

INSA LYON

Résumé

Habilitation à Diriger des Recherches

Approches non-supervisées et supervisées de filtrage et segmentation pour l'analyse longitudinale en imagerie médicale

par Thomas GRENIER

Dans ce document, je résume mes 16 ans d'activités en tant que maître de conférences au sein de l'INSA Lyon au laboratoire CREATIS et au département Génie Electrique.

Mon enseignement de plus de 5000h est concentré sur l'informatique et le traitement du signal et des images pour lesquels j'ai proposé de nombreux contenus, projets et assumé plusieurs responsabilités d'option, de modules et d'un parcours international. J'ai aussi pu m'impliquer dans plusieurs instances du département allant de la communication et la formation aux outils numériques à la réhabilitation des locaux.

Ma recherche est focalisée sur le filtrage et la segmentation d'images médicales en non-supervisé puis en supervisé (19 publications).

Mes contributions ont d'abord porté sur les méthodes de *mean-shift* et de croissance de régions afin d'intégrer dans leurs formalismes des spécificités d'images médicales, des contraintes d'adaptations locales et de suivi temporel. Le premier enjeu a été de proposer des stratégies pour déterminer les paramètres d'échelles de ces approches, d'abord séparément (filtrage *mean-shift* et croissance de régions) puis lorsqu'elles sont utilisées simultanément. Appliquées au contexte de la segmentation de la zone de pénombre en IRM de l'accident vasculaire cérébral, zone qui fournit une information sur la propagation de la région nécrosée et donc sur l'évolution des symptômes, ces méthodes se sont révélées efficaces sur des critères de qualité de segmentation. Ensuite, nous avons ajouté la notion de temps dans les formalismes de *mean-shift* et de croissance de régions. Ceci nous a permis d'obtenir des segmentations et classification de lésions de sclérose en plaques ainsi que des segmentations des zones du myocarde lésées pertinentes.

Je me suis ensuite tourné vers les approches de segmentation supervisées et plus particulièrement vers les méthodes d'apprentissage profond (ou *deep learning*). Ainsi, l'architecture U-Net - la référence en *deep learning* pour la segmentation d'images médicales - a été mise en œuvre dans plusieurs contextes de segmentation dont, dans un premier temps, en écho-cardiographie où les performances obtenues ont dépassé l'état de l'art. Mes contributions à ces méthodes se sont orientées sur la réduction du nombre d'images nécessaires à leur entraînement en utilisant des techniques d'augmentation de données dont une est sélective et s'appuie sur une mesure originale de morphologie. Pour deux approches de segmentation supervisée (par recalage multi-atlas et par réseau de neurones U-Net), notre mesure de morphologie permet de définir des stratégies de sélection de données spécifiques à chacune de ces méthodes. Pour la segmentation des muscles des jambes et des épaules en IRM, ces stratégies nous ont permis d'améliorer le comportement des méthodes en terme de temps de calcul et de nombre d'images utilisé pour l'apprentissage, à qualité de segmentation équivalente.

Cette problématique de segmentation par apprentissage profond fait l'objet de mes perspectives de recherche qui visent à contribuer à l'aide au diagnostic et à terme au pronostic.