2 = \mathcal{S} \left( \left| \frac{(\Delta c/256)^2}{\Delta h} \right| \right) \quad (2.29)$$

## 2.7 L'hétérogénéité sur les simulations numériques

Nouveau  
chapitre ?

Titre sous-  
section ?



(a) Critères basés sur  $(\Delta c)^2/\Delta h$ (b) Critères basés sur  $(\Delta c)^2/\Delta w$ FIGURE 2.10 – Critères dans lesquels  $\Delta c$  joue un rôle prépondérant.FIGURE 2.11 – Critères basés sur  $(\Delta c)^2/\Delta h$  sur Patient B

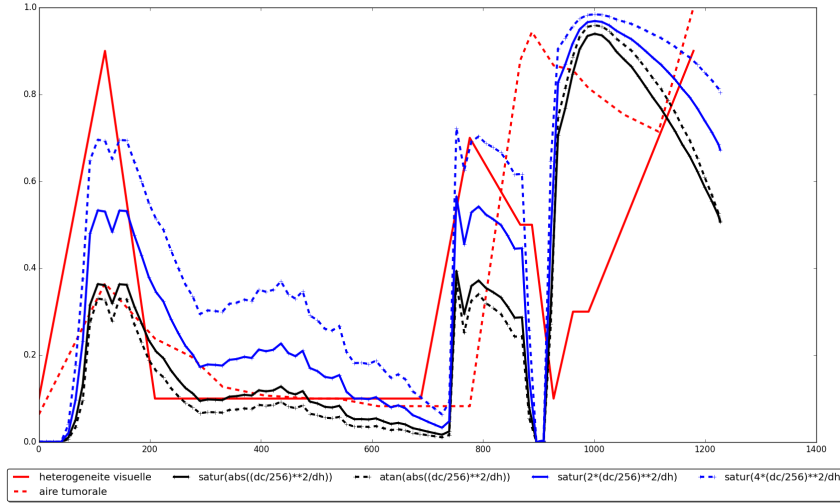


FIGURE 2.12 – Hétérogénéité numérique pour Patient A –  $\tau_N = 33$ ,  $\tau_P = 166$  et  $\tau_S = 215$ . L'hétérogénéité clinique est rappelée, à titre de comparaison, ici en rouge.

### 2.7.1 Titre ....

Maintenant que nous avons un critère qui décrit correctement l'hétérogénéité clinique (d'une métastase à partir de l'imagerie médicale), faisons parler ce critère sur nos simulations numériques. En ce qui concerne cet aspect, les images résultantes (gouvernées par EQREF) des simulations numériques dépendent de 3 paramètres :  $\tau_N$ ,  $\tau_P$  et  $\tau_S$  qui représentent les niveaux de gris associés à chacune de nos populations de notre modèle EDP. Ainsi, pour une simulation numérique donnée, il n'y a pas unicité de l'image produite en niveau de gris, et donc non unicité de l'histogramme. Tout dépend de ces 3 paramètres. Dans un premier temps, on examinera ce que cela donne avec les valeurs heuristiques considérées dans la première partie de ce manuscrit :  $\tau_N = 38$ ,  $\tau_P = 166$  et  $\tau_S = 204$ . Dans un second temps, on pourra faire varier ces paramètres pour examiner l'influence de ceux-ci sur l'hétérogénéité numérique. On ne montrera ici que l'hétérogénéité numérique de Patient A. Celle de Patient B n'a absolument aucune chance d'être correctement reproduite pour la simple et bonne raison que le premier scan est très hétérogène, alors que notre condition initiale dans le modèle numérique est complètement homogène. Il faudrait prendre une condition initiale plus en relation avec l'image médicale, à minima une condition initiale qui présenterait le même niveaux d'hétérogénéité pour pouvoir poursuivre l'étude avec ce patient.

Sur la Figure 2.12 est présenté l'hétérogénéité numérique de Patient A. La fonction objectif pour l'hétérogénéité clinique ainsi que l'évolution de l'aire tumorale sont ici rappelées sur ce graphique à titre comparatif. La phase avec imatinib est correctement décrite :

- Présence d'un pic d'hétérogénéité jour 119.

eqref

Et l'optim  
du niveau  
de gris  
faite entre  
temps ?

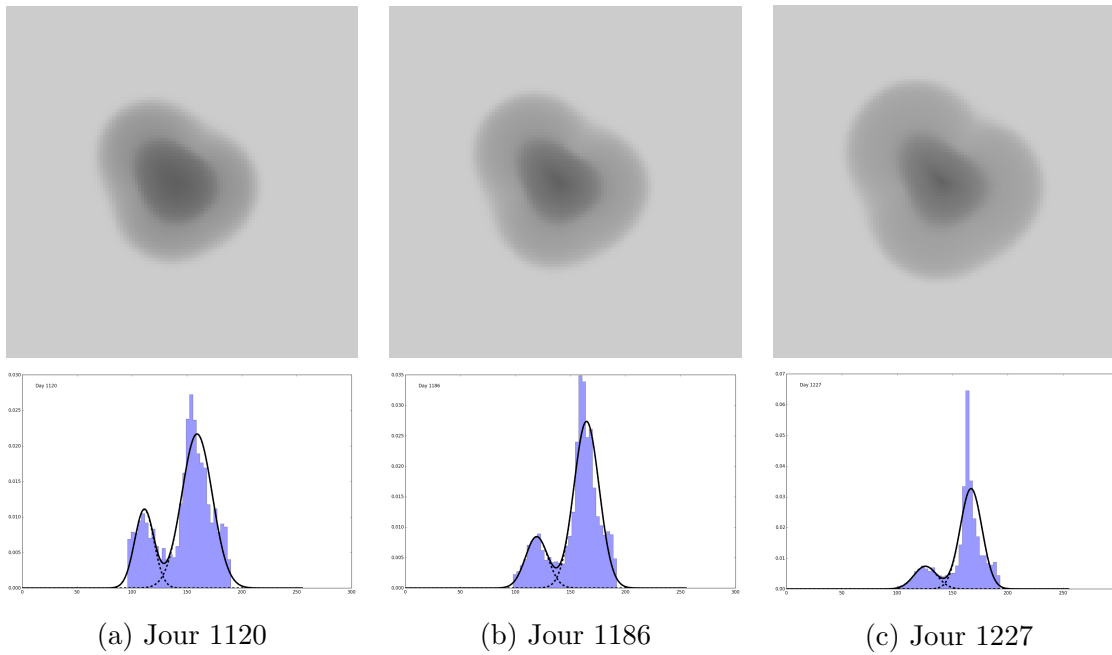


FIGURE 2.13 – Hétérogénéité numérique de Patient A.

- Décroissance de l'hétérogénéité lorsque l'imatinib agit de manière efficace.
- Saut important de l'hétérogénéité qui grandit juste avant la recroissance de l'aire tumorale.

En ce qui concerne la partie avec sunitinib, au début de l'administration du traitement l'hétérogénéité décroît. Cependant :

- La recroissance de l'hétérogénéité numérique a lieu un peu tôt par rapport à celle constatée cliniquement.
- Sur la partie finale (lors de la rechute au sunitinib, après le jour 1116), l'hétérogénéité numérique décroît alors que celle clinique continue d'augmenter.

En ce qui concerne le deuxième point, cela peut venir soit de la manière dont on calcule l'hétérogénéité, soit du modèle EDP lui même qui ne retranscrirait pas bien l'évolution de l'hétérogénéité. La Figure 2.13 tends à dire que c'est plutôt le modèle EDP puisque le jour 1120 est beaucoup plus hétérogénéité que le jour 1227. En effet, le contraste entre les deux masses dominantes (pourtour et intérieur de la tumeur) est beaucoup plus important jour 1120 que jour 1227. De plus le rapport du volume de ces dominantes est beaucoup plus proche de 1 au jour 1120 qu'au jour 1227 (si le ratio est égal à 1 alors les masses sont de volume égal). Ces impressions visuelles sont confirmées par les histogrammes également présentés sur la Figure 2.13. Tout ceci renforce donc l'idée que l'image du jour 1120 est plus hétérogénéité que celle du jour 1227.

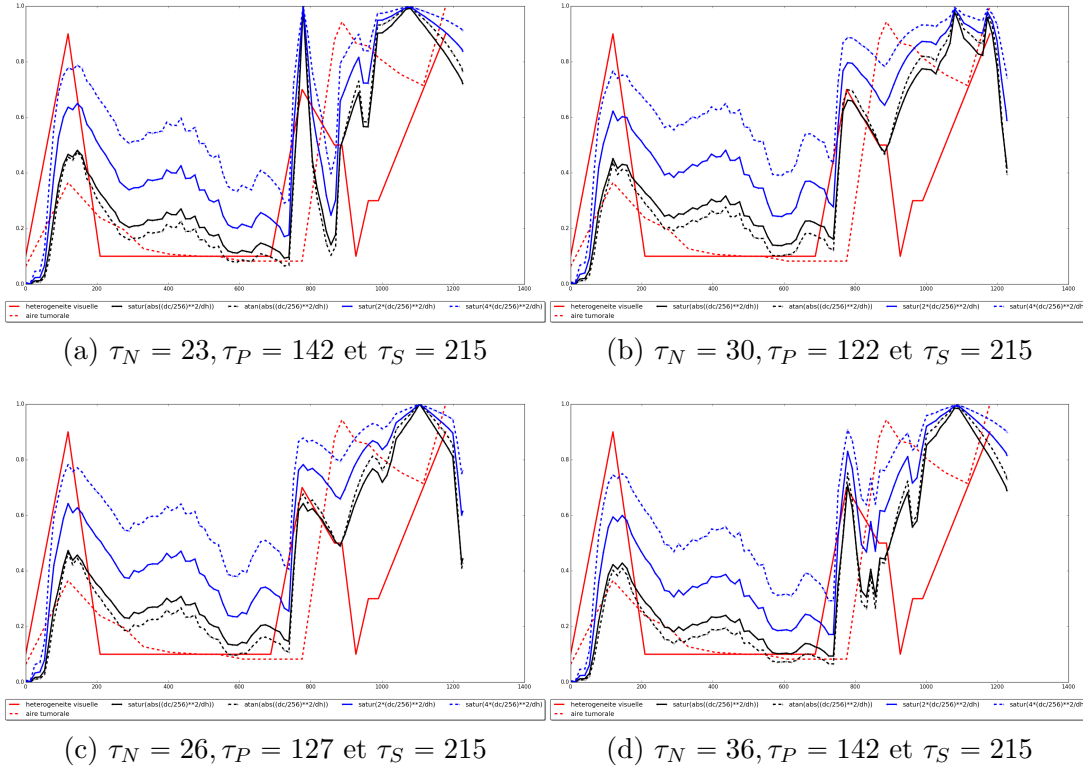


FIGURE 2.14 – Influence du choix des niveaux de gris  $\tau_N, \tau_P$  et  $\tau_S$  sur l'hétérogénéité numérique.

## 2.7.2 Influence des niveaux de gris sur l'hétérogénéité numérique

La principale conséquence du changement des niveaux de gris  $\tau_N, \tau_P$  et  $\tau_S$  est la dilatation de l'histogramme des niveaux de gris. Les variations de l'hétérogénéité ne sont donc que peu dépendante de ces paramètres, comme le montre la Figure 2.14, sur laquelle toutes les courbes sont comparables. Comme différence, on pourra relever tout de même que plus  $\tau_N$  est écarté de  $\tau_P$ , plus les variations de l'hétérogénéité numérique sont importantes. Ceci est notamment visible lors de la rechute à l'imatinib, entre les jours 776 et 888 où le pic descendant de l'hétérogénéité numérique est plus prononcé si  $\tau_P - \tau_N$  est grand. Ceci est conforme à ce que l'on pouvait attendre, puisque cette différence va impacter directement la position des gaussiennes sur l'histogramme, position relative en grande partie donnée par  $\Delta c$  qui intervient dans le calcul de notre critère de l'hétérogénéité numérique.