

## Motivation

Les réseaux de neurones peuvent aider les neurologues à personnaliser la thérapie de la sclérose en plaques (SEP) en quantifiant automatiquement les lésions cérébrales et leur évolution. Cependant, ils ne donnent pas d'estimation de leurs certitudes. Pour remédier à cela, nous proposons Safety-Net, capable de segmenter les lésions et d'associer une carte de certitude pour une identification rapide des zones problématiques. Cela renforce l'acceptabilité du système par les neurologues.

## Matériel & Méthodes

Safety-Net est un réseau de neurones de type UNet [1] modifié de façon à produire deux sorties pour chaque voxel du volume IRM: 1) la probabilité  $p$  que le voxel corresponde à une lésion SEP et 2) la certitude  $c$  en la prédiction, permettant d'identifier les zones incertaines. La segmentation finale des lésions est obtenue en binarisant  $p$  avec un seuil de 0.5.

Afin d'apprendre au modèle à prédire ces 2 quantités simultanément, nous proposons une nouvelle fonction d'optimisation prenant en compte les prédictions  $p$  et  $c$ , la vérité terrain  $y$  (segmentation manuelle des lésions), ainsi que la carte des erreurs  $z$ .

$$p' = c * p + (1 - c) * y$$

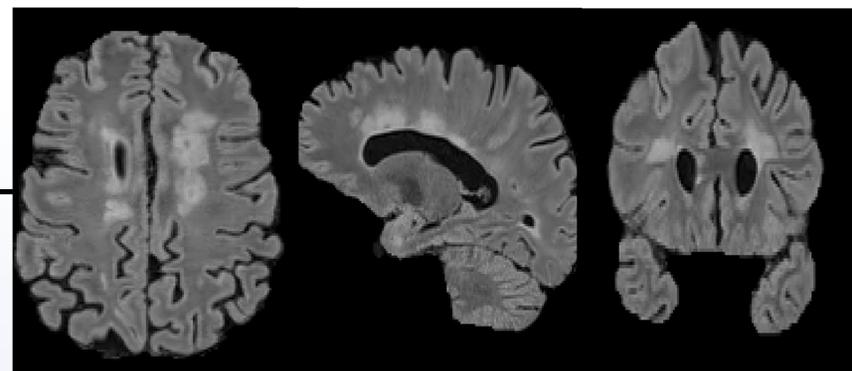
$$Loss = Dice(p, y) + CE(p', y) + CE(1 - c, z)$$

avec CE l'entropie croisée. La fonction encourage le modèle à prédire une faible certitude ( $c \rightarrow 0$ ) pour les voxels incorrects ( $z=1$ ). Safety-Net est entraîné et testé sur la base de données SHIFT [2] dédié à la segmentation des lésions SEP. La base comporte 98 images provenant de sources différentes, que nous avons réparties en 3 sous-groupes: Train, Eval<sub>in</sub> & Eval<sub>out</sub> (Tableau 1).

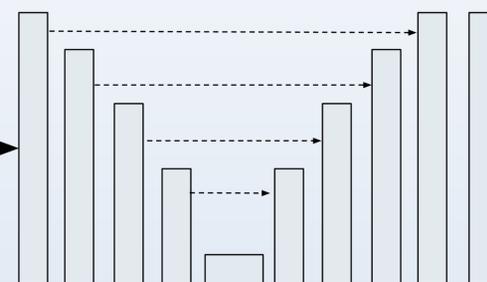
Source	Train	Eval <sub>in</sub>	Eval <sub>out</sub>	Total
MSSEG	23	24	0	52
ISBI	10	9	0	21
MSLUB	0	0	25	25
Total	33	33	25	98

Tableau 1: Les images Eval<sub>in</sub> proviennent des mêmes centres que les images d'entraînement. Les images d'Eval<sub>out</sub> proviennent d'un site différent.

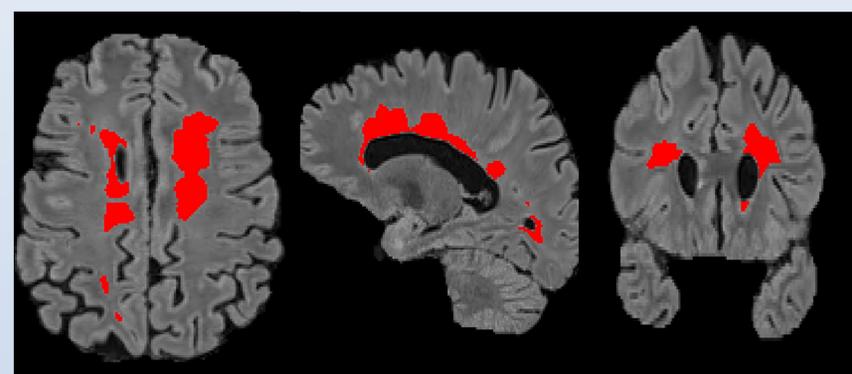
## Le modèle Safety-Net



IRM FLAIR 3D

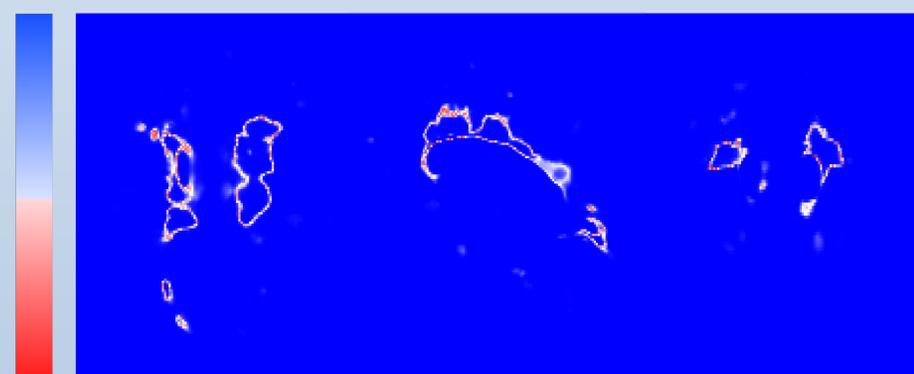


Modèle de segmentation



1

Segmentation des lésions SEP



Carte de certitude

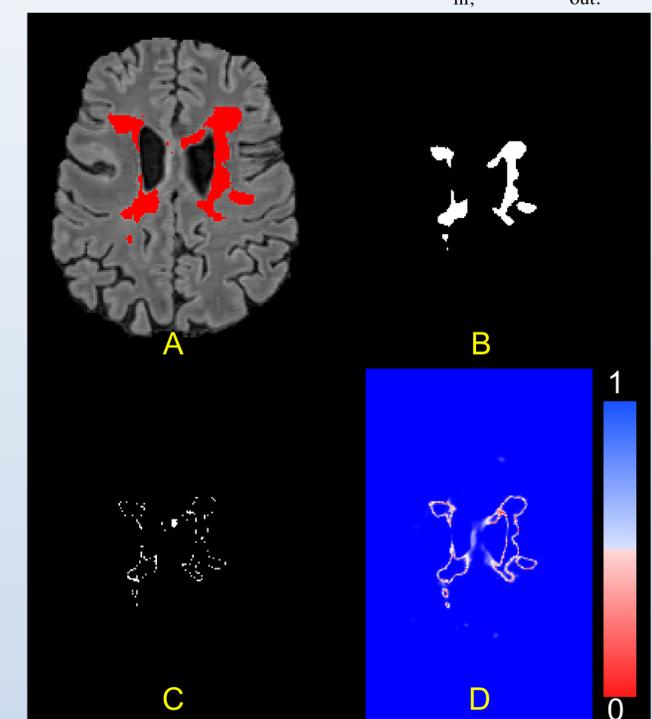
## Évaluation

Nous utilisons le Normalized Dice (nDSC) [2], un score permettant de mesurer le degré de superposition entre 2 cartes binaires.

- ❖ Pour évaluer la segmentation, le nDSC est mesuré entre la segmentation prédite et la vérité terrain.
- ❖ Pour évaluer la carte de certitude, celle-ci est binarisée en gardant les voxels avec une certitude inférieure à un seuil de 0.25, puis le nDSC est mesuré avec la carte des erreurs.

	nDSC Segmentation	nDSC Erreur
Eval <sub>in</sub>	0.72 ± 0.09	0.58 ± 0.12
Eval <sub>out</sub>	0.63 ± 0.15	0.47 ± 0.13

Tableau 2: nDSC obtenus pour la segmentation et la carte de certitude sur les deux bases d'évaluation Eval<sub>in</sub> et Eval<sub>out</sub>.



FLAIR et segmentation manuelle des lésions (A), prédiction (B), carte des erreurs (C) et carte de certitude estimée (D)

## Conclusion

Safety-Net est capable de segmenter les lésions SEP tout en fournissant une carte de certitude permettant au neurologue de rapidement identifier les zones incertaines qu'il faut contrôler. De plus le modèle est capable de généraliser à des sites non vus pendant l'apprentissage.

- Ronneberger et al. U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation, MICCAI 2015, LNCP vol 9351, Springer.
- Malinin, A. et al., Shifts 2.0 : Extending the dataset of real distributional shifts, arXiv preprint arXiv:2206.15407 (2022).