

# Quantification du volume de l'hémorragie intracérébrale, hémorragie intraventriculaire et œdème péri-hématome par approches d'apprentissage profond

An Ni Wu<sup>1</sup>, MD; Matthias Franco<sup>2</sup>; Delphine Pilon<sup>3</sup>; Luca Panetta<sup>3</sup>; Marie-Jeanne Noël<sup>3</sup>; Eleyine Zarour<sup>1</sup>, MD; Igor Padilha<sup>4</sup>, MD; Tasha Cusson<sup>5</sup>, MD; Laurent Létourneau-Guillon<sup>6</sup>, MD, MSc.

1. Résidente en radiologie, Département de radiologie, CHUM
2. Étudiant en médecine et en ingénierie, Faculté de médecine, Université de Bretagne Occidentale; École d'ingénierie, IMT Atlantique
3. Étudiant(e) en médecine, Faculté de médecine, Université de Montréal
4. Fellow en neuroradiologie, Département de radiologie, CHUM
5. Résidente en radiologie, Département de radiologie, Université Laval
6. Neuroradiologue, Département de radiologie, CHUM

Journée Universitaire 2024  
15 février 2024



# Les hémorragies intracérébrales (HIC)...

- Représentent environ **15% des accidents vasculaires cérébraux (AVC)**<sup>1</sup>
- Associées à une **morbi-mortalité élevée**<sup>1</sup>
- Détectées et suivies par la **tomodensitométrie (TDM) cérébrale sans contraste**
- Le volume initial de l'hématome est un facteur prédicteur important de:
  - **Expansion hémorragique**<sup>2</sup>
  - **Issue clinique**<sup>2</sup>
- L'hémorragie intraventriculaire (HIV) et l'œdème péri-hématome (OPH) peuvent compliquer l'HIC
  - Leurs volumes sont aussi associés à un **mauvais pronostic**

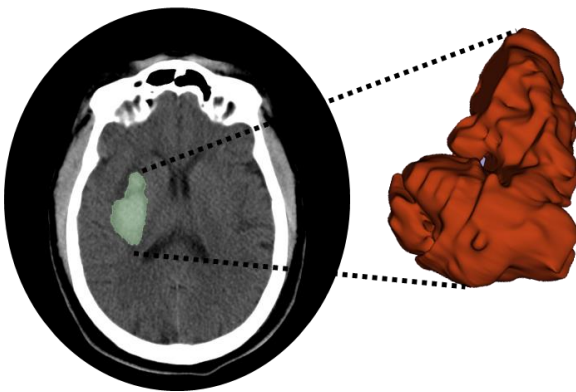


# Motivation du projet

- Les méthodes de calcul du volume incluent:
  - Formule  $ABC/2^3$  pour l'HIC → couramment utilisé en pratique, mais **précision limitée**<sup>4</sup>
  - Segmentation manuelle<sup>5</sup> → **chronophage et sujette aux erreurs**
- **Automatisation potentielle** du processus avec des algorithmes d'apprentissage profond, notamment les **réseaux neuronaux convolutifs (CNNs)** et les **transformers**

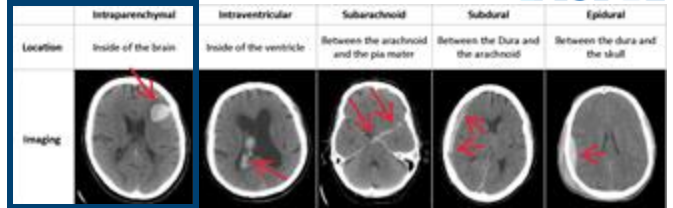
## Objectif

Développer un modèle permettant une segmentation automatique et précise des HIC, HIV et OPH sur la TDM cérébrale sans contraste



# Méthodes (1)

RSNA<sup>®</sup>



Base de données (> 180 GB)

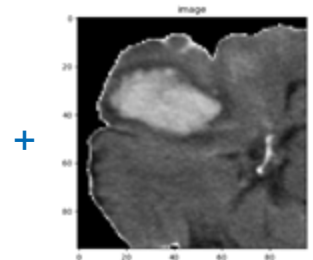
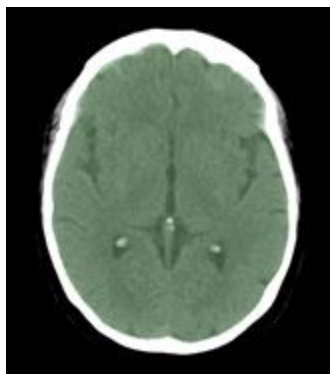
1. Acquisition des données

2. Annotation manuelle



$n = 157$

3. Traitement des données



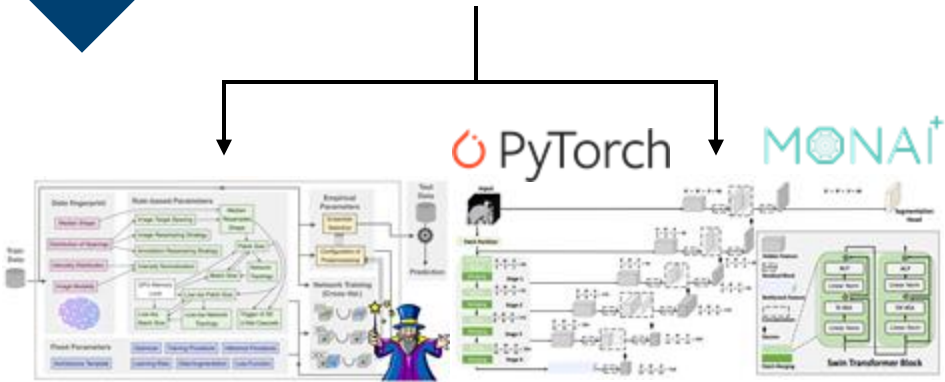
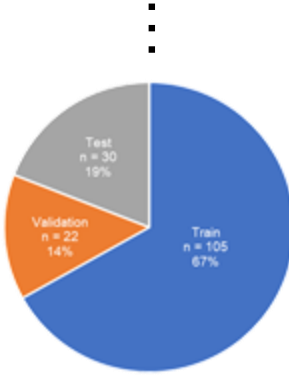
Extraction du cerveau

Transformations

## Méthodes (2)

### 4. Entraînement des modèles

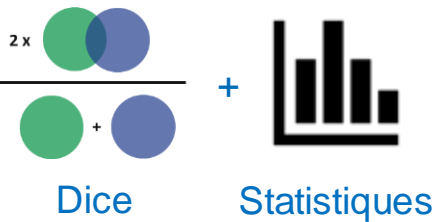
Division des données



nnUNet

Swin UNETR

### 5. Évaluation de la performance



# Résultats

**Tableau 1. Métriques sur l'ensemble test ( $n = 30$ )**

	Dice HIC (moy, IC 95%*)	Dice HIV (moy, IC 95%*)	Dice OPH (moy, IC 95%*)
nnUNet	0.84 (0.77 – 0.90)	0.42 (0.25 – 0.59)	0.52 (0.42 – 0.62)
Swin UNETR	0.81 (0.73 – 0.87)	0.26 (0.13 – 0.39)	0.50 (0.40 – 0.59)

**Tableau 2. Comparaison des volumes: annotation manuelle vs nnUNET sur l'ensemble test ( $n = 30$ )**

	HIC	HIV	OPH
Diff. Rel. Vol. (moy, IC 95%*) %	14.0 (7.4 – 22.3) %	44.5 (24.7 – 64.2) %	103.5 (35.3 – 218.9) %
ICC (95% CI)	0.99 (0.99 – 1.00)	0.86 (0.77 – 0.94)	0.74 (0.53 – 0.87)

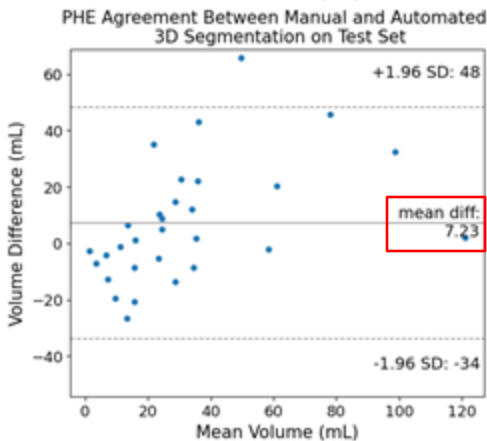
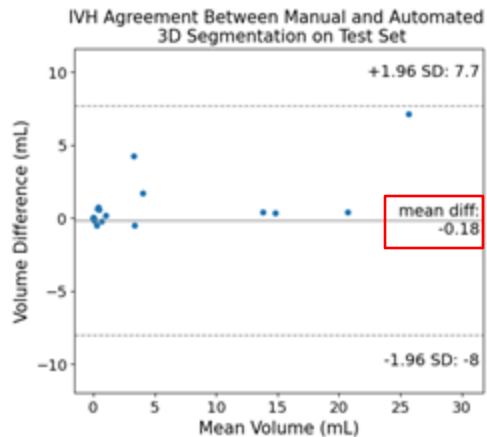
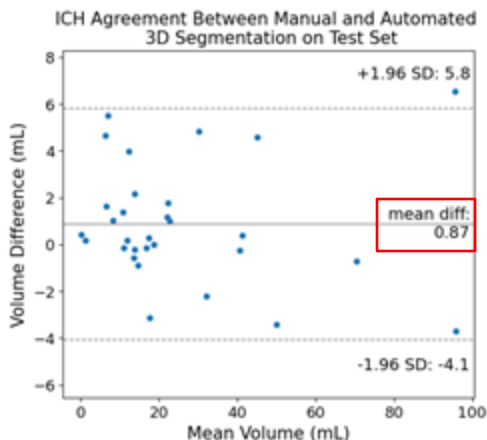
**Tableau 3. Comparaison des volumes: annotation manuelle vs SwinUNETR sur l'ensemble test ( $n = 30$ )**

	HIC	HIV	OPH
Diff. Rel. Vol. (moy, IC 95%*) %	19.0 (10.3 – 29.8) %	43.5 (17.8 – 77.6) %	104.5 (42.1 – 207.1) %
ICC (95% CI)	0.99 (0.97 – 0.99)	0.86 (0.74 – 0.93)	0.68 (0.43 – 0.83)

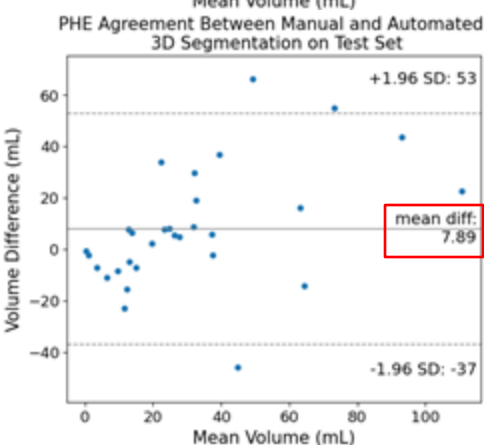
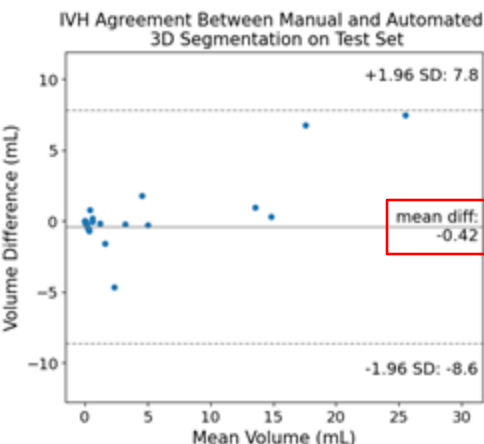
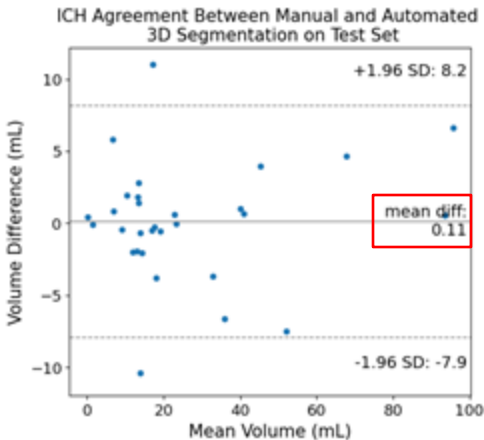
\* Par technique bootstrap

# Résultats

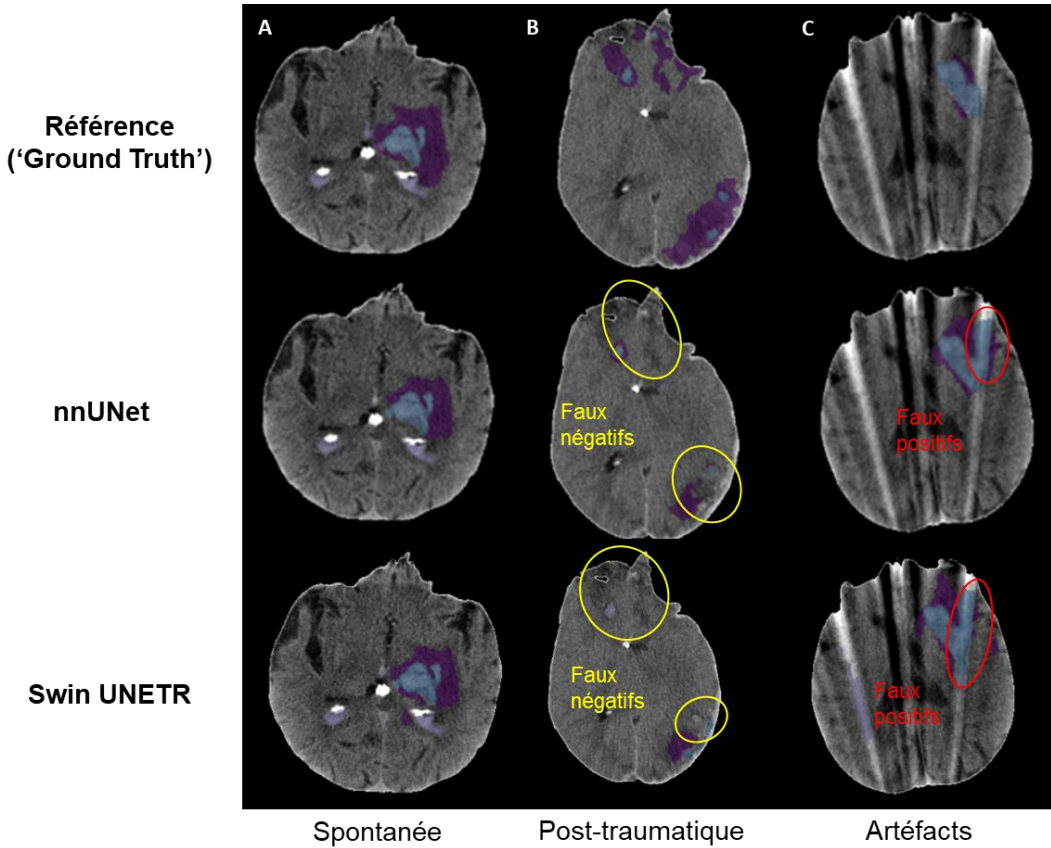
## nnUNet



## Swin UNETR



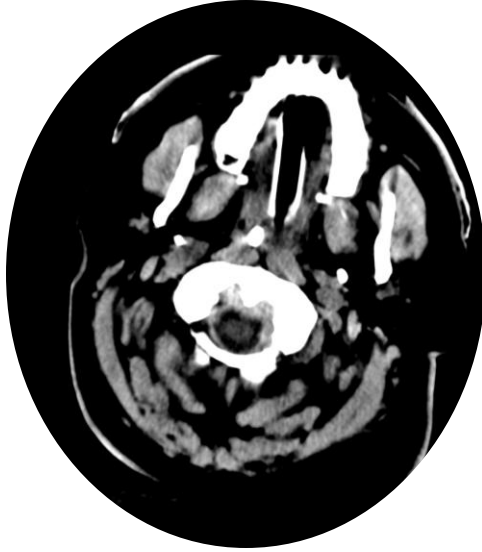
# Évaluation visuelle



- Pour les hémorragies bien définies, les modèles parviennent à des prédictions très similaires à la segmentation manuelle (référence) (A)
- Les modèles sont moins précis en présence d'hémorragies diffuses (B) ou d'artéfacts (C)
- Ces exemples montrent l'hétérogénéité des cas inclus dans le jeu de données



# Prédictions



# Discussion

Qualité des segmentations:

- Difficulté à différencier la frontière entre l'HIC et l'HIV
- Fin de la limite de l'OPH imprécise
- Erreurs d'annotation

Peu de cas contenant une HIV

Diverses étiologies d'HIC

## Limitations/directions futures:

- Évaluation de la variabilité inter-observateur de l'annotation sur un sous-ensemble de données
- Les annotations doivent encore faire l'objet d'une révision finale par un neuroradiologue (en cours)
- Validation sur des données externes (locales) à effectuer pour objectiver la généralisabilité du modèle (en cours)

# Conclusion

**Bonne précision des modèles pour l'estimation du volume de l'HIC, mais doivent davantage être optimisés pour l'HIV et l'OPH**

## Implications cliniques:

Résultats prometteurs démontrant que les modèles d'apprentissage profonds peuvent potentiellement servir dans:

- **Modèle de prédiction multi-étape de progression hémorragique** en combinaison avec des scores radiologiques et cliniques
- **Modèle de prédiction radiomique:** la délimitation de la région d'intérêt est une tâche en amont nécessaire à l'extraction des caractéristiques radiomiques
- En pratique, **détection et suivi automatisé des hémorragies**, y compris la notification à l'équipe traitante si l'hémorragie a progressé

# Remerciement

Dr Laurent Létourneau-Guillon

1. Fonds de Recherche du Québec-Santé en partenariat avec la Fondation de l'Association des Radiologistes du Québec. Subventions recherches en radiologie (299979) et support salarial du programme de chercheur-clinicien Junior 1 (311203).
2. Foundation of the Radiological Society of North America - Seed Grant (RSD2122)
3. Programme de support professoral du Département de radiologie, radio-oncologie et médecine nucléaire de l'Université de Montréal.
4. Fonds de démarrage Département de radiologie du Centre Hospitalier de l'Université de Montréal (CHUM).
5. Fonds de démarrage du Centre de Recherche du CHUM.



# Références

1. Feigin VL, Lawes CM, Bennett DA, Anderson CS. Stroke epidemiology: A review of population-based studies of incidence, prevalence, and case-fatality in the late 20th century. *Lancet Neurol.* 2003;2(765):43-53. <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/12849300>
2. Al-Shahi Salman R, Frantziadis J, Lee RJ, Lyden PD, Battey TWK, Ayres AM, et al. Absolute risk and predictors of the growth of acute spontaneous intracerebral haemorrhage: A systematic review and meta-analysis of individual patient data. *Lancet Neurol.* 2018;17(790):885-894. <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/30120039>
3. Lv X-N, Li Q. Imaging predictors for hematoma expansion in patients with intracerebral hemorrhage: A current review. *Brain Hemorrhages.* 2020;1(1063):133-139.
4. Scherer M, Cordes J, Younsi A, Sahin Y-A, Götz M, Möhlenbruch M, et al. Development and validation of an automatic segmentation algorithm for quantification of intracerebral hemorrhage. *Stroke.* 2016;47(927):2776-2782. <https://doi.org/10.1161/STROKEAHA.116.013779>
5. Morotti A, Boulouis G, Dowlatshahi D, Li Q, Barras CD, Delcourt C, et al. Standards for detecting, interpreting, and reporting noncontrast computed tomographic markers of intracerebral hemorrhage expansion. *Ann Neurol.* 2019;86(742):480-492. <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/31364773>
6. Ronneberger O, Fischer P, Brox T. U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation. 2015:arXiv:1505.04597
7. Isensee F., Jaeger P. F., Kohl S. A., Petersen J., & Maier-Hein K. H. (2020). nnU-Net: a self-configuring method for deep learning-based biomedical image segmentation. *Nature Methods*, 1-9.