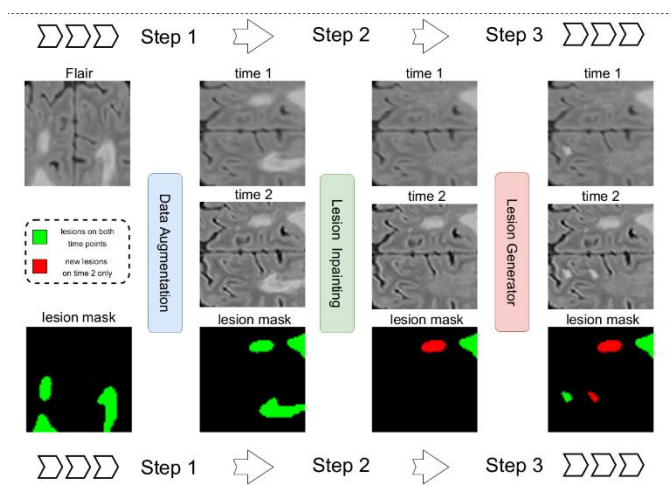


Prix Challenge MICCAI



Reda Kamraoui a remporté le Challenge international MICCAI de détection de nouvelles lésions de sclérose en plaques.

La détection de nouvelles lésions de sclérose en plaques est un marqueur important de l'évolution de la maladie. L'applicabilité des méthodes basées sur l'apprentissage profond pourrait automatiser cette tâche. Cependant,

aucun travail antérieur n'a abordé le problème de la rareté des données longitudinales et de la généralisation des méthodes. Dans ce travail, nous proposons d'abord un pipeline pour générer deux points temporels réalistes à partir d'une seule séquence IRM. Ensuite, nous utilisons l'augmentation des données de qualité d'image pour améliorer la capacité de généralisation de notre modèle de segmentation. Globalement, nos contributions conduisent à la meilleure performance dans le Challenge MICCAI MSSEG2 de la segmentation des nouvelles lésions de la SEP (voir Commowick *et al.* (2021)).

Méthode :

La détection de nouvelles lésions est un bio-marqueur important dans la sclérose en plaques (SEP) qui permet aux cliniciens d'adapter le traitement du patient et d'évaluer l'évolution de la maladie.

Afin de proposer des méthodes automatiques spécifiquement conçues pour le scénario de détection de nouvelles lésions, il faut disposer d'un jeu de données longitudinal de patients atteints de SEP dont les lésions ont évolué.

Les organisateurs du challenge de la segmentation des nouvelles lésions de la SEP ont fourni un tel jeu de données. Cependant, l'entraînement d'algorithmes d'apprentissage profond de pointe et l'obtention de résultats généralisant sur des domaines inconnus peuvent nécessiter une plus grande diversité de données [voir, pour plus de détail, Maartensson *et al.* (2021), Bron *et al.* (2020), Omoumi *et al.* (2021)].

La méthode proposée est basée sur la simulation de nouvelles lésions de SEP entre deux points temporels (une première IRM et une IRM de suivi). Comme le montre la figure, notre pipeline génère "à la volée" des patches IRM 3D synthétiques correspondant à deux points dans le temps et leurs nouveaux masques de lésions respectifs à partir d'une seule image FLAIR. Les données synthétiques sont générées en 3 étapes.

Dans la première étape, un patch IRM 3D et son masque de lésion de la SEP sont prélevés de manière aléatoire à partir des bases de données IRM contenant des sujets atteints de SEP (Commowick *et al.* (2016), Coupé *et al.* (2018), Carass *et al.* (2017)). Ensuite, ce patch et ce masque de lésion sont augmentés de manière aléatoire par des rotations, des translations et d'autres augmentations spatiales. Une copie du patch FLAIR est effectuée pour représenter les deux points temporels. Ensuite, les deux patches identiques sont modifiés avec différentes augmentations de données [voir Kamraoui *et al.* (2022)], où le bruit, le flou, le renforcement

des bords et la distorsion de sous-échantillonnage différencient les deux patches de manière aléatoire. À ce stade, le masque de lésion des deux points temporels synthétiques est identique. Il n'y a donc pas de nouvelles lésions.

Dans la deuxième étape, une opération d'extraction de composantes connexes est utilisée pour séparer chaque lésion indépendante du masque de lésion. Chaque lésion est soit repeinte (c'est-à-dire supprimée) d'un des points temporels, soit des deux, soit d'aucun des points temporels. Le modèle d'inpainting des lésions est utilisé pour dépeindre la région de la lésion avec des tissus sains hallucinés (voir 2.1 *Modèle d'effacement des lésions*). Ensuite, le nouveau masque de lésion est construit à partir des régions de lésion qui ont été conservées dans le deuxième point temporel mais pas dans le premier.

Dans la troisième étape, le modèle de générateur de lésions est utilisé pour simuler des lésions synthétiques à des emplacements réalistes. Les lésions synthétiques sont générées pour l'un des points temporels ou pour les deux (voir 2.2 *Modèle de générateur de lésions*). Comme à l'étape précédente, le nouveau masque de lésion est mis à jour pour inclure uniquement les lésions générées au deuxième point temporel.

2.1 Modèle d'effacement des lésions :

Le modèle d'effacement des lésions est entraîné, indépendamment et avant notre pipeline proposé, avec des patches IRM 3D sélectionnés aléatoirement qui ne contiennent pas de lésions de la SEP ou d'hyper intensité de la matière blanche. Le réseau U-Net 3D est optimisé pour reconstruire une image d'entrée altérée. Le patch d'entrée est corrompu par le remplacement de régions aléatoires par du bruit ou d'autres altérations. Lorsque le modèle est entraîné, il peut être utilisé pour synthétiser des régions saines à l'emplacement des lésions qui sont remplacées par du bruit aléatoire.

2.2 Modèle de générateur de lésions :

Le générateur de lésions est entraîné avant notre pipeline proposé pour simuler des lésions réalistes. Le générateur est un réseau U-Net 3D avec deux canaux d'entrée et un canal de sortie. Le premier canal d'entrée reçoit une version augmentée du patch contenant les lésions de la SEP où les lésions sont remplacées par un bruit aléatoire. Le deuxième canal d'entrée reçoit le masque des lésions de l'image originale. Les canaux de sortie prédisent le patch FLAIR 3D original avec les lésions. Ainsi, le modèle entraîné est capable de simuler une lésion de SEP synthétique à partir d'un patch 3D de FLAIR et de son masque de lésion correspondant.

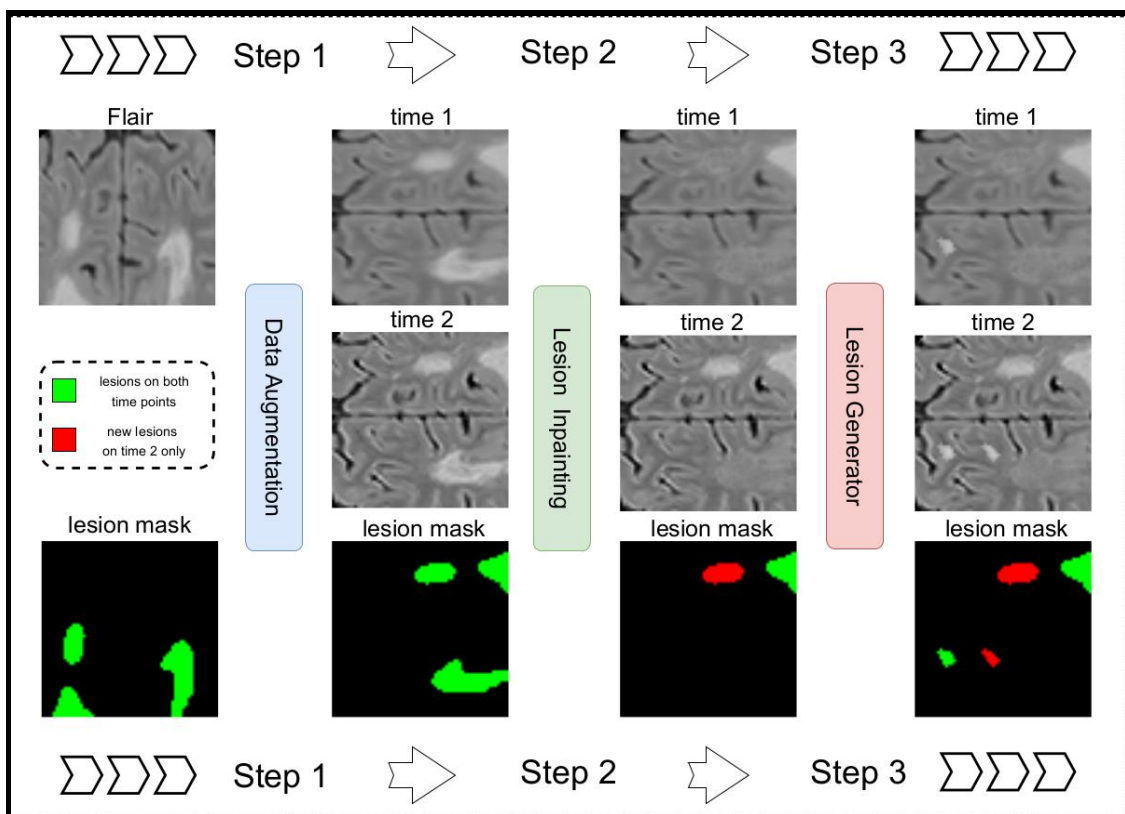


Fig. Synthetic time points with new MS lesion generation pipeline

Références :

- Commowick, O., Cervenansky, F., Cotton, F., & Dojat, M. (2021, September). 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 (pp. 1-118).
- Patrick Omoumi, Alexis Ducarouge, Antoine Tournier, Hugh Harvey, Charles EKahn, Fanny Louvet de Verchère, Daniel Pinto Dos Santos, Tobias Kober, and Jonas Richiardi. To buy or not to buy: evaluating commercial AI solutions in radiology (the éclair guidelines). *European Radiology*, pages 1–11, 2021.
- Gustav Martensson, Daniel Ferreira, Tobias Granberg, Lena Cavallin, Ketil Oppedal, Alessandro Padovani, Irena Rektorova, Laura Bonanni, Matteo Pardini, Milica G Kramberger, et al. The reliability of a deep learning model in clinical out-of-distribution mri data: a multicohort study. *Medical Image Analysis*, page 101714, 2020.
- Olivier Commowick, Frédéric Cervenansky, and Roxana Ameli. Msseg challenge proceedings: Multiple sclerosis lesions segmentation challenge using a data management and processing infrastructure, 2016.
- 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):1–17, 2018.

- Esther E Bron, Stefan Klein, Janne M Papma, Lize C Jiskoot, Vikram Venka-traghavan, Jara Linders, Pauline Aalten, Peter Paul De Deyn, Geert Jan Biessels, Jurgen AHR Claassen, et al. Cross-cohort generalizability of deep and conventional machine learning for mri-based diagnosis and prediction of alzheimer's disease. arXiv preprint arXiv:2012.08769, 2020.
- Aaron Carass, Snehashis Roy, Amod Jog, Jennifer L Cuzzocreo, Elizabeth Magrath, Adrian Gherman, Julia Button, James Nguyen, Ferran Prados, Carole H Sudre, et al. Longitudinal multiple sclerosis lesion segmentation: resource and challenge. NeuroImage, 148:77–102, 2017.
- Pierrick Coupé, Thomas Tourdias, Pierre Linck, José E. Romero, and José V. Manjon. Lesionbrain: an online tool for white matter lesion segmentation. In International Workshop on Patch-based Techniques in Medical Imaging, pages 95–103. Springer, 2018.
- Reda Abdellah Kamraoui, Vinh-Thong Ta, Thomas Tourdias, Boris Mansencal, José V Manjon, Pierrick Coupé, DeepLesionBrain: Towards a broader deep-learning generalization for multiple sclerosis lesion segmentation, Medical Image Analysis, volume 76, February 2022.
- The challenge dataset: <https://portal.fli-iam.irisa.fr/msseg-2/data/.the-pre-processing-docker>. <https://github.com/Inria-Empenn/lesion-segmentation-challenge-miccai21/>.

Contacts : [Reda Kamraoui](#) et/ou [Pierrick Coupé](#)