

An improved Fuzzy Connectedness Method for automatic three-dimensional liver vessel segmentation in CT Images

Rui Zhang - 2018

Jonas Lamy

25 novembre 2019

1 Principe

La segmentation des vaisseaux est effectuée en 3 grandes étapes : un réhaussement de contrastes grâce à une fonction sigmoid (paramètres choisis par K-mean) puis un réhaussement de vaisseaux grâce à une version modifiée du filtre de Jerman. l'image réhaussée est ensuite utilisée comme base pour créer une image de connectivité floue puis cette image est a son tour segmenté avec Otsu.

2 Réhaussement de vaisseaux

2.1 Réhaussement de contraste

La réponse du filtre de Jerman appliqué au foie fait fortement ressortir les contours. L'auteur propose une fonction sigmoid pour le réhaussement de contraste et incorpore un élément de suppression du fond par rapport au filtre original.

La fonction sigmoid¹ est définie par :

$$I_{sigmoid} = \left(1 + \exp\left(-\frac{I_{VOI} - \beta}{\alpha}\right)\right)^{-1} \quad (1)$$

avec I_{VOI} le volume du foie, avec α et β représentant respectivement la plage d'intensité des vaisseaux et leur intensité moyenne.

$$\begin{cases} \alpha = (m_2 - m_1)/2 \\ \beta = (m_2 + m_1)/2 \end{cases} \quad (2)$$

Les valeurs de m_1 et m_2 sont définies de manière adaptative en effectuant un K-mean sur l'image avec 5 classes (fond, tumeur du foie, parenchyme, vaisseaux de faibles intensités et parenchyme, vaisseaux de forte intensité) et en conservant les 2 centroids les plus intenses (classes 4 et 5).

1. L'auteur suppose l'intensité de l'image normalisée entre 0 et 1. Pour la forme généralisée, voir la documentation de itk : `SigmoidImageFilter`

2.2 Suppression du bruit

L'élément de suppression du bruit $1 - \exp(-R_s^2/2\gamma)$ est introduit avec $R_s = \sqrt{\lambda_1^2 + \lambda_2^2 + \lambda_p^2}$ et $\gamma = \lambda_p/3$. La fonction de réhaussement de vaisseaux est définie de la manière suivante :

$$\nu_p = \begin{cases} 0 & \text{si } \lambda_2 \leq 0 \leq \lambda_p \leq 0 \\ 1 & \text{si } \lambda_2 \geq \lambda_p/2 > 0 \\ \lambda_2^2(\lambda_p - \lambda_2) \left[\frac{3}{\lambda_2 + \lambda_p} \right]^3 (1 - \exp(-R_s^2/2\gamma)) & \text{sinon} \end{cases}$$

Finalement la réponse du filtre est calculée comme la réponse max pour chaque $\sigma \in [\sigma_{min}, \sigma_{max}]$ d'un espace d'échelle.

$$I_{vesselness} = \sup\{v : \sigma_{min} \leq \sigma \leq \sigma_{max}\}$$

3 Connectivité floue

La connectivité floue² décrit la relation spatiale entre deux voxels plutôt que de ne s'intéresser qu'à leur intensité. Dans cet article, la connectivité floue est couplée avec l'image des vaisseaux réhaussés puis segmenté par Otsu.

La connectivité floue utilise trois notions : l'adjacence floue, l'affinité floue et la connectivité floue.

L'affinité floue correspond à la similarité locale d'une paire de voxels (c,d) dans l'image C, dénoté $\mu_k(c, d) \in [0, 1]$ et définit par :

$$\mu_k(c, d) = \mu_\alpha(c, d)[w_1 h_1(f(c), f(d)) + w_2 h_2(f(c), f(d))]$$

avec $\mu_{alpha}(c, d)$ la fonction d'adjacence floue (fonction monotone croissante), h_1 et h_2 définis par :

$$\begin{cases} h_1(f(c), f(d)) = \exp(-1/2[f(c) + f(d)/2 - m/s]^s) \\ h_2(f(c), f(d)) = \exp(-1/2[|f(c) - f(d)| - m/s]^s) \end{cases}$$

2. partie non utilisée dans le benchmark

où $f(.)$ correspond à l'intensité des voxels, m à la moyenne et s à l'écart type de I_{VOI} . w_1 et w_2 sont fixés de manière à ce que $w_1 + w_2 = 1$.

Dans l'article, l'image de réhaussement de vaisseaux est utilisée comme input de la fonction d'affinité floue. Pour définir m et s de manière adaptative, la segmentation d'Otsu est utilisée sur l'image de réhaussement de vaisseaux $I_r v$. m et s sont les moyennes et écart type des voxels segmentés.

w_1 et w_2 sont définis de manière adaptative grâce à la méthode de [Pednekar et al,2002].

$$\begin{cases} w_1 = h_1/(h_1 + h_2) \\ w_2 = 1 - w_1 \end{cases}$$