Segmentation des images ultrasonores par une approche de phase locale: Application aux images échocardiographiques pédiatriques

Ahror BELAID

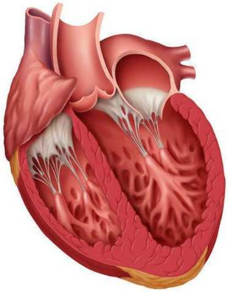
UMR CNRS 6599 - HeuDiaSyC
Université de Technologie de Compiègne

Soutenance de thèse, 28 novembre 2011,
sous la direction de Djamal BOUKERROUI et Jean-François LERALLUT

Pourquoi la cardiologie ?

Système cardiovasculaire

- Première cause de mortalité dans le monde, $13,5$ millions en 2008 [OMS]
- En France, la deuxième cause de mortalité : 27.5% [INSERM]



Pourquoi la pédiatrie ?

Pédiatrie et cardiologie congénitales

- La précocité du diagnostic est ici, encore plus qu'ailleurs, vitale pour la santé future de l'enfant
- Les cardiopathies constituent les malformations congénitales les plus fréquentes.

Pourquoi l'échographie ?

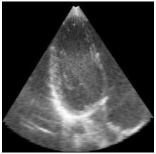
L'échographie

- L'innocuité
- La cadence de l'image
- Coût final de revient

Scanner

IRM

Échographie



Position de la problématique

Interprétation des données

Besoin d'une segmentation automatique ou semi automatique

Contraintes liées à la structure d'intérêt

Anatomique Éléments cardiaques très petits, donc difficiles à détecter par les algorithmes automatiques

Physiologique Un cœur d'enfant est hyper contractile

Position de la problématique

Interprétation des données

Besoin d'une segmentation automatique ou semi automatique

Contraintes liées à la structure d'intérêt

Anatomique Éléments cardiaques très petits, donc difficiles à détecter par les algorithmes automatiques

Physiologique Un cœur d'enfant est hyper contractile

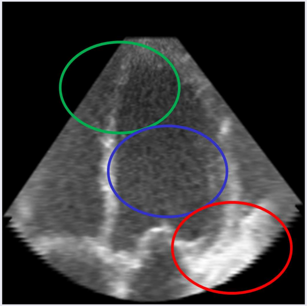
Position de la problématique

Interprétation des données

Besoin d'une segmentation automatique ou semi automatique

Contraintes liées à l'image/l'imagerie

- ☹ Faible contraste
- ☹ Bruit speckle
- ☹ Atténuation



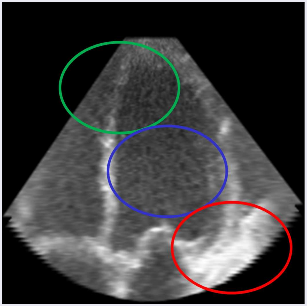
Position de la problématique

Interprétation des données

Besoin d'une segmentation automatique ou semi automatique

Contraintes liées à l'image/l'imagerie

- ☹ Faible contraste
- ☹ Bruit speckle
- ☹ Atténuation



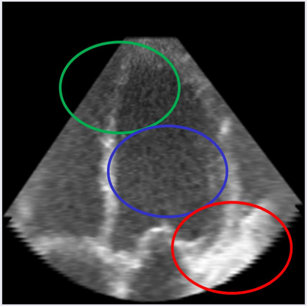
Position de la problématique

Interprétation des données

Besoin d'une segmentation automatique ou semi automatique

Contraintes liées à l'image/l'imagerie

- ☹ Faible contraste
- ☹ Bruit speckle
- ☹ Atténuation



Méthodologie adoptée

Difficulté	Modélisation	Traitement
Géométrie complexe Mesures ventriculaires Visualisation 3D	$\xrightarrow{\text{É}\textit{nergie}}$	Contours actifs Ensembles de niveaux

Méthodologie adoptée

Difficulté	Modélisation	Traitement
Géométrie complexe Mesures ventriculaires Visualisation 3D	$\xrightarrow{\text{É}\textit{nergie}}$	Contours actifs Ensembles de niveaux
Structures fines	$\xrightarrow{\textit{filtres}}$	Multi-échelles

Méthodologie adoptée

Difficulté	Modélisation	Traitement
Géométrie complexe Mesures ventriculaires Visualisation 3D	$\xrightarrow{\text{Énergie}}$	Contours actifs Ensembles de niveaux
Structures fines	$\xrightarrow{\text{filtres}}$	Multi-échelles
Bruit speckle	$\xrightarrow{\text{Région}}$	Approche statistique

Méthodologie adoptée

Difficulté	Modélisation	Traitement
Géométrie complexe Mesures ventriculaires Visualisation 3D	$\xrightarrow{\textit{Énergie}}$	Contours actifs Ensembles de niveaux
Structures fines	$\xrightarrow{\textit{filtres}}$	Multi-échelles
Bruit speckle	$\xrightarrow{\textit{Région}}$	Approche statistique
Atténuation Faible contraste	$\xrightarrow{\textit{Contour}}$	Information de phase

Plan

1. **Modèles variationnels**
   - Contour Actif Géodésique (GAC)
   - Modèle du Maximum de Vraisemblance (MV)
   - Modèle du Laplacien
2. **L'information de phase locale**
   - La phase locale 1D
   - La phase locale nD
   - Les filtres en quadratures
3. **Contributions**
   - Terme d'alignement monogénique
   - Feature Asymmetry Monogénique (MFA)
   - Modèle du MV local
4. **Expérimentation**
5. **Conclusion et perspectives**

Plan

Plan

1. **Modèles variationnels**
   - Contour Actif Géodésique (GAC)
   - Modèle du Maximum de Vraisemblance (MV)
   - Modèle du Laplacien
2. **L'information de phase locale**
   - La phase locale 1D
   - La phase locale nD
   - Les filtres en quadratures
3. **Contributions**
   - Terme d'alignement monogénique
   - Feature Asymmetry Monogénique (MFA)
   - Modèle du MV local
4. **Expérimentation**
5. **Conclusion et perspectives**

Plan

Plan

Historique

- Formalisme de minimisation d'énergie, [Geman et Geman 1984]
- Contours actifs paramétriques, courbe $\mathcal{C}(p, t)$ en mouvement, [Kass et al. 1988]
- Implémentation par ensemble de niveaux, $\phi(\mathcal{C}, t) = 0$, [Osher et al. 1985]
- Contours actifs géométriques, [Malladi et al. 1995]

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = F(\kappa)|\nabla \phi| \quad , \quad \text{avec} \quad \kappa = \mathrm{div}\left(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|}\right) \quad .$$

Historique

- Formalisme de minimisation d'énergie, [Geman et Geman 1984]
- Contours actifs paramétriques, courbe $\mathcal{C}(p, t)$ en mouvement, [Kass et al. 1988]
- Implémentation par ensemble de niveaux, $\phi(\mathcal{C}, t) = 0$, [Osher et al. 1985]
- Contours actifs géométriques, [Malladi et al. 1995]

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = F(\kappa)|\nabla \phi| \quad , \quad \text{avec} \quad \kappa = \mathrm{div}\left(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|}\right) \quad .$$

Historique

- Formalisme de minimisation d'énergie, [Geman et Geman 1984]
- Contours actifs paramétriques, courbe $\mathcal{C}(p, t)$ en mouvement, [Kass et al. 1988]
- Implémentation par ensemble de niveaux, $\phi(\mathcal{C}, t) = 0$, [Osher et al. 1985]
- Contours actifs géométriques, [Malladi et al. 1995]

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = F(\kappa)|\nabla \phi| \quad , \quad \text{avec} \quad \kappa = \mathrm{div}\left(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|}\right) \quad .$$

Historique

- Formalisme de minimisation d'énergie, [Geman et Geman 1984]
- Contours actifs paramétriques, courbe $\mathcal{C}(p, t)$ en mouvement, [Kass et al. 1988]
- Implémentation par ensemble de niveaux, $\phi(\mathcal{C}, t) = 0$, [Osher et al. 1985]
- Contours actifs géométriques, [Malladi et al. 1995]

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = F(\kappa)|\nabla \phi| \quad , \quad \text{avec} \quad \kappa = \text{div}\left(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|}\right) \quad .$$

Les modèles d'ensembles de niveaux

Nous nous intéressons plus particulièrement aux :

- Contour Actifs Géodésiques (GAC)[Caselles et al. 1997]
- Modèle du Laplacien [Kimmel et al. 2003]
- Modèle de Maximum de Vraisemblance (MV) [Zhu et Yuille 1996]

Plan

Principe du modèle GAC

- Recherche un géodésique - une courbe de longueur minimale -

$$\mathcal{E}_{GAC}(\mathcal{C}) = \int_0^1 g(|\nabla I(\mathcal{C}(p))|)|\frac{\partial \mathcal{C}}{\partial p}|dp \ ,$$

avec

$$g(|\nabla I|) = \frac{1}{1 + |\nabla(G * I)|^p} \ , \quad p \geq 1 \ .$$

où G représente un filtre gaussien et $*$ le produit de convolution.

- La fonction d'évolution associée à la fonctionnelle en intégrant ϕ est donnée par :

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = \mathrm{div}\left(g(|\nabla I|)\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|}\right)|\nabla \phi| \ .$$

Principe du modèle GAC

- Recherche un géodésique - une courbe de longueur minimale -

$$\mathcal{E}_{GAC}(\mathcal{C}) = \int_0^1 g(|\nabla I(\mathcal{C}(p))|)|\frac{\partial \mathcal{C}}{\partial p}|dp \ ,$$

avec

$$g(|\nabla I|) = \frac{1}{1 + |\nabla(G * I)|^p} \ , \quad p \geq 1 \ .$$

où G représente un filtre gaussien et $*$ le produit de convolution.

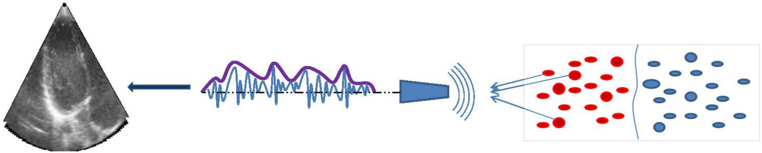
- La fonction d'évolution associée à la fonctionnelle en intégrant ϕ est donnée par :

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = \mathrm{div}\Big(g(|\nabla I|)\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|}\Big)|\nabla \phi| \ .$$

Plan

Statistiques des images ultrasonores

- Inhomogénéité acoustique du milieu traversé
- Présence des diffuseurs
- Cellule de résolution



Modèles statistiques des images ultrasonores

TABLE: Quelques caractéristiques des modèles de distribution.

Modèle	densité diffuseurs aléatoire	cohérence diffuseurs	complexité
Rayleigh	forte	non	faible
Rice	forte	oui	faible
K-distribution	indifférente	non	élevée
Homodyned K	indifférente	indifférente	élevée
Nakagami	indifférente	indifférente	faible
RiIG	indifférente	indifférente	élevée

Modèle de Maximum de Vraisemblance (MV)

- On recherche la partition de l'image qui maximise la fonction de vraisemblance des données observées
- La distribution est connue a priori p, [Sarti et al. 2005], Rayleigh
- Ce qui implique la minimisation de la fonction d'énergie suivante :

$$\mathcal{E}_{RG}(\phi) = -\int_\Omega H(\phi)\log p(I,\theta_1)d\mathbf{x} - \int_\Omega (1 - H(\phi))\log p(I,\theta_2)d\mathbf{x} + \nu \int_\Omega |\nabla H(\phi)|d\mathbf{x} \ ,$$

Modèle de Maximum de Vraisemblance (MV)

- On recherche la partition de l'image qui maximise la fonction de vraisemblance des données observées
- La distribution est connue a priori p, [Sarti et al. 2005], Rayleigh
- Ce qui implique la minimisation de la fonction d'énergie suivante :

$$\mathcal{E}_{RG}(\phi) = -\int_{\Omega} H(\phi) \log p(I, \theta_1) d\mathbf{x} - \int_{\Omega} (1 - H(\phi)) \log p(I, \theta_2) d\mathbf{x} + \nu \int_{\Omega} |\nabla H(\phi)| d\mathbf{x} \quad ,$$

Modèle de Maximum de Vraisemblance (MV)

- On recherche la partition de l'image qui maximise la fonction de vraisemblance des données observées
- La distribution est connue a priori p, [Sarti et al. 2005], Rayleigh
- Ce qui implique la minimisation de la fonction d'énergie suivante :

$$\mathcal{E}_{RG}(\phi) = -\int_{\Omega} H(\phi) \log p(I, \theta_1) d\mathbf{x} - \int_{\Omega} (1 - H(\phi)) \log p(I, \theta_2) d\mathbf{x} + \nu \int_{\Omega} |\nabla H(\phi)| d\mathbf{x} \ ,$$

Modèle de Maximum de Vraisemblance (MV)

- On recherche la partition de l'image qui maximise la fonction de vraisemblance des données observées
- La distribution est connue a priori p, [Sarti et al. 2005], Rayleigh
- Ce qui implique la minimisation de la fonction d'énergie suivante :

$$\mathcal{E}_{RG}(\phi) = -\int_\Omega H(\phi)\log p(I,\theta_1)d\mathbf{x} - \int_\Omega (1-H(\phi))\log p(I,\theta_2)d\mathbf{x} + \nu\int_\Omega |\nabla H(\phi)|d\mathbf{x} \ ,$$

$$\frac{\partial\phi}{\partial t} = \delta(\phi)\left(\log\frac{p(I(\mathbf{x}),\theta_2)}{p(I(\mathbf{x}),\theta_1)} + \nu\,\mathrm{div}\left(\frac{\nabla\phi}{|\nabla\phi|}\right)\right) \ .$$

Plan

Fondement du modèle de Laplacien

1. Kimmel et Bruckstein [2003] ont démontré que le Laplacien est la solution d'une minimisation d'une énergie $\mathcal{E}_A$
2. Ils ont fait le lien entre le détecteur de contour Laplacien et la théorie des contours actifs
3. La minimisation de la fonctionnelle $\mathcal{E}_A(\mathcal{C})$ est par la suite résolue en faisant appel aux techniques traditionnelles des ensembles de niveaux et de descente du gradient.

Fondement du modèle de Laplacien

1. Kimmel et Bruckstein [2003] ont démontré que le Laplacien est la solution d'une minimisation d'une énergie $\mathcal{E}_A$
2. Ils ont fait le lien entre le détecteur de contour Laplacien et la théorie des contours actifs
3. La minimisation de la fonctionnelle $\mathcal{E}_A(\mathcal{C})$ est par la suite résolue en faisant appel aux techniques traditionnelles des ensembles de niveaux et de descente du gradient.

Fondement du modèle de Laplacien

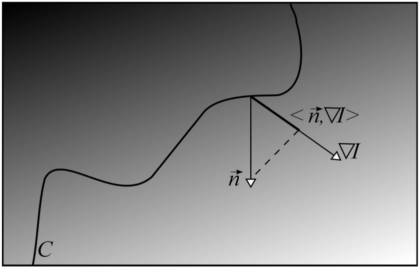
1. Kimmel et Bruckstein [2003] ont démontré que le Laplacien est la solution d'une minimisation d'une énergie $\mathcal{E}_A$
2. Ils ont fait le lien entre le détecteur de contour Laplacien et la théorie des contours actifs
3. La minimisation de la fonctionnelle $\mathcal{E}_A(\mathcal{C})$ est par la suite résolue en faisant appel aux techniques traditionnelles des ensembles de niveaux et de descente du gradient.

Modèle du Laplacien (Terme d'alignement)

Interprétation

$$\mathcal{E}_A(\mathcal{C}) = \int_0^1 \langle \nabla I(x(p), y(p)), \mathbf{n}(p) \rangle \left| \frac{\partial \mathcal{C}}{\partial p} \right| dp \ ,$$

$$\frac{\partial \mathcal{E}_A(\mathcal{C})}{\partial \mathcal{C}} = \underbrace{\mathrm{div}(\nabla I)}_{\Delta I}\, \mathbf{n}.$$

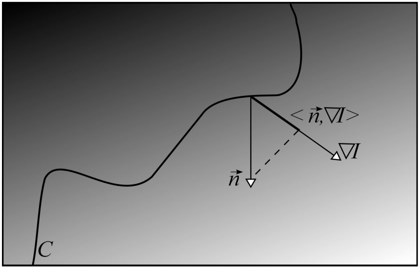


Modèle du Laplacien (Terme d'alignement)

Interprétation

$$\mathcal{E}_A(\mathcal{C}) = \int_0^1 \langle \nabla I(x(p), y(p)), \mathbf{n}(p) \rangle \left| \frac{\partial \mathcal{C}}{\partial p} \right| dp \ ,$$

$$\frac{\partial \mathcal{E}_A(\mathcal{C})}{\partial \mathcal{C}} = \underbrace{\mathrm{div}(\nabla I)}_{\Delta I} \, \mathbf{n}.$$

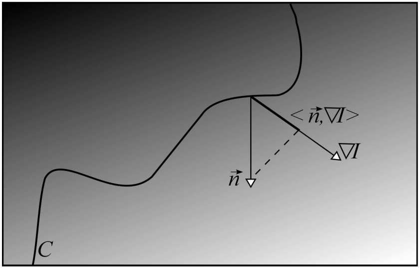


Modèle du Laplacien (Terme d'alignement)

Interprétation

$$\mathcal{E}_A(\mathcal{C}) = \int_0^1 \langle \nabla I(x(p), y(p)), \mathbf{n}(p) \rangle \left| \frac{\partial \mathcal{C}}{\partial p} \right| dp \ ,$$

$$\frac{\partial \mathcal{E}_A(\mathcal{C})}{\partial \mathcal{C}} = \underbrace{\mathrm{div}(\nabla I)}_{\Delta I} \mathbf{n}.$$

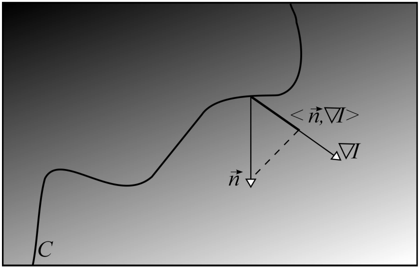


Modèle du Laplacien (Terme d'alignement)

Interprétation

$$\mathcal{E}_A(\mathcal{C}) = \int_0^1 \langle \nabla I(x(p), y(p)), \mathbf{n}(p) \rangle \left| \frac{\partial \mathcal{C}}{\partial p} \right| dp \ ,$$

$$\frac{\partial \mathcal{E}_A(\mathcal{C})}{\partial \mathcal{C}} = \underbrace{\mathrm{div}(\nabla I)}_{\Delta I} \, \mathbf{n}.$$

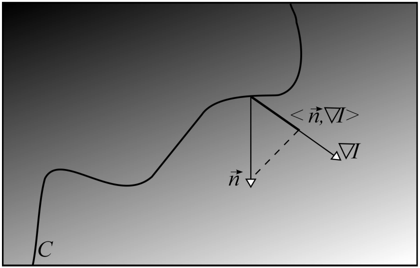


Modèle du Laplacien (Terme d'alignement)

Terme d'alignement robuste

$$\mathcal{E}_{AR}(\mathcal{C}) = \int_0^1 |\langle \nabla I(x(p), y(p)), \mathbf{n}(p)\rangle|\,|\frac{\partial \mathcal{C}}{\partial p}|dp \;\; ,$$

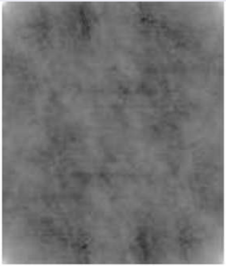
$$\frac{\partial \mathcal{E}_{AR}(\mathcal{C})}{\partial \mathcal{C}} = \mathrm{sign}(\langle \nabla I, \mathbf{n}\rangle)\mathrm{div}(\nabla I)\mathbf{n}.$$



Plan

L'importance de la phase

[Openheim & Lim 1981]

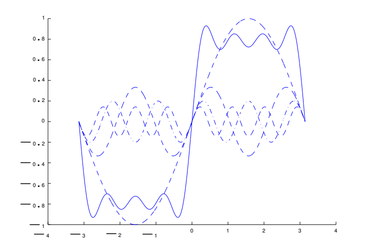


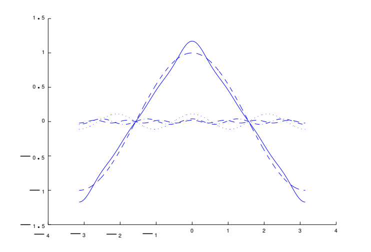
$F^{-1}[|F(u)|]$

$F^{-1}[e^{-i\varphi(u)}]$

L'importance de la phase

[Morron & Burr 1988]





De la phase de Fourier vers la phase locale

- La phase locale est vue comme la compensation spatiale de la phase de Fourier
  - La phase de Fourier : La phase du signal d'une composante fréquentielle donnée
  - La phase locale : La phase du signal à une position donnée
- La phase locale est vue comme la décomposition du signal en base des symétries
  - Lignes (symétries paires)
  - Bords (symétries impaires)

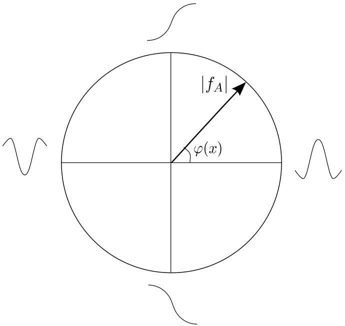
De la phase de Fourier vers la phase locale

- La phase locale est vue comme la compensation spatiale de la phase de Fourier
  - La phase de Fourier : La phase du signal d'une composante fréquentielle donnée
  - La phase locale : La phase du signal à une position donnée
- La phase locale est vue comme la décomposition du signal en base des symétries
  - Lignes (symétries paires)
  - Bords (symétries impaires)

Interprétation de la phase locale

Structures locales

- $\varphi = 2\pi k$: ligne positive
- $\varphi = \pi + 2\pi k$: ligne négative
- $\varphi = \frac{\pi}{2} + 2\pi k$: transition positive
- $\varphi = -\frac{\pi}{2} + 2\pi k$: transition négative



Calcul de la phase locale

- La phase locale 1D est définie à partir du signal analytique [Gabor 1946]
- Le signal analytique est construit à partir de la transformée de Hilbert

Signal analytique [Gabor 1946]

$$f_{\mathcal{H}}(x) = f(x) * \frac{1}{\pi x} \implies F_{\mathcal{H}}(u) = -i \cdot \mathrm{sign}(u) \cdot F(u) = \mathrm{H}(u) \cdot F(u)$$

Transformée de Hilbert

$$f_A(x) = f(x) + i\mathcal{H}[f(x)] = |f_A(x)| e^{i\varphi_{f_A(x)}} \implies F_A(u) = 2 \cdot \Pi(u) \cdot F(u)$$

Plan

Signal Monogénique

- Extension nD du signal analytique [Felsberg 2002]
- La transformée de Riesz $\mathbf{f}_{\mathcal{R}} : \mathbb{R}^n \longrightarrow \mathbb{R}^n$
- Projection d'un signal $f : \mathbb{R}^n \longrightarrow \mathbb{R}$ dans un espace de dimension (n+1)

$$f_M : \mathbb{R}^n \longrightarrow \mathbb{R}^{n+1}$$

$$f_M(\mathbf{x}) = (-\mathbf{f}_{\mathcal{R}}(\mathbf{x}), f(\mathbf{x}))$$

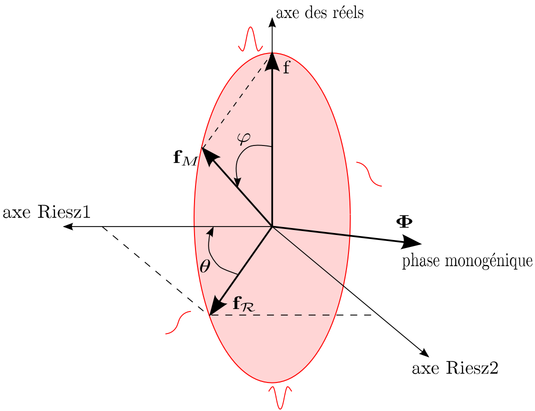
Signal Monogénique

- Amplitude locale

$$|f_M(\mathbf{x})| = \sqrt{f(\mathbf{x})^2 + |\mathbf{f}_{\mathcal{R}}(\mathbf{x})|^2}$$

- Vecteur de phase locale

$$\begin{aligned}\Phi &= \varphi(\mathbf{x})\mathbf{r}(\mathbf{x}) \\ &= \arctan\left(\frac{|\mathbf{f}_{\mathcal{R}}(\mathbf{x})|}{f(\mathbf{x})}\right)\frac{\mathbf{f}_{\mathcal{R}}(\mathbf{x})}{|\mathbf{f}_{\mathcal{R}}(\mathbf{x})|}\end{aligned}$$



Signal Monogénique

Image originale de [Felsberg 2002] amplitude orientation phase

Plan

Les filtres en quadratures

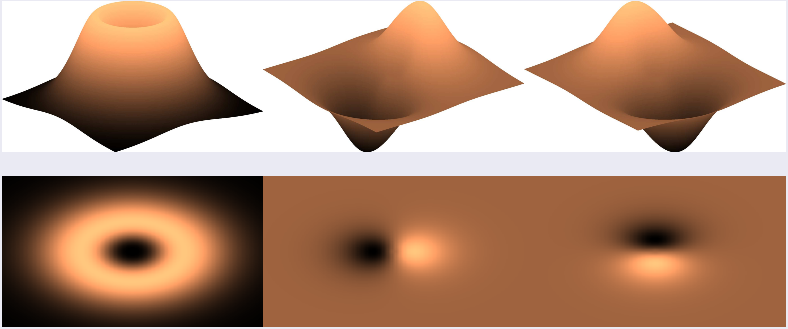
- Un moyen pratique pour estimer le signal analytique (monogénique) [Granlund & Knutsson 1995], [Knutsson 2003]
- c un filtre passe-bande

$$
\begin{aligned}
f_M(\mathbf{x}) &= (-\mathbf{f}_{\mathcal{R}}, f)(\mathbf{x}) * c(\mathbf{x}) \\
&= (-\mathbf{f}_{\mathcal{R}} * c, f * c)(\mathbf{x}) \\
&= f(\mathbf{x}) * \underbrace{(\underbrace{h_1 * c, h_2 * c}_{\text{impaire}}, \underbrace{c}_{\text{paire}})}_{\text{filtre en quadrature}}(\mathbf{x})
\end{aligned}
$$

Les filtres en quadratures

Filtre de Cauchy [Boukerroui et al. 2004]

$$F_{\mathcal{C}h}(u) = n_c u^a exp(-\sigma u), \quad u \geq 0, \quad a > 1 \quad ,$$



Les filtres en quadratures

L'importance du filtre de Poisson et ses dérivées

- Il est étroitement lié au signal monogénique. Il constitue un espace-échelle monogénique [Felsberg et al. 2004]

Pourquoi le filtre de Cauchy

- Construit à partir du filtre de Poisson. Il est étroitement lié au signal monogénique [Belaid et al. 2009]
- Il est une généralisation du filtre de Laplacian de Poisson (LoP)
- Cauchy est suggéré comme une meilleure alternative au filtre Log-Gabor [Boukerroui et al. 2004]
- Il a fait ses preuves en pratique [Belaid et al. 2009]

Les filtres en quadratures

L'importance du filtre de Poisson et ses dérivées

- Il est étroitement lié au signal monogénique. Il constitue un espace-échelle monogénique [Felsberg et al. 2004]

Pourquoi le filtre de Cauchy

- Construit à partir du filtre de Poisson. Il est étroitement lié au signal monogénique [Belaid et al. 2009]
- Il est une généralisation du filtre de Laplacien de Poisson (LoP).
- Cauchy est suggéré comme une meilleure alternative au filtre Log-Gabor [Boukerroui et al. 2004]
- Il a fait ses preuves en pratique [Belaid et al. 2009]

Les filtres en quadratures

L'importance du filtre de Poisson et ses dérivées

- Il est étroitement lié au signal monogénique. Il constitue un espace-échelle monogénique [Felsberg et al. 2004]

Pourquoi le filtre de Cauchy

- Construit à partir du filtre de Poisson. Il est étroitement lié au signal monogénique [Belaid et al. 2009]
- Il est une généralisation du filtre de Laplacien de Poisson (LoP).
  - Récemment, LoP est présenté comme le filtre le plus adapté au signal monogénique [Sedlazek et al. 2008]
- Cauchy est suggéré comme une meilleure alternative au filtre Log-Gabor [Boukerroui et al. 2004]
- Il a fait ses preuves en pratique [Belaid et al. 2009]

Les filtres en quadratures

L'importance du filtre de Poisson et ses dérivées

- Il est étroitement lié au signal monogénique. Il constitue un espace-échelle monogénique [Felsberg et al. 2004]

Pourquoi le filtre de Cauchy

- Construit à partir du filtre de Poisson. Il est étroitement lié au signal monogénique [Belaid et al. 2009]
- Il est une généralisation du filtre de Laplacien de Poisson (LoP).
  - Récemment, LoP est présenté comme le filtre le plus adapté au signal monogénique [Sadlazek 2008]
- Cauchy est suggéré comme une meilleure alternative au filtre Log-Gabor [Boukerroui et al. 2004]
- Il a fait ses preuves en pratique [Belaid et al. 2009]

Les filtres en quadratures

L'importance du filtre de Poisson et ses dérivées

- Il est étroitement lié au signal monogénique. Il constitue un espace-échelle monogénique [Felsberg et al. 2004]

Pourquoi le filtre de Cauchy

- Construit à partir du filtre de Poisson. Il est étroitement lié au signal monogénique [Belaid et al. 2009]
- Il est une généralisation du filtre de Laplacien de Poisson (LoP).
  - Récemment, LoP est présenté comme le filtre le plus adapté au signal monogénique [Sedlazek 2008]
- Cauchy est suggéré comme une meilleure alternative au filtre Log-Gabor [Boukerroui et al. 2004]
- Il a fait ses preuves en pratique [Belaid et al. 2009]

Les filtres en quadratures

L'importance du filtre de Poisson et ses dérivées

- Il est étroitement lié au signal monogénique. Il constitue un espace-échelle monogénique [Felsberg et al. 2004]

Pourquoi le filtre de Cauchy

- Construit à partir du filtre de Poisson. Il est étroitement lié au signal monogénique [Belaid et al. 2009]
- Il est une généralisation du filtre de Laplacien de Poisson (LoP).
  - Récemment, LoP est présenté comme le filtre le plus adapté au signal monogénique [Sedlazek 2008]
- Cauchy est suggéré comme une meilleure alternative au filtre Log-Gabor [Boukerroui et al. 2004]
- Il a fait ses preuves en pratique [Belaid et al. 2009]

Les filtres en quadratures

L'importance du filtre de Poisson et ses dérivées

- Il est étroitement lié au signal monogénique. Il constitue un espace-échelle monogénique [Felsberg et al. 2004]

Pourquoi le filtre de Cauchy

- Construit à partir du filtre de Poisson. Il est étroitement lié au signal monogénique [Belaid et al. 2009]
- Il est une généralisation du filtre de Laplacien de Poisson (LoP).
  - Récemment, LoP est présenté comme le filtre le plus adapté au signal monogénique [Sedlazek 2008]
- Cauchy est suggéré comme une meilleure alternative au filtre Log-Gabor [Boukerroui et al. 2004]
- Il a fait ses preuves en pratique [Belaid et al. 2009]

Les filtres en quadratures

L'importance du filtre de Poisson et ses dérivées

- Il est étroitement lié au signal monogénique. Il constitue un espace-échelle monogénique [Felsberg et al. 2004]

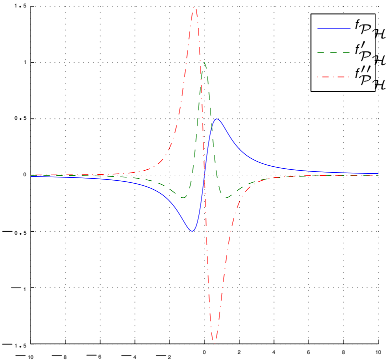
Pourquoi le filtre de Cauchy

- Construit à partir du filtre de Poisson. Il est étroitement lié au signal monogénique [Belaid et al. 2009]
- Il est une généralisation du filtre de Laplacien de Poisson (LoP).
  - Récemment, LoP est présenté comme le filtre le plus adapté au signal monogénique [Sedlazek 2008]
- Cauchy est suggéré comme une meilleure alternative au filtre Log-Gabor [Boukerroui et al. 2004]
- Il a fait ses preuves en pratique [Belaid et al. 2009]

Les filtres en quadratures

Lien entre les filtres de Cauchy et Poisson

- Le filtre de Cauchy est la $a^{\text{ième}}$ dérivée spatiale du filtre de Poisson
- $f_P(\mathbf{x}) = n_c \frac{\sigma}{2\pi(\sigma^2+\mathbf{x}^2)^{3/2}}$
- a impaire $\rightarrow$ $a^{\text{ième}}$ dérivée de $(f_{\mathcal{P}}/f_{\mathcal{P}_{\mathcal{H}}})$
- a paire $\rightarrow$ $a^{\text{ième}}$ dérivée de $(f_{\mathcal{P}_{\mathcal{H}}}/f_{\mathcal{P}})$
- $$F_{\mathcal{C}h}(u) = n_c u^a exp(-\sigma u) \ ,$$
  $$F_P(u) = n_c \exp(-\sigma u)$$



Plan

Lien entre le modèle du Laplacien et la transformée de Riesz

Lien entre le modèle du Laplacien et la transformée de Riesz

Lien direct entre la transformée de Riesz et le gradient complèxe

$$f_{\mathcal{R}}(\mathbf{x}) \quad = \quad -\left(\frac{\partial}{\partial x} + i\frac{\partial}{\partial y}\right)\left(\frac{1}{2\pi|\mathbf{x}|} * I(\mathbf{x})\right) \quad ,$$

Interpréter la transformée de Riesz comme le gradient d'une image lissée

Lien entre le modèle du Laplacien et la transformée de Riesz

Lien direct entre la transformée de Riesz et le gradient complèxe

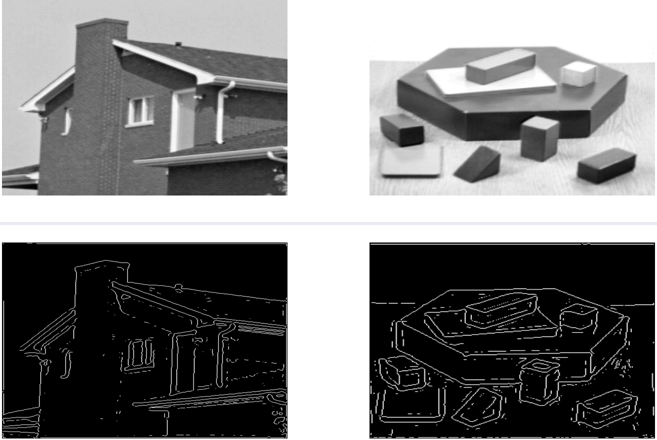
$$f_{\mathcal{R}}(\mathbf{x}) \quad = \quad -\left(\frac{\partial}{\partial x} + i\frac{\partial}{\partial y}\right)\left(\frac{1}{2\pi|\mathbf{x}|} * I(\mathbf{x})\right) \quad ,$$

Interpréter la transformée de Riesz comme le gradient d'une image lissée

$$\begin{aligned} \frac{\partial|\mathbf{f}_{\mathcal{R}}(\mathbf{x})|}{\partial \mathbf{r}} \quad &= \quad \mathrm{div}(\mathbf{f}_{\mathcal{R}}(\mathbf{x})) \ \text{, avec } \ \mathbf{r} = \frac{\mathbf{f}_{\mathcal{R}}(\mathbf{x})}{|\mathbf{f}_{\mathcal{R}}(\mathbf{x})|} \\ \frac{\partial|\nabla I|}{\partial \mathbf{r}} \quad &= \quad \mathrm{div}(\nabla I) \ \text{, avec } \ \mathbf{r} = \frac{\nabla I}{|\nabla I|} \end{aligned}$$

Exemple

Passage par zéro de la DTR



Formulation variationnelle et interprétation

Formulation variationnelle

La fonctionnelle

$$\mathcal{E}_{AR}(\mathcal{C}) = \int_0^1 |\langle \mathbf{f}_{\mathcal{R}}(x(p), y(p)), \mathbf{n}(p)\rangle| |\frac{\partial \mathcal{C}}{\partial p}| dp \ ,$$

L'équation d'évolution

$$\frac{\partial \mathcal{E}_{AR}(\mathcal{C})}{\partial \mathcal{C}} = \mathrm{sign}(\langle \mathbf{f}_{\mathcal{R}}, \mathbf{n}\rangle)\mathrm{div}(\mathbf{f}_{\mathcal{R}})\mathbf{n}$$

Interprétation

$\mathbf{f}_{\mathcal{R}} = |\mathbf{f}_{\mathcal{R}}|(\cos\theta, \sin\theta)$, avec θ l'orientation locale

Formulation variationnelle et interprétation

Formulation variationnelle

La fonctionnelle

$$\mathcal{E}_{AR}(\mathcal{C}) = \int_0^1 |\langle \mathbf{f}_{\mathcal{R}}(x(p), y(p)), \mathbf{n}(p)\rangle|\left|\frac{\partial \mathcal{C}}{\partial p}\right|dp \ ,$$

L'équation d'évolution

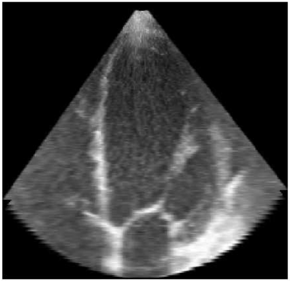
$$\frac{\partial \mathcal{E}_{AR}(\mathcal{C})}{\partial \mathcal{C}} = \mathrm{sign}(\langle \mathbf{f}_{\mathcal{R}}, \mathbf{n}\rangle)\mathrm{div}(\mathbf{f}_{\mathcal{R}})\mathbf{n}$$

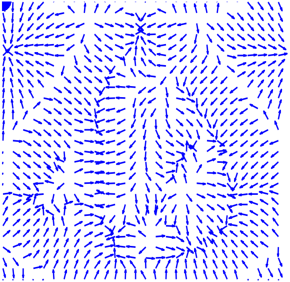
Interprétation

$\mathbf{f}_{\mathcal{R}} = |\mathbf{f}_{\mathcal{R}}|(\cos\theta, \sin\theta)$, avec θ l'orientation locale

Exemple

Champ de vecteurs d'orientations locales





Plan

Feature Asymmetry (FA) [Kovesi 1996]

- Objectif : détecter les structures de type bord
  - bord positif, $\varphi = 0°$
  - bord négatif, $\varphi = 180°$
- Rappelons que

$$\varphi = \mathrm{atan2}(\underbrace{I * h_e}_{\text{paire}}, \underbrace{I * h_o}_{\text{impaire}}) \ ,$$

- Rechercher les points où la réponse des filtres pair et impair est grande

Feature Asymmetry (FA) [Kovesi 1996]

- Objectif : détecter les structures de type bord
  - bord positif, $\varphi = 0°$
  - bord négatif, $\varphi = 180°$
- Rappelons que

$$\varphi = \text{atan2}(\underbrace{I * h_e}_{\text{paire}}, \underbrace{I * h_o}_{\text{impaire}}) \quad ,$$

- Rechercher les points où la réponse des filtres pair et impair est grande

Feature Asymmetry (FA) [Kovesi 1996]

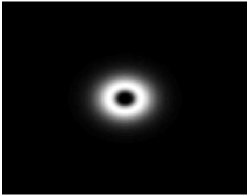
- Objectif : détecter les structures de type bord
  - bord positif, $\varphi = 0^\circ$
  - bord négatif, $\varphi = 180^\circ$
- Rappelons que

$$\varphi = \text{atan2}(\underbrace{I * h_e}_{\text{paire}}, \underbrace{I * h_o}_{\text{impaire}}) \ ,$$

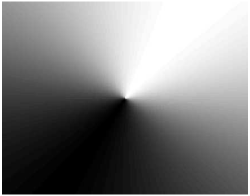
- Rechercher les points où la réponse des filtres pair et impair est grande

La mesure FA par filtres orientables [Kovesi 1996]

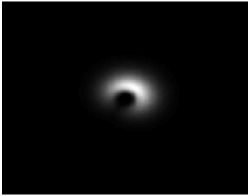
$$FA = \sum_{m,s} \frac{\lfloor |o_m^s| - |e_m^s| - T_m \rfloor}{\sqrt{(o_m^s)^2 + (e_m^s)^2} + \varepsilon} \ ,$$



filtre de log-Gabor

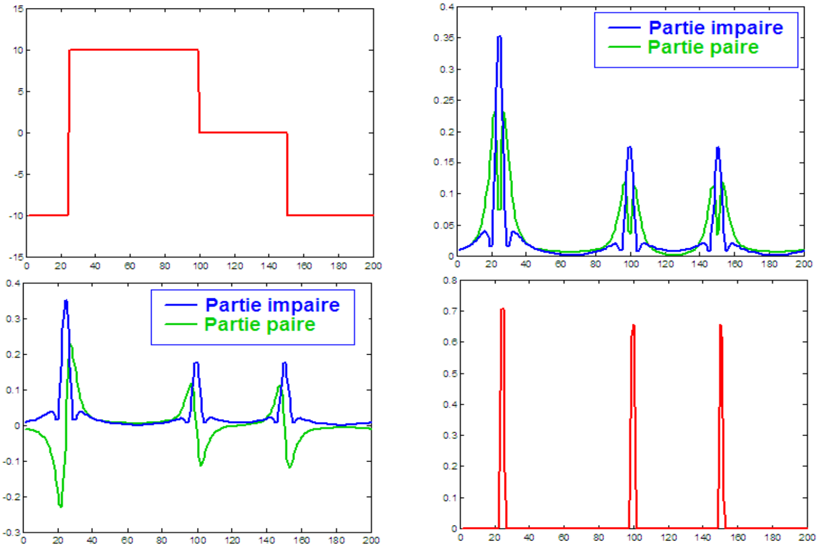


fonction d'orientation



filtre orienté

Interprétation



Formulation de la mesure MFA [Belaid et al. 2009]

La mesure MFA sur plusieurs échelles

$$MFA = \frac{1}{N} \sum_s \frac{\lfloor |\mathbf{odd}_s| - |even_s| - T_s \rfloor}{\sqrt{even_s^2 + \mathbf{odd}_s^2} + \varepsilon} \quad ,$$

Avantages de la mesure MFA

- Pas de calcul d'orientation
  - Optimisation de l'espace mémoire
  - Optimisation du temps de calcul
- Extension naturelle de la transformée de Hilbert
  - Meilleurs résultats
  - Meilleure précision

Formulation de la mesure MFA [Belaid et al. 2009]

La mesure MFA sur plusieurs échelles

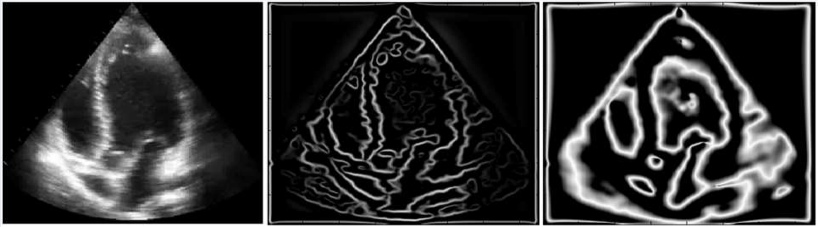
$$MFA = \frac{1}{N}\sum_{s}\frac{\lfloor |\mathbf{odd}_s| - |even_s| - T_s \rfloor}{\sqrt{even_s^2 + \mathbf{odd}_s^2} + \varepsilon} \quad ,$$

Avantages de la mesure MFA

- Pas de calcul d'orientation
  - Optimisation de l'espace mémoire
  - Optimisation du temps de calcul
- Extension naturelle de la transformée de Hilbert
  - Meilleurs résultats
  - Meilleure précision

Formulation de la mesure MFA

Exemple



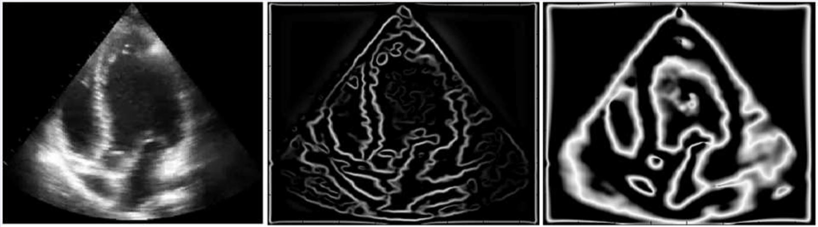
Remarques

Petites échelles Détection d'importants détails, moins de régularité et présence de discontinuité des contours

Grandes échelles Les contours sont plus réguliers, continus et observation d'effet de délocalisation

Formulation de la mesure MFA

Exemple

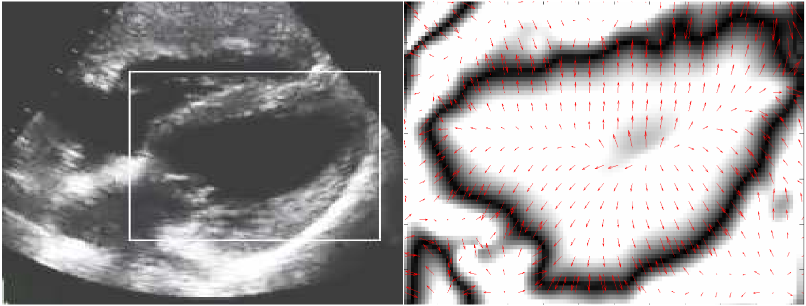


Remarques

Petites échelles Détection d'importants détails, moins de régularité et présence de discontinuité des contours

Grandes échelles Les contours sont plus réguliers, continus et observation d'effet de délocalisation

Vecteur de phase locale et MFA



Plan

Principe des statistiques locales

$$F(\phi; \mathbf{x}) = -\int_{\Omega} \mathcal{B}(\mathbf{y}; \mathbf{x}) H(\phi) \log p(I) - \mathcal{B}(\mathbf{y}; \mathbf{x})(1 - H(\phi)) \log p(I) d\mathbf{y}$$

Principe des statistiques locales

$$F(\phi;\mathbf{x}) = -\int_{\Omega} \mathcal{B}(\mathbf{y};\mathbf{x})H(\phi)\log p(I) - \mathcal{B}(\mathbf{y};\mathbf{x})(1-H(\phi))\log p(I)d\mathbf{y}$$

$$\begin{aligned}
\widehat{\sigma}_i^2(\mathbf{x}) &= \frac{1}{2M_i(\mathbf{x})}\int_{\Omega} \mathcal{B}(\mathbf{y};\mathbf{x})H(\phi)I^2 d\mathbf{y} \;, \\
\widehat{\sigma}_e^2(\mathbf{x}) &= \frac{1}{2M_e(\mathbf{x})}\int_{\Omega} \mathcal{B}(\mathbf{y};\mathbf{x})(1-H(\phi))I^2 d\mathbf{y} \;,
\end{aligned}$$

Formulation du modèle MV local

La fonctionnelle

$$\mathcal{E}_{RL}(\phi) = \int_\Omega \delta(\phi(\mathbf{x}))F(\phi;\mathbf{x})d\mathbf{x} \quad ,$$

avec

$$\begin{aligned} F(\phi;\mathbf{x}) = & -M_i(\mathbf{x}) \log\left(\frac{1}{M_i(\mathbf{x})}\int_\Omega \mathcal{B}(\mathbf{y};\mathbf{x})H(\phi)I^2 d\mathbf{y}\right) \\ & -M_e(\mathbf{x}) \log\left(\frac{1}{M_e(\mathbf{x})}\int_\Omega \mathcal{B}(\mathbf{y};\mathbf{x})(1-H(\phi))I^2 d\mathbf{y}\right) \quad . \end{aligned}$$

Formulation du modèle MV local

La fonction d'évolution

$$\frac{\partial \phi}{\partial \tau}(\mathbf{x}) = \delta(\phi(\mathbf{x})) \int_{\Omega} \delta(\phi(\mathbf{y}))\mathcal{B}(\mathbf{y};\mathbf{x}) F_{LML}(\phi;\mathbf{y};\mathbf{x}) d\mathbf{y} \quad ,$$

Formulation du modèle MV local

La fonction d'évolution

$$\frac{\partial \phi}{\partial \tau}(\mathbf{x}) = \delta(\phi(\mathbf{x})) \int_{\Omega} \delta(\phi(\mathbf{y}))\mathcal{B}(\mathbf{y};\mathbf{x})F_{LML}(\phi;\mathbf{y};\mathbf{x})d\mathbf{y} \quad ,$$

Formulation du modèle MV local

La fonction d'évolution

$$\frac{\partial \phi}{\partial \tau}(\mathbf{x}) = \delta(\phi(\mathbf{x})) \int_{\Omega} \delta(\phi(\mathbf{y}))\mathcal{B}(\mathbf{y};\mathbf{x})F_{LML}(\phi;\mathbf{y};\mathbf{x})d\mathbf{y} \quad ,$$

Formulation du modèle MV local

La fonction d'évolution

$$\frac{\partial \phi}{\partial \tau}(\mathbf{x}) = \delta(\phi(\mathbf{x})) \int_{\Omega} \delta(\phi(\mathbf{y}))\mathcal{B}(\mathbf{y};\mathbf{x}) F_{LML}(\phi;\mathbf{y};\mathbf{x}) d\mathbf{y} \ ,$$

avec

$$\begin{aligned} F_{LML}(\phi;\mathbf{z};\mathbf{x}) = \log & \left(\frac{1}{M_i(\mathbf{x})} \int_{\Omega} \mathcal{B}(\mathbf{y};\mathbf{x}) H(\phi(\mathbf{y})) I(\mathbf{y})^2 d\mathbf{y} \right) \\ & + \frac{I(\mathbf{z})^2 M_i(\mathbf{x}) + \int_{\Omega} \mathcal{B}(\mathbf{y};\mathbf{x}) H(\phi(\mathbf{y})) I(\mathbf{y})^2 d\mathbf{y}}{\int_{\Omega} \mathcal{B}(\mathbf{y};\mathbf{x}) H(\phi(\mathbf{y})) I(\mathbf{y})^2 d\mathbf{y}} \\ & - \log \left(\frac{1}{M_e(\mathbf{x})} \int_{\Omega} \mathcal{B}(\mathbf{y};\mathbf{x}) (1 - H(\phi(\mathbf{y}))) I(\mathbf{x})^2 d\mathbf{y} \right) \\ & - \frac{I(\mathbf{z})^2 M_e(\mathbf{x}) + \int_{\Omega} \mathcal{B}(\mathbf{y};\mathbf{x}) (1 - H(\phi(\mathbf{y}))) I(\mathbf{y})^2 d\mathbf{y}}{\int_{\Omega} \mathcal{B}(\mathbf{y};\mathbf{x}) (1 - H(\phi(\mathbf{y}))) I(\mathbf{y})^2 d\mathbf{y}} \ . \end{aligned}$$

Plan

Le modèle à expérimenter

$$
\frac{\partial \phi}{\partial t} = \Big[-\mathrm{sign}(\langle \Phi, \nabla \phi \rangle) div(\Phi) + \nu \, div\Big(g \, \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \Big) + \alpha \, g
$$
$$
+ \lambda \int_{\Omega} \delta(\phi(\mathbf{y})) \mathcal{B}(\mathbf{y};\mathbf{x}) F_{LML}(\phi;\mathbf{y};\mathbf{x}) d\mathbf{y} \Big] \delta(\phi) \ ,
$$

avec ν et $\lambda \in \mathbb{R}^+$ et $\alpha \in \mathbb{R}$ des paramètres de pénalisations et $g = (1/1 + \gamma \mathrm{MFA})$.

Le modèle à expérimenter

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = \Big[-\mathrm{sign}(\langle \Phi, \nabla \phi \rangle) div(\Phi) + \nu\, div\Big(g\, \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \Big) + \alpha\, g + \lambda \int_{\Omega} \delta(\phi(\mathbf{y})) \mathcal{B}(\mathbf{y}; \mathbf{x}) F_{LML}(\phi; \mathbf{y}; \mathbf{x}) d\mathbf{y} \Big] \delta(\phi) \ ,$$

avec ν et $\lambda \in \mathbb{R}^+$ et $\alpha \in \mathbb{R}$ des paramètres de pénalisations et $g = (1/1 + \gamma \mathrm{MFA})$.

Le modèle à expérimenter

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = \Big[-\mathrm{sign}(\langle \Phi, \nabla \phi \rangle) \mathit{div}(\Phi) + \nu \, \mathit{div}\Big(g \, \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \Big) + \alpha \, g + \lambda \int_{\Omega} \delta(\phi(\mathbf{y})) \mathcal{B}(\mathbf{y}; \mathbf{x}) F_{LML}(\phi; \mathbf{y}; \mathbf{x}) d\mathbf{y} \Big] \delta(\phi) \ ,$$

avec ν et $\lambda \in \mathbb{R}^{+}$ et $\alpha \in \mathbb{R}$ des paramètres de pénalisations et $g = (1/1 + \gamma \mathrm{MFA})$.

Le modèle à expérimenter

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = \Big[-\mathrm{sign}(\langle \Phi, \nabla \phi \rangle) \mathit{div}(\Phi) + \nu \, \mathit{div}\Big(g \, \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \Big) + \alpha \, g$$
$$+ \lambda \int_\Omega \delta(\phi(\mathbf{y})) \mathcal{B}(\mathbf{y};\mathbf{x}) F_{LML}(\phi;\mathbf{y};\mathbf{x}) d\mathbf{y} \Big] \delta(\phi) \ ,$$

avec ν et $\lambda \in \mathbb{R}^+$ et $\alpha \in \mathbb{R}$ des paramètres de pénalisations et $g = (1/1 + \gamma \mathrm{MFA})$.

Le modèle à expérimenter

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = \Big[-\text{sign}(\langle \Phi, \nabla \phi \rangle) div(\Phi) + \nu \, div\Big(g \, \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \Big) + \alpha \, g$$
$$+ \lambda \int_{\Omega} \delta(\phi(\mathbf{y})) \mathcal{B}(\mathbf{y}; \mathbf{x}) F_{LML}(\phi; \mathbf{y}; \mathbf{x}) d\mathbf{y} \Big] \delta(\phi) \quad ,$$

avec ν et $\lambda \in \mathbb{R}^+$ et $\alpha \in \mathbb{R}$ des paramètres de pénalisations et $g = (1/1 + \gamma \text{MFA})$.

Le modèle à expérimenter

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = \Big[-\mathrm{sign}(\langle \Phi, \nabla \phi \rangle) \mathit{div}(\Phi) + \nu \, \mathit{div}\left(g \, \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) + \alpha \, g$$
$$+ \lambda \int_{\Omega} \delta(\phi(\mathbf{y})) \mathcal{B}(\mathbf{y}; \mathbf{x}) F_{LML}(\phi; \mathbf{y}; \mathbf{x}) d\mathbf{y} \Big] \delta(\phi) \ ,$$

avec ν et $\lambda \in \mathbb{R}^+$ et $\alpha \in \mathbb{R}$ des paramètres de pénalisations et $g = (1/1 + \gamma \mathrm{MFA})$.

Le modèle à expérimenter

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = \Big[-\mathrm{sign}(\langle \Phi, \nabla\phi \rangle) \mathit{div}(\Phi) + \nu \, \mathit{div}\left(g \, \frac{\nabla\phi}{|\nabla\phi|} \right) + \alpha \, g$$
$$+ \lambda \int_\Omega \delta(\phi(\mathbf{y})) \mathcal{B}(\mathbf{y};\mathbf{x}) F_{LML}(\phi;\mathbf{y};\mathbf{x}) d\mathbf{y} \Big] \delta(\phi) \ ,$$

avec ν et $\lambda \in \mathbb{R}^+$ et $\alpha \in \mathbb{R}$ des paramètres de pénalisations et $g = (1/1 + \gamma \text{MFA})$.

Quelques notations

- Modèle PBLS, l'approche faisant combiner le terme d'alignement, le terme de régularisation et un terme d'air.
- Modèle GAC+MVL, l'approche combinant le terme GAC et celui du MV local.

Méthodologie

- Évaluation sur des images de synthèses
- Évaluation sur des images réelles - tracés manuels

Évaluation avec des images de synthèses

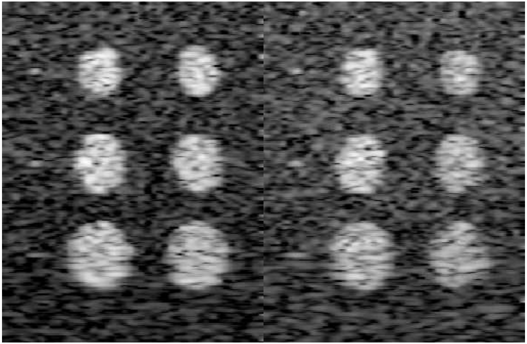


FIGURE: Images de simulation (Field II [Jensen et al. 1992]). De droite à gauche, des disques de fort à faible contraste. Pour chaque colonne, de haut en bas, les cercles ont respectivement des rayons de 17, 20 et 23 pixels.

Évaluation avec des images de synthèses

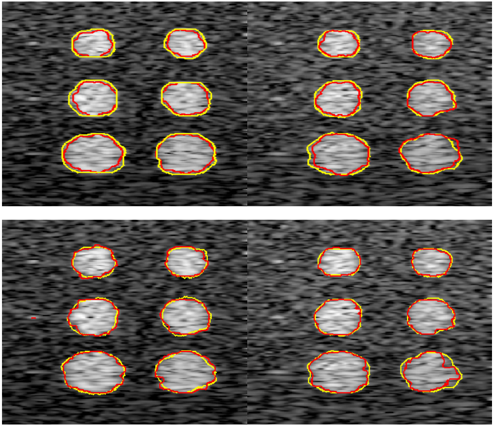
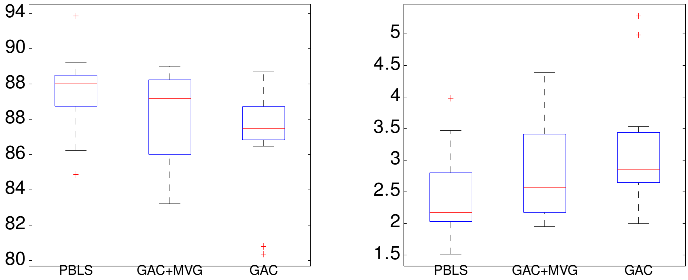


FIGURE: Comparaison des résultats de segmentation de la méthode PBLS (en jaune) avec la méthode GAC (en rouge, premiere ligne), et avec la méthode GAC+MVG (en rouge, deuxième ligne).

Évaluation avec des images de synthèses



(a) (b)

FIGURE: Diagramme en boîte des mesures DSC (a) et MAD (b) des résultats de segmentation des méthodes PBLS, GAC+MVG et GAC sur les images de synthèse.

Évaluation avec des tracés manuels

- Une base de 20 images échocardiographiques B mode
- Segmenté par deux médecins
- Chaque médecin segmente chaque image 5 fois
- Au total : 200 segmentations manuelles

Évaluation avec des tracés manuels

FIGURE: En rouge le résultat automatique, en bleu le tracé du premier médecin et en mauve le tracé du deuxième médecin.

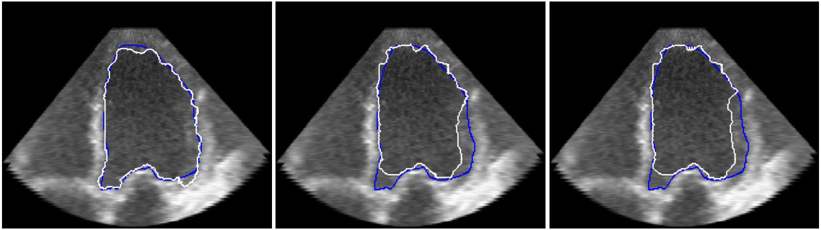
Évaluation avec des tracés manuels

FIGURE: En rouge le résultat automatique, en bleu le tracé du premier médecin et en mauve le tracé du deuxième médecin.

Images	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
intra-observeur 1	96.23	96.58	96.88	95.29	97.09	96.20	95.27	96.59	93.32	94.22
intra-observeur 2	96.74	96.71	97.43	97.07	97.78	97.22	97.41	95.07	94.74	95.48
inter-observeur 1/2	87.61	89.27	97.17	96.96	97.13	95.96	87.61	87.24	93.30	92.82

TABLE: La mesure DSC (%) de l'intra-observeur et l'inter-observeur des résultats obtenus sur dix images.

Évaluation avec des tracés manuels



PBLS GAC GAC+MVG

Mesures	DSC (%)			MAD (pixels)		
Indexes	Moyenne	Médiane	σ	Moyenne	Médiane	σ
GAC	84.87	88.43	9.42	7.47	5.81	4.05
GAC+MVG	86.78	89.08	8.85	6.61	5.19	4.32
PBLS	**89.91**	**91.88**	**6.01**	**5.59**	**4.33**	**3.33**
intra-observeur	96.15	96.51	0.92	2.39	2.20	0.65
inter-observeur	93.66	93.82	3.67	3.80	3.06	2.48

Évaluation avec des tracés manuels

TABLE: Statistiques des mesures DSC et MAD sur les distances des données inter-observeurs, intra-observeurs et automatiques.

Mesures	DSC (%)			MAD (pixels)		
Indexes	Moyenne	Mediane	σ	Moyenne	Mediane	σ
GAC	87.30	88.65	3.13	5.25	4.96	1.57
GAC+MVG	89.33	89.58	3.31	4.43	4.17	1.66
GAC+MVL	**91.90**	**92.70**	**2.53**	**3.53**	**3.17**	**1.48**
inter-observeur	94.82	95.51	2.75	2.42	2.65	0.94
intra-observeur	96.10	96.54	0.83	1.93	1.84	0.27

Plan

Conclusion

1. Intégration de l'information de phase locale dans un processus d'ensemble de niveaux.
   - Utilisation du filtre de Cauchy pour estimer les propriétés locales.
   - Robustesse aux atténuations et au faible contraste
2. Un nouveau terme basé sur l'estimation locale du MV
   - Efficace contre les changements d'intensités
   - Fait face aux minima locaux

Perspectives

1. Évaluer la méthode proposée sur des images radiofréquence (RF)
2. Automatisation du paramétrage
3. Intégration d'un a priori de forme
4. Validation clinique

Merci pour votre attention