

Learning Active Contour Models for Medical Image Segmentation

Nissim Maruani

4 avril 2022

1 Étude synthétique de l'article

1.1 Problème traité

L'article étudié s'attaque au problème de segmentation dans une image, appliqué ici au milieu médical. La segmentation consiste à donner à partir d'une image $u \in \mathbb{R}^{H \times W \times d}$ (de dimension $d = 3$ pour une image en couleur RGB, $d = 1$ pour une image en niveau de gris) et à colorier k régions pour obtenir $v \in [0 \dots k]^{H \times W}$. Les images concernées sont des IRM du cœur dont il faut segmenter trois régions : le ventricule droit, le ventricule gauche et le myocarde. La détection automatique de ces régions permet au praticien de prévenir ou d'identifier des maladies cardiovasculaires qui tuent chaque année 17.9 millions de personnes.

1.2 Méthodes utilisées et originalité de l'article

Pour segmenter ces trois régions, l'article propose d'utiliser des réseaux de neurones convolutifs (aussi appelés CNN), très utilisés dans l'analyse des images car les convolutions sont invariantes par translation. À partir d'IRM segmentées précisément par des humains, l'algorithme "apprend" à reconnaître les différentes zones en optimisant ses paramètres. D'abord initialisés au hasard, ceux-ci sont modifiés à chaque itération par une descente de gradient (en anglais *back-propagation*) de la fonction de perte (en anglais *loss*).

L'article étudié propose d'utiliser la structure classique appelée U-Net, suite de convolutions, de fonctions MaxPool (sous échantillonnage de l'image) et de fonctions d'activations non-linéaires (ici $ReLU(x) = \max(x, 0)$). La variante utilisée est appelée Dense U-Net, TODO

1.3 Comparaison au cours

1.4 Nouveaux résultats

1.5 Avis critique

- PK un seul dataset si lambda robuste - Separation test/train - un Modele par region ? comment faire si les regions sont en overlap (mauvaise detection) ??

Références

- [KS00] Kiriakos N Kutulakos and Steven M Seitz. A theory of shape by space carving. *International journal of computer vision*, 38(3) :199–218, 2000.
- [MESK22] Thomas Müller, Alex Evans, Christoph Schied, and Alexander Keller. Instant neural graphics primitives with a multiresolution hash encoding. *arXiv preprint arXiv :2201.05989*, 2022.
- [MST⁺20] Ben Mildenhall, Pratul P Srinivasan, Matthew Tancik, Jonathan T Barron, Ravi Ramamoorthi, and Ren Ng. Nerf : Representing scenes as neural radiance fields for view synthesis. In *European conference on computer vision*, pages 405–421. Springer, 2020.

- [SSC21] Cheng Sun, Min Sun, and Hwann-Tzong Chen. Direct voxel grid optimization : Super-fast convergence for radiance fields reconstruction. *arXiv preprint arXiv :2111.11215*, 2021.
- [YFKT⁺21] Alex Yu, Sara Fridovich-Keil, Matthew Tancik, Qinhong Chen, Benjamin Recht, and Angjoo Kanazawa. Plenoxels : Radiance fields without neural networks. *arXiv preprint arXiv :2112.05131*, 2021.