

Segmentation d’images par Deep Learning pour le suivi longitudinal des lésions de sclérose en plaques

Chantal REVOL-MULLER (CREATIS), chantal.muller@creatis.insa-lyon.fr;
Thomas GRENIER (CREATIS); François COTTON (CREATIS)

10 octobre 2024

Key words : Deep Learning, nnU-Net, UNeXt, YOLO, longitudinal segmentation.

Résumé

Le but de ce projet est de développer des modèles de deep learning pour segmenter des nouvelles lésions de sclérose en plaque (SEP) à partir des images IRM FLAIR longitudinales issues des datasets de MSSEG-1 (MICCAI 2016) et MSSEG-2 (MICCAI 2021). Ces lésions sont un indicateur crucial de la progression de la maladie et permettent d’évaluer l’efficacité des traitements modificateurs de la maladie.

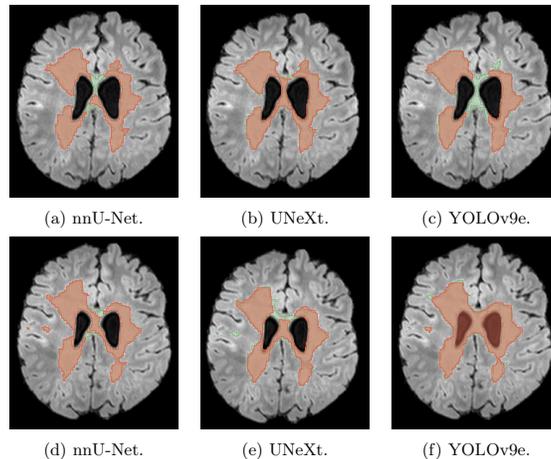


FIGURE 1 – Segmentation results in comparison by using nnU-Net, UNeXt, and YOLOv9e.

Contexte

La sclérose en plaques (SEP) est une maladie auto-immune du système nerveux central qui affecte des millions de personnes dans le monde. La détection et la segmentation précises des lésions de SEP à partir d’images médicales, telles que l’imagerie par résonance magnétique sont essentielles pour le diagnostic et la gestion de la maladie [1]. Pour répondre à cette problématique, les méthodes de segmentation automatique basées sur les réseaux de neurones profonds ont montré des résultats prometteurs, comme en témoignent les challenges MSSEG organisés lors des conférences MICCAI de 2016 et 2021 [2,3]. Comme proposé au challenge MSSEG-2 (MICCAI 2021), ce projet vise à détecter et segmenter les nouvelles lésions de la SEP qui ont potentiellement apparues entre deux temps d’acquisition. Il s’inscrit dans la poursuite de précédents travaux réalisés dans l’équipe [4] pour évaluer l’apport de trois modèles à l’état de l’art tels que nnU-Net [5], UNeXt [6] et YOLOV9 [7] pour la segmentation des lésions SEP à un seul moment.

Objectifs du projet

Ce projet vise à proposer et développer des méthodes de segmentation automatique des nouvelles lésions de la SEP à partir d'IRM longitudinales en se basant sur les architectures précédemment étudiées. Les objectifs spécifiques incluent :

- Modifier les architectures pour intégrer les données longitudinales disponibles.
- Exploiter les jeux de données IRM FLAIR 3D des challenges MICCAI 2016 (MSSEG) et MICCAI 2021 (MSSEG-2)D, en tirant parti des informations fournies par les deux moments d'acquisition (baseline et suivi).
- Exploiter les vérités terrains fournies par des différents experts et par les consensus .
- Optimiser le réseau pour prendre en compte les données volumétriques (3D) et spatio-temporelles (4D) pour maximiser la précision du suivi des lésions.

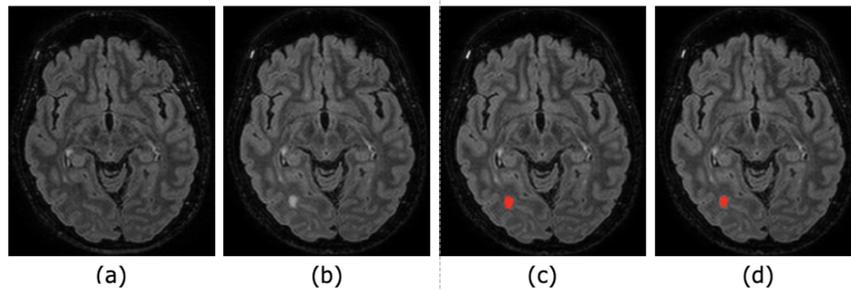


FIGURE 2 – Étude longitudinale : a) acquisition t0 ; b) acquisition t1 ; c) vérité terrain ; d) résultat de segmentation.

Jeux de données

Le projet exploitera deux jeux de données :

MICCAI 2016 : Le dataset MSSEG [2] contient des IRM FLAIR de 53 patients atteints de sclérose en plaques. Les images incluent les masques des lésions segmentées manuellement par 7 experts et leur consensus. Bien que ce jeu de données ne soit pas longitudinal, il fournit une base solide pour la segmentation des lésions de la SEP.

MICCAI 2021 : Le jeu de données MSSEG-2 [3] contient des IRM 3D FLAIR de 100 patients (40 pour le train / 60 pour le test), chaque patient ayant deux scans longitudinaux pris à des moments différents (baseline et suivi, à 1-3 ans d'intervalle). Les vérités terrains sont fournies à partir des annotations de quatre experts et de leur consensus. Ce dataset est particulièrement adapté pour l'étude des nouvelles lésions et pour l'entraînement de modèles supervisés capables d'exploiter la dimension temporelle.

Méthodes

Plusieurs pistes sont envisagées :

Modèle de segmentation : Nous proposerons une architecture de type U-Net 3D, largement utilisée dans les compétitions MSSEG pour la segmentation des lésions [5,8]. Des améliorations seront explorées pour améliorer la segmentation fine des petites lésions souvent observées dans la SEP.

Adaptation de domaine : Les patients dans MSSEG-2 ont été scannés sur différents types de machines (GE, Philips, Siemens). Il serait intéressant d'évaluer la robustesse des algorithmes à ces variations, et d'explorer des méthodes d'adaptation de domaine pour uniformiser les caractéristiques des images.

Utilisation des données longitudinales : Une approche spécifique pour intégrer les données longitudinales (acquisitions à deux moments distincts) sera développée. L’alignement spatial entre les images sera effectué pour minimiser les variations dues à la position du patient et aux différences entre les appareils de scanners utilisés.

Augmentation des données : Exploitation des transformations de données pour simuler différents types d’évolution de la maladie (changements d’intensité, croissance des lésions, etc.).

Exploration des données 3D et 4D : La dimension 3D de chaque IRM sera pleinement exploitée dans le cadre du modèle de deep learning pour capturer les informations volumétriques des lésions. L’extension vers la 4D, en intégrant le temps comme dimension supplémentaire, permettra de mieux modéliser l’évolution des lésions et de capturer les changements subtils dans la structure des tissus au fil du temps. [9]

Environnement technique

Ce stage de 6 mois se déroulera au sein de l’équipe MYRIAD, <https://creatis-myriad.github.io/>, équipe de recherche du laboratoire CREATIS, d’environ 30 permanents, 20 doctorants et une trentaine de stagiaires.

- Poste de travail (PC + Bureau) fourni dès l’arrivée.
- Veille scientifique grâce au Journal Club.
- Programmation sur le cluster du laboratoire, parc de machines HPC avec CPU, GPU, grande capacité mémoire et stockage.
- Librairies : MONAI, Pytorch Pytorch Lightning, TorchIO, Metrics Reloaded.

Profil des candidats

- Étudiant(e) en dernière année de Master 2 ou école d’ingénieur.
- Solide formation en Deep learning et maîtrise de Python ainsi que les librairies telles que Pytorch.
- Bon niveau d’anglais.
- Autonome, motivé et persévérant.

Informations générales

Pour postuler, envoyez vos CV et derniers bulletins de notes à l’adresse chantal.muller@creatis.insa-lyon.fr avec comme objet : **[Stage SEP2025]**.

Thème/Domaine : Machine Learning, traitement d’images médicales.

Ville : Villeurbanne (69).

Lien : INSA Lyon, Laboratoire CREATIS.

Date de prise de fonction souhaitée : 1er février 2025.

Durée de la convention de stage : 6 mois.

Gratification : ~650 € / mois.

Superviseurs :

Chantal Revol-Muller, Thomas Grenier

<https://www.creatis.insa-lyon.fr/~grenier>

<https://www.creatis.insa-lyon.fr/~muller>

Références

- [1] S. Mure, C. R. G. Guttman, T. Grenier, H. Benoit-Cattin, and F. Cotton. New insight in perivenular lesion formation in multiple sclerosis on weekly susceptibility weighted images. In *24th annual meeting and exhibition ISMRM 2016*, page Abstract #1290, Singapour, Singapore, May 2016.
- [2] Olivier Commowick, Audrey Istace, Michael Kain, Baptiste Laurent, Florent Leray, Mathieu Simon, Sorina Camarasu Pop, Pascal Girard, Roxana Ameli, Jean-Christophe Ferré, et al. Objective evaluation of multiple sclerosis lesion segmentation using a data management and processing infrastructure. *Scientific reports*, 8(1) :13650, 2018.
- [3] Olivier Commowick, Frédéric Cervenansky, François Cotton, and Michel Dojat. Msseg-2 challenge proceedings : Multiple sclerosis new lesions segmentation challenge using a data management and processing infrastructure. In *MICCAI 2021-24th international conference on medical image computing and computer assisted intervention*, page 126, 2021.
- [4] Yi Zhu, Thomas Grenier, and Chantal Revol-Muller. Comparative analysis of three advanced deep learning algorithms for multiple sclerosis lesion segmentation in flair mr. In *IEEE ICSP 2024 5th Sino-French Workshop 2024 Medical Image Analysis and AI (MAI)*, 2024.
- [5] Fabian Isensee, Paul F Jaeger, Simon AA Kohl, Jens Petersen, and Klaus H Maier-Hein. nnu-net : a self-configuring method for deep learning-based biomedical image segmentation. *Nature methods*, 18(2) :203–211, 2021.
- [6] <https://github.com/jeya-maria-jose/UNeXt-pytorch>.
- [7] Chien-Yao Wang, I-Hau Yeh, and Hong-Yuan Mark Liao. Yolov9 : Learning what you want to learn using programmable gradient information. *arXiv preprint arXiv :2402.13616*, 2024.
- [8] Olaf Ronneberger, Philipp Fischer, and Thomas Brox. U-net : Convolutional networks for biomedical image segmentation. In Nassir Navab, Joachim Hornegger, William M. Wells, and Alejandro F. Frangi, editors, *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention – MICCAI 2015*, pages 234–241, Cham, 2015. Springer International Publishing.
- [9] Sebastian Hitziger, Wen Xin Ling, Thomas Fritz, Tiziano D’Albis, Andreas Lemke, and Joana Grilo. Triplanar u-net with lesion-wise voting for the segmentation of new lesions on longitudinal mri studies. *Frontiers in Neuroscience*, 16, 2022.