

# Info-snakes : Segmentation statistique orientée région par contours actifs informationnels

Nicolas ROUGON, Antoine DISCHER, Françoise PRÊTEUX

GET / INT - Département ARTEMIS  
9, Rue Charles Fourier - 91011 Evry Cedex, France

Nicolas.Rougon@int-edu.eu, Antoine.Discher@int-edu.eu, Francoise.Preteux@int-edu.eu

**Résumé** – Les approches variationnelles hybrides pour la segmentation d’image, fondées sur des fonctionnelles alliant termes référencés contour et termes référencés région, permettent d’intégrer simultanément des contraintes de forme et de texture sur les objets d’intérêt d’une scène. Ces fonctionnelles peuvent être minimisées efficacement par des techniques d’évolution de courbes, conduisant à une adaptation itérative des frontières de segmentation par compétition de régions. Dans ce contexte, nous introduisons une nouvelle classe de contours actifs statistiques orientés région, dénommés *info-snakes*, définissant un cadre général pour la segmentation d’image par critères informationnels. Le problème de segmentation est ici formulé comme la maximisation d’une mesure d’information entre la distribution de luminance observée et une distribution d’étiquettes associée à un gabarit régional de scène multi-objets, sous contraintes de régularité des frontières des régions. Nous concentrons notre étude sur la classe de mesures d’information généralisées d’Ali-Silvey, dont nous dérivons les flots de gradient sur des espaces non paramétriques de courbes régulières. Les équations d’évolution des frontières du gabarit s’interprètent comme des modèles de compétition statistique de régions, promouvant les régions statistiquement homogènes au sens de la métrique d’information choisie. Ces équations généralisent les modèles de contours actifs à information mutuelle maximale proposés dans la littérature. Une implantation efficace par ensembles de niveau multiphasés est proposée. Enfin, les performances de cette approche sont illustrées pour la segmentation de structures cardiaques en IRM de perfusion.

**Abstract** – Hybrid variational image segmentation techniques, involving energy functionals which combine contour- and region-based terms, have been actively investigated due to their ability to jointly integrate shape and texture cues about scene objects. Minimizing these functionals can be efficiently achieved using curve evolution techniques, yielding region competition models along the deforming segmentation boundaries. Within this framework, this paper presents a generic region-based statistical active contour approach to segmentation, referred to as *info-snakes*, which provides a generalization of mutual information-based active contour models. Here, the segmentation problem is expressed as the maximization of an information-theoretic similarity measure between the image luminance distribution, and the label distribution of a regional template defining a multi-object geometric prior model, subject to regularization constraints on region boundaries. We focus our attention on the Ali-Silvey class of generalized information measures, and derive the corresponding gradient flows over nonparametric smooth curve spaces. As expected, the evolution equations for the template boundaries interpret as a statistical region competition model, promoting statistically consistent regions relative to the chosen information metrics. These equations generalize the mutual information-based active contour models proposed in the literature. An efficient implementation using a multiphase level set technique is finally provided. Experiments on a cardiac perfusion MRI dataset are presented, demonstrating the relevance of info-snakes for implementing computer-assisted diagnosis tools in cardiology.

## 1 Introduction

Les approches variationnelles hybrides pour la segmentation d’image, fondées sur des fonctionnelles alliant termes référencés contour et termes référencés région, ont fait l’objet d’actives recherches du fait de leur capacité à intégrer simultanément des contraintes de forme et de texture sur les objets d’intérêt d’une scène [13, 1, 3, 7]. Ces travaux ont démontré l’intérêt des techniques d’évolution de courbes pour minimiser efficacement ces critères, conduisant à une adaptation itérative des frontières de segmentation par compétition de régions [13].

Dans ce contexte, les critères régionaux statistiques ont reçu une attention particulière en raison de leur robustesse et leur polyvalence. Les images sont alors modélisées comme des variables aléatoires (VA), et manipulées via leurs densités de probabilité sous forme paramétrique ou non paramétrique selon que des hypothèses *a priori* sur la distribution de luminance sont ou non disponibles. Parmi ces critères, on distingue :

- des mesures de cohérence statistique quantifiant l’homogénéité de la distribution de luminance [13, 12, 1] ou de paramètres texturaux [8] sur les régions de la segmenta-

tion. Un choix classique consiste en des moments statistiques d’ordres inférieurs (moyenne, variance);

- des critères d’appariement de densités, mesurant la corrélation entre l’image observée et une carte d’étiquettes à estimer. En particulier, motivés par sa pertinence pour le recalage multimodal d’images [9], des travaux récents ont exploré l’utilisation de l’information mutuelle (IM) et fait état de résultats prometteurs [4, 3, 5, 6, 7].

Selon la théorie de l’information, l’IM permet une décision statistique optimale pour une mesure d’incertitude (entropie) additive et sans aucune hypothèse statistique *a priori* sur les données. L’IM fournit ainsi une réponse simple et universelle pour comparer statistiquement des données arbitraires. Cette décision aveugle peut toutefois se révéler non robuste pour des statistiques conjointes et/ou marginales fortement non gaussiennes. Il est alors nécessaire de recourir à des mesures d’incertitude non additives et d’intégrer un certain *a priori* statistique. Partant de ce constat, diverses extensions du cadre informationnel de Shannon ont été proposées. Leur fondement commun réside dans le choix d’une métrique d’information distincte de la mesure de Kullback, adaptée aux propriétés sta-

tistiques des données, et débouchant sur à des entropies non additives. Un *a priori* statistique est ainsi intégré en postulant non pas la loi des observations, mais la manière dont leur information doit être mesurée. La pertinence de mesures d'information non shannoniennes a été démontré dans le cadre du recalage non rigide d'image IRM [10].

Dans la lignée de ces travaux, nous introduisons dans cet article une nouvelle classe de contours actifs statistiques orientés région, dénommés *info-snakes*, définissant un cadre général pour la segmentation d'image par critères informationnels. Le problème de segmentation est ici formulé comme la maximisation d'une mesure d'information entre la distribution de luminance observée et une distribution d'étiquettes associée à un gabarit régional de scène multi-objets, sous contraintes de régularité des frontières des régions. La densité de probabilité de la distribution de luminance sur chaque région du gabarit est estimée via une technique de Parzen, évitant ainsi le recours à des hypothèses statistiques *a priori* ou à une phase d'apprentissage. Nous concentrons notre étude sur la classe de mesures d'information généralisées d'Ali-Silvey, qui inclut l'information mutuelle comme cas particulier, et dérivons les flots de gradient de ces mesures sur des espaces non paramétriques de courbes régulières. Les équations d'évolution des frontières du gabarit s'interprètent comme des modèles de compétition statistique de régions, promouvant les régions statistiquement homogènes au sens de la métrique d'information choisie. Nous proposons enfin une implantation efficace par ensembles de niveau multi-phases. Les performances de cette approche sont illustrées pour la segmentation de structures cardiaques en IRM de perfusion.

## 2 Contours actifs informationnels

**Position du problème** Soit  $I_r$  une image en niveaux de gris définie sur un domaine borné  $D \subset \mathbb{R}^2$ , consistant en une collection de  $l_r$  objets texturés de topologies arbitraires. Soient  $D_l$  ( $0 \leq l < l_r$ ) leurs supports respectifs,  $D_0$  désignant par convention le fond de la scène. La famille  $(D_l)_{0 \leq l < l_r}$  induit une partition de  $D$ , qui peut représentée de manière équivalente via un étiquetage  $L$ , i.e. une application du domaine  $D$  vers un ensemble discret d'étiquettes  $\Lambda := (\lambda_l)_{0 \leq l < l_r}$  tel que  $D_l = \{\mathbf{x} \in D \mid L(\mathbf{x}) = \lambda_l\}$ . L'étiquetage  $L$  définit alors une segmentation en régions de  $I_r$ .

Soit  $\partial D_l$  la frontière de l'ensemble  $D_l$ .  $D_l$  n'étant pas nécessairement compact ni simplement connexe,  $\partial D_l$  comprend *a priori* de  $n_l$  courbes planes, supposées éléments d'un espace  $\mathcal{C}$  de courbes plongées p.p. régulières sur  $D$ , orientées dans le sens trigonométrique. La réunion  $\mathcal{C}$  des courbes frontières<sup>1</sup> définit alors une segmentation par contours de  $I_r$  dont nous notons  $\mathbf{c}$  le point courant. Afin de souligner la dualité entre segmentation en régions et par contours, nous utiliserons dans la suite la notation  $L^c$  pour désigner l'étiquetage  $L$ .

En supposant *a priori* connu le nombre  $l_r$  d'objets d'intérêt, segmenter  $I_r$  consiste à déterminer soit un étiquetage  $L^c$  induisant une partition optimale de  $D$  en régions homogènes au sens d'un certain critère de cohérence régionale sur  $I_r$ , soit un ensemble  $\mathcal{C}$  de courbes le long desquelles un critère de disparité donné sur  $I_r$  varie de manière maximale.

1. Notons que cette famille de courbes est redondante, puisque la courbe séparant 2 régions adjacentes y est énumérée 2 fois.

**Modélisation** Nous considérons ici des critères de segmentation statistiques régionaux et étudions leur optimisation par des techniques d'évolution de courbe. Dans ce contexte, l'image  $I_r$  est modélisée comme une VA sur  $D$  à valeurs dans l'espace d'état  $\Omega = [0, 2^b - 1]$  et densité  $p^{I_r}$ . Cette VA est supposée continue et de loi arbitraire. L'étiquetage  $L^c$  est modélisé par une VA discrète sur  $D$  à valeurs dans l'espace d'état  $\Lambda$  et de densité  $p^{L^c}$ . Cette VA est supposée uniformément distribuée sur  $\Lambda$ , de sorte que :

$$p^{L^c}(\lambda_l) = \frac{1}{|D|} \int_{D_l} dx$$

où  $|D| := \int_D dx$  est le volume de  $D$ . On considère également la VA conjointe semi-discrète  $(I_r, L^c)$  définie sur  $D$ , à valeurs dans  $\Omega \times \Lambda$  et de densité  $p^{I_r, L^c}$ . Celle-ci est estimée par une technique non paramétrique de Parzen :

$$p^{I_r, L^c}(i, \lambda_l) = \frac{1}{|D|} \int_D \mathcal{K}_\sigma^2(I_r(\mathbf{x}) - i, L(\mathbf{x}) - \lambda_l) dx$$

où  $\mathcal{K}_\sigma^2$  est un noyau 2D semi-discret symétrique de largeur  $\sigma > 0$  sur  $\Omega \times \Lambda$ . Ce dernier se décompose sous la forme  $\mathcal{K}_\sigma^2(i, \lambda) := \mathcal{K}_\sigma^1(i) \delta(\lambda)$  où  $\mathcal{K}_\sigma^1$  est un noyau 1D symétrique de largeur  $\sigma$  sur l'espace de luminance  $\Omega$ . Il s'ensuit :

$$p^{I_r, L^c}(i, \lambda_l) = \frac{1}{|D|} \int_{D_l} \mathcal{K}_\sigma^1(I_r(\mathbf{x}) - i) dx$$

Une segmentation optimale est recherchée en déformant les frontières  $\mathbf{c}$  de l'étiquetage  $L^c$  sur l'espace de formes  $\mathcal{C}$ , de manière à maximiser la cohérence entre les distributions  $I_r$  et  $L^c$  au sens d'une mesure de similarité statistique  $\mathcal{S}(I_r, L^c)$ . Une solution de ce problème mal-posé s'obtient en minimisant sur l'espace  $\mathcal{C}$  une fonctionnelle  $\mathcal{J}(\mathbf{c}) := \mathcal{S}(I_r, L^c) + \lambda \mathcal{R}(L^c)$  dans laquelle  $\mathcal{R}(L^c)$  est un stabilisateur garantissant des solutions p.p. régulières et  $\lambda > 0$  un paramètre de régularisation. Nous adoptons ici les choix suivants :

- $\mathcal{S}$  est une information généralisée au sein de la classe d'Ali-Silvey [10, 11]. Celle-ci inclut :
  - (i) les  $f$ -informations  $I_f$  qui mesurent l'information commune à 2 VA observées conjointement relativement à une métrique d'information  $f$  donnée :

$$\mathcal{S}(I_r, L^c) := -I_f(I_r, L^c)$$

et dont l'information mutuelle constitue un cas particulier associé à la mesure de Kullback  $f(x) = x \log x$ ;

- (ii) les  $f$ -informations exclusives  $Z_f$  qui quantifient l'information contenue uniquement dans l'une ou l'autre de ces VA :

$$\mathcal{S}(I_r, L^c) := Z_f(I_r, L^c)$$

avec :

$$Z_f(I_r, L^c) := I_f(I_r, I_r) + I_f(L^c, L^c) - 2I_f(I_r, L^c)$$

Cette classe se subdivise en outre en informations intégrales ( $f$  continue convexe sur  $\mathbb{R}^+$ ) et non-intégrales ( $f$  continue monotone sur  $\mathbb{R}^+$ ), dont les expressions mathématiques sont données dans les Tableaux 1 et 2.

- $\mathcal{R}$  est un stabilisateur de type membrane, favorisant des solutions de longueur minimale :

$$\mathcal{R}(L^c) := \text{Longueur}(\mathcal{C})$$

La minimisation de  $\mathcal{J}(\mathbf{c})$  sur l'espace  $\mathcal{C}$  est effectuée de manière variationnelle en intégrant par descente de gradient les équations d'Euler associées. On génère ainsi un flot le long des frontières de la segmentation :  $\partial_t \mathbf{c} = -\partial_{\mathbf{c}} \mathcal{J}(\mathbf{c})$ , où  $\partial_{\mathbf{c}} \mathcal{J}$  désigne la 1<sup>ère</sup> variation de  $\mathcal{J}$  sur  $\mathcal{C}$ . Le stabilisateur de type membrane engendre un flot de courbure :

$$\partial_{\mathbf{c}} \mathcal{R}(L^c) = -\text{curv}(\mathbf{c}) \mathbf{n}_l \quad (\mathbf{c} \in \partial D_l) \quad (1)$$

où  $\text{curv}(\mathbf{c})$  (resp.  $\mathbf{n}_l$ ) est la courbure euclidienne (resp. la normale unitaire externe) au point  $\mathbf{c}$ . Le point central réside dans le calcul de la dérivée variationnelle  $\partial_{\mathbf{c}} \mathcal{S}$  pour les différentes sous-classes de mesures d'Ali-Silvey.

**Flot de gradient** Ce calcul requiert d'exprimer analytiquement les dérivées variationnelles  $\frac{\partial p^{L^c}}{\partial \mathbf{c}}$  et  $\frac{\partial p^{I_r, L^c}}{\partial \mathbf{c}}$  des densités marginales et conjointes. Celles-ci s'obtiennent via la proposition suivante [13] :

**Proposition 1** Soit  $D \subset \mathbb{R}^2$  un domaine compact simplement connexe, de frontière  $\partial D$ . Etant donnée une fonction  $\mu$  de classe  $C^1$  sur  $D$ , considérons la fonctionnelle  $E(D) := \int_D \mu(\mathbf{x}) d\mathbf{x}$ . Alors :  $\partial_{\mathbf{c}} E = \mu(\mathbf{c}) \mathbf{n}$  où  $\mathbf{n}$  est la normale unitaire à  $\partial D$  au point  $\mathbf{c}$ .

Il vient ainsi :

$$\frac{\partial p^{L^c}(\lambda_l)}{\partial \mathbf{c}} = \frac{1}{|D|} \mathbf{n}_l$$

et :

$$\frac{\partial p^{I_r, L^c}(i, \lambda_l)}{\partial \mathbf{c}} = \frac{1}{|D|} \mathcal{K}_{\sigma}^1(I_r(\mathbf{c}) - i) \mathbf{n}_l$$

Les courbes de  $\mathcal{C}$  étant plongées, un point de  $\mathcal{C}$  appartient exactement à 2 régions adjacentes. Etant donné  $\mathbf{c} \in \partial D_l$ , il existe donc un unique indice  $l' \neq l$  tel que  $\mathbf{c} \in \partial D_{l'}$ , et on a :  $\mathbf{n}_{l'} = -\mathbf{n}_l$ . Par un calcul direct, on démontre alors que  $\partial_{\mathbf{c}} \mathcal{S}$  s'exprime sous la forme générale :

$$\partial_{\mathbf{c}} \mathcal{S}(I_r, L^c) = -V^{I_r, L^c}(\mathbf{c}) \mathbf{n}_l \quad (2)$$

où  $V^{I_r, L^c}(\mathbf{c}) := F_l(\mathbf{c}) - F_{l'}(\mathbf{c})$  est une fonction vitesse, et  $F_l(\mathbf{c})$  l'amplitude de la force statistique exercée au point  $\mathbf{c}$  par la région  $D_l$ , dont l'expression dépend du critère  $\mathcal{S}$  utilisé (cf. Tableaux 1 et 2). Pour les  $f$ -informations, il vient <sup>2</sup> :

$$F_l(\mathbf{c}) = \frac{K(I_r, L^c)}{|D|} \left\{ [L_1^c \star \mathcal{K}_{\sigma}^1](I_r(\mathbf{c}), \lambda_l) + E_{I_r}(L_2^c)(\lambda_l) \right\}$$

Pour les  $f$ -informations exclusives, on obtient :

$$F_l(\mathbf{c}) = \frac{1}{|D|} \left\{ 2K(I_r, L^c) \left( [L_1^c \star \mathcal{K}_{\sigma}^1](I_r(\mathbf{c}), \lambda_l) + E_{I_r}(L_2^c)(\lambda_l) \right) - K(L^c, L^c) L_3^c(\lambda_l) \right\}$$

Comme escompté, l'évolution de  $\partial D_l$  sous l'effet de  $\mathcal{S}$  est gouvernée par une compétition statistique de régions. Les forces statistiques agissent ici comme des fonctions de décision permettant d'inclure/exclure le point  $\mathbf{c}$  dans/de  $D_l$  selon qu'il contribue à accroître/décroître l'information entre  $I_r$  et  $L^c$ . En combinant (1,2), on obtient la loi d'évolution des frontières de la segmentation :

$$\partial_t \mathbf{c} = \left( V^{I_r, L^c}(\mathbf{c}) + \lambda \text{curv}(\mathbf{c}) \right) \mathbf{n}_l \quad (\mathbf{c} \in \partial D_l) \quad (3)$$

2. Dans le cas de l'IM, associée à la mesure de Kullback  $f(x) = x \log x$ , on obtient  $L_1^c(i, \lambda) = \log(\rho^c(i, \lambda)) + 1$  et  $L_2^c(i, \lambda) = -\rho^c(i, \lambda)$  de sorte que  $E_{I_r}(L_2^c) = -1$ . Notons que cette expression diffère du résultat établi par Kim et al. [5, 6, 7]. Cette différence provient du fait que nous optimisons exactement l'IM, et non une approximation ergodique.

$I_f(I_r, L^c)$	$\sum_{l=0}^{l_r-1} \int_{\Omega} p^{I_r}(i) p^{L^c}(\lambda_l) f(\rho^c(i, \lambda)) di$
$L_1^c(i, \lambda)$	$f'(\rho^c(i, \lambda_l))$
$L_2^c(i, \lambda)$	$f(\rho^c(i, \lambda_l)) - \rho^c(i, \lambda_l) f'(\rho^c(i, \lambda_l))$
$L_3^c(\lambda)$	$2p^{L^c}(\lambda) f\left(\frac{1}{p^{L^c}(\lambda)}\right) - f'\left(\frac{1}{p^{L^c}(\lambda)}\right)$
$K(I_r, L^c)$	1

TAB. 1: Structure de la dérivée variationnelle des mesures d'informations d'Ali-Silvey intégrales sur des espaces non paramétriques de courbes régulières. Dans ces expressions,  $\rho^c(i, \lambda) := \frac{p^{I_r, L^c}(i, \lambda)}{p^{I_r}(i) p^{L^c}(\lambda)}$ , le symbole  $\star$  est l'opérateur de convolution 1D sur l'espace de luminance  $\Omega$ , et  $E_{I_r}(\cdot)$  désigne l'espérance mathématique relativement à la VA  $I_r$ .

$I_f(I_r, L^c)$	$\log f^{-1}(B_f(I_r, L^c))$
$B_f(I_r, L^c)$	$\sum_{l=0}^{l_r-1} \int_{\Omega} p^{I_r, L^c}(i, \lambda_l) f(\rho^c(i, \lambda_l)) di$
$L_1^c(i, \lambda)$	$f(\rho^c(i, \lambda)) + \rho^c(i, \lambda) f'(\rho^c(i, \lambda))$
$L_2^c(i, \lambda)$	$-(\rho^c(i, \lambda))^2 f'(\rho^c(i, \lambda))$
$L_3^c(\lambda)$	$f\left(\frac{1}{p^{L^c}(\lambda)}\right) - \frac{1}{p^{L^c}(\lambda)} f'\left(\frac{1}{p^{L^c}(\lambda)}\right)$
$K(I_r, L^c)$	$\frac{(f^{-1})'(B_f(I_r, L^c))}{f^{-1}(B_f(I_r, L^c))}$

TAB. 2: Structure de la dérivée variationnelle des mesures d'informations d'Ali-Silvey non intégrales sur des espaces non paramétriques de courbes régulières.

**Implantation numérique** Le flot (3) est évalué via une technique d'ensembles de niveau multiphasée. Chaque frontière  $\partial D_l$  ( $l \neq 0$ ) est ainsi représentée comme l'ensemble de niveau zéro d'une fonction Lipschitz  $\phi_l : D \rightarrow \mathbb{R}$  telle que  $D_l = \{\mathbf{x} \in D \mid \phi_l(\mathbf{x}) < 0\}$  et  $D \setminus \overline{D}_l = \{\mathbf{x} \in D \mid \phi_l(\mathbf{x}) > 0\}$ . La loi d'évolution de  $\phi_l$  le long de  $\partial D_l$  est alors :

$$\partial_t \phi_l(\mathbf{c}) + V^{I_r, L^c}(\mathbf{c}) |\nabla \phi_l(\mathbf{c})| - \lambda \nabla \cdot \left( \frac{\nabla \phi_l(\mathbf{c})}{|\nabla \phi_l(\mathbf{c})|} \right) = 0 \quad (4)$$

Cette équation est prolongée directement sur une bande étroite autour de  $\partial D_l$ , puis intégrée numériquement, en tout point  $\mathbf{x}$  d'une grille discrète sur  $D$ , par descente de gradient à pas constant  $\Delta t$  via le schéma semi-implicite suivant :

$$\phi_l^n(\mathbf{x}) = \phi_l^{n-1}(\mathbf{x}) - \Delta t V^{I_r, L^c}(\phi_l^{n-1})(\mathbf{x}) |\nabla \phi_l^{n-1}(\mathbf{x})| + \lambda \tilde{\nabla}(\phi_l^n, \phi_l^{n-1})(\mathbf{x}) \quad (5)$$

où  $\tilde{\nabla}(\phi_l^n, \phi_l^{n-1})$  désigne l'approximation aux différences finies semi-implicite de  $\nabla \cdot \left( \frac{\nabla \phi_l}{|\nabla \phi_l|} \right)$  proposée dans [1], et  $V^{I_r, L^c}(\phi_l)$  le prolongement de la vitesse  $V^{I_r, L^c}$  sur la bande étroite. Les termes  $L_i^c$  ( $i = 1, 2, 3$ ) sont calculés analytiquement à partir d'estimées empiriques régularisées des densités de probabilité. Nous avons choisi un noyau de Parzen  $\mathcal{K}_{\sigma}^1$  gaussien de variance  $\sigma^2$ , estimée par une méthode classique de cross-validation par maximum de vraisemblance [10].

### 3 Résultats expérimentaux

Nous avons proposé dans [2] une approche générique pour la segmentation dynamique du cœur dans des séquences petit-axe (PA) d'IRM de perfusion (IRM<sub>p</sub>), comprenant 3 étapes :

1. extraction de la région cardiaque, et sélection d'une image de référence de contraste myocardique maximal;
2. compensation des mouvements cardio-respiratoires par recalage non rigide (RNR);
3. segmentation du cœur dans l'image de référence et propagation élastique du résultat sur toute la séquence par RNR inverse.

Les *info-snakes* ont été évalués pour réaliser la phase de segmentation. Un gabarit bi-ventriculaire du cœur formé de 4 régions : thorax ( $D_0$ ), ventricule droit ( $D_1$ ), ventricule gauche ( $D_2$ ), myocarde gauche ( $D_3$ ), a été initialisé au centre de la région cardiaque, et déformé par le flot tri-phasé (5). Les hyperparamètres ont été ajustés empiriquement ( $\lambda = 0.8$ ,  $\Delta t = 0.0002$ ) et figés pour tous les examens traités. Différentes mesures d'information intégrales : information mutuelle ( $f(x) = x \log x$ ),  $I_\alpha$ -information ( $f(x) = \frac{x^\alpha - \alpha x + \alpha - 1}{\alpha(\alpha - 1)}$ ,  $\alpha \neq \{0, 1\}$ ),  $\chi_\alpha$ -information ( $f(x) = |x - 1|^\alpha$ ,  $\alpha \geq 1$ ), et non intégrales : information de Renyi ( $f(x) = x^{r-1}$ ,  $r \neq 1$ ), ont été évaluées.

Des tests sur un corpus de 15 patients pathologiques ont montré que les *info-snakes* utilisant la  $\chi_\alpha$ -information fournissent des segmentations précises (Figure 1). L'information de Renyi conduit à des résultats comparables au prix d'une convergence plus lente et d'une complexité numérique supérieure. Par contraste, l'IM échoue dans la plupart des cas pour segmenter les contours épicaudiques au niveau du ventricule gauche. Enfin, l'emploi d'une  $f$ -information exclusive permet d'accélérer la convergence d'environ 15% par rapport à une  $f$ -information.

### 4 Conclusion et perspectives

Nous avons présenté un cadre variationnel générique pour la segmentation d'image par mesures d'information généralisées. Exploitant les techniques d'évolution de courbes, ce cadre généralise les modèles de contours actifs à IM maximale, conduisant à une vaste famille de modèles susceptibles de prendre efficacement en compte la diversité des propriétés statistiques des images. L'originalité de l'approche réside dans la modélisation statistique adoptée : plutôt que de postuler une loi *a priori* des images observées et d'employer des techniques d'estimation paramétrique sur des domaines à frontières libres, on choisit de spécifier une métrique d'information adaptée aux données et évaluée par estimation non paramétrique. Les perspectives de ce travail concernent l'extension en 3D du modèle d'*info-snakes* pour la segmentation d'images médicales volumiques.

### Remerciements

Ces recherches ont été effectuées dans le cadre d'une convention CIFRE entre GET/INT et Philips Medical Systems France, en partenariat médical étroit avec le Service de Radiologie du CHU Pitié-Salpêtrière (Pr. Philippe Cluzel).

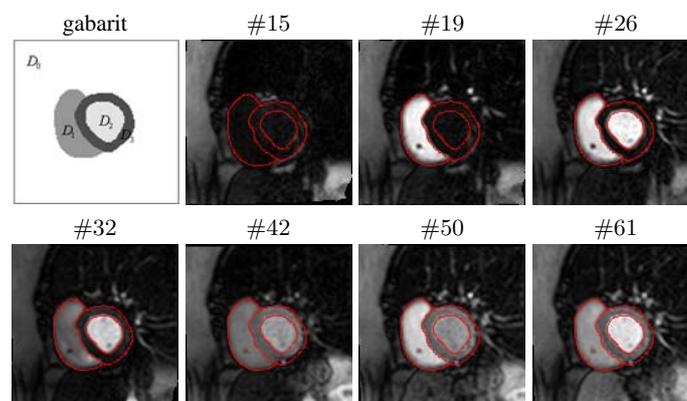


FIG. 1: Segmentation bi-ventriculaire du cœur par *info-snakes* dans une séquence IRM<sub>p</sub> en coupe basale PA (métrique  $\chi_\alpha$ ,  $\alpha = 1.5$ ) et RNR statistique référencé région (métrique  $I_\alpha$ ,  $\alpha = 1.1$ ). La référence est l'image #26.

### Références

- [1] T. Chan, L. Vese, "Active contours without edges" *IEEE Transactions on Image Processing*, **10**(2), Février 2001, 266:277.
- [2] A. Discher, N. Rougon, F. Prêteux, "An unsupervised approach for measuring myocardial perfusion in MR image sequences", *Proceedings SPIE Conference on Mathematical Methods in Pattern and Image Analysis, San Diego, CA*, **5916**, Août 2005, 126:137.
- [3] A. Herbulot, S. Jehan-Besson, M. Barlaud, G. Aubert, "Shape gradient for multi-modal image segmentation using mutual information", *Proceedings International Conference on Image Processing (ICIP'2004), Singapore*, **4**, Octobre 2004, 2729:2732.
- [4] S. Jehan-Besson, M. Barlaud, G. Aubert, "DREAM2S: Deformable Regions driven by an Eulerian Accurate Minimization Method for image and video segmentation" *International Journal of Computer Vision*, **53**(1), 2003, 47:70.
- [5] J. Kim, J.W. III Fisher, A. Yezzi, M. Cetin, A.S. Willsky, "Nonparametric methods for image segmentation using information theory and curve evolution", *Proceedings International Conference on Image Processing (ICIP'2002), Rochester, NY*, Juin 2002, 797:800.
- [6] J. Kim, J.W. III Fisher, A. Yezzi, M. Cetin, A.S. Willsky, "Incorporating complex statistical information in active contour-based image segmentation", *Proceedings International Conference on Image Processing (ICIP'2003), Barcelona, Spain*, September 2003, 655:658.
- [7] J. Kim, J.W. III Fisher, A. Yezzi, M. Cetin, A.S. Willsky, "A nonparametric statistical method for image segmentation using information theory and curve evolution", *IEEE Transactions on Image Processing*, **14**(10), Octobre 2005, 1486:1502.
- [8] N. Paragios, R. Deriche, "Geodesic active regions and level set methods for supervised texture segmentation", *International Journal of Computer Vision*, **46**(3), 2002, 223:247.
- [9] J.P.W. Pluim, J.B.A. Maintz, M.A. Viergever, "Mutual-information-based registration of medical images: a survey", *IEEE Transactions on Medical Imaging*, **22**(7), Juillet 2003, 986:1004.
- [10] N. Rougon, C. Petitjean, F. Prêteux, P. Cluzel, P. Grenier, "A non-rigid registration approach for quantifying myocardial contraction in tagged MRI using generalized information measures", *Medical Image Analysis*, **9**(4), Août 2005, 353:375.
- [11] I. Vajda, *Theory of Statistical Evidence and Information*, Kluwer Academic Publishers, Dordrecht, 1989.
- [12] A. Yezzi, A. Tsai, A.S. Willsky, "A statistical approach to snakes for bimodal and trimodal imagery", *Proceedings 7th International Conference on Computer Vision (ICCV'98), Corfu, Greece*, Septembre 1999, 898:903.
- [13] S.C. Zhu, A. Yuille, "Region competition: Unifying snakes, region growing and Bayes/MDL for multiband image segmentation", *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, **18**(9), Septembre 1996, 884:900.