SEGMENTATION MULTI CLASSE DE CT SCAN SANS CONTRASTE DANS UN CONTEXTE NEURO-CRITIQUE : CALCUL AUTOMATISÉ DE LA DÉVIATION DE LA LIGNE MÉDIANE ET DE L'INDEX D'EVANS POUR UN TRIAGE INTELLIGENT DES CAS URGENTS

I. Valin[1,3], M. Cinq-Mars[1,3], G. Théaud[3], L. Létourneau-Guillon[1,2,3]

[1]Université de Montréal, [2]Département de radiologie du CHUM, [3]Centre de recherche du CHUM

Introduction

La tomodensitométrie cérébrale sans contraste

La tomodensitométrie (CT) cérébrale sans contraste est l'examen d'imagerie de choix pour le diagnostic et le suivi de la progression des conditions neurocritiques, telles que les accidents vasculaires cérébraux et les traumatismes crâniens. L'identification rapide et précise de complications aiguës (hémorragie, infarctus, œdème, hydrocéphalie) est cruciale pour guider la prise en charge, d'autant plus que l'examen clinique est souvent limité chez ces patients, et que ces complications figurent parmi les diagnostics les plus souvent manqués en clinique.

Le rôle de l'IA

Les outils d'intelligence artificielle (IA) offrent le potentiel d'améliorer l'exactitude et la reproductibilité des diagnostics. Contrairement aux approches de classification de type boîte noire, les modèles de segmentation fournissent une cartographie précise (pixel par pixel) des structures et lésions, permettant l'extraction d'indicateurs quantitatifs directement interprétables par le clinicien. Toutefois, les modèles de segmentation disponibles publiquement se limitent souvent à une seule cible, et montrent des performances réduites en présence de distorsions anatomiques fréquentes en contexte neurocritique.

Méthodologie

Acquisition de données:

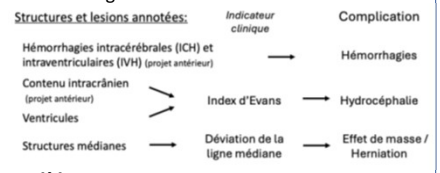
Entrainement : 105 CT sans contrastes publiques provenant de la base de données publique du *RSNA* (*Radiological Society of North America*)

➢ Sélectionnés pour refléter un large spectre de conditions neurocritiques

Test : 54 CT sans contrastes indépendants provenant de diverses bases de données publiques (INSTANCE, CQ500, PHYSIONET, RSNA)

Annotations :

Réalisée selon un protocole standardisé (SNOMED-CT Ontology) à l'aide de 3D Slicer par un neuroradiologue



Modèles :

nnU-Net;
Autoseg3D (MONAI) → Active learning

Métriques évalués :

Dice, distance de Hausdorff moyenne (aHD), Erreur moyenne, Coefficient de corrélation intraclasse (ICC) avec mesures du neuroradiologue expert

Post-traitement :

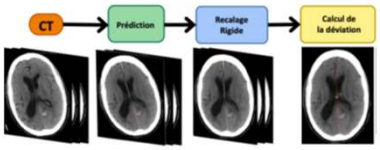


Figure 1. Post-Traitement : Déviation de la ligne médiane (MLS)

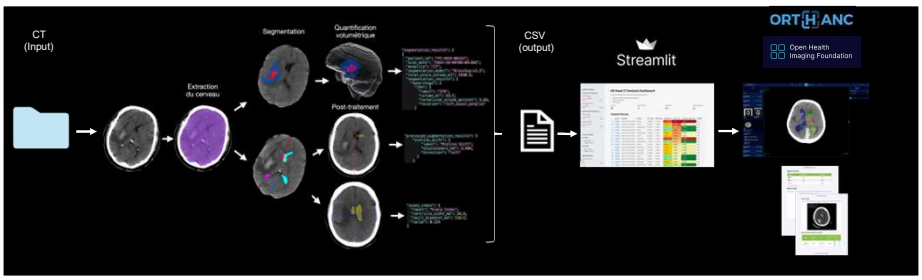


Figure 4. Application entièrement configurable de triage automatisé des CT basé sur 3 scores indépendants (Hémorrhagie, Hernie, Hydrocéphalie)

Résultats

Les mesures automatisées montrent des performances comparables à celle d'experts humains.

Les indicateurs ventriculaires, la déviation de la ligne médiane et l'index d'Evans présentent une concordance bonne à excellente avec la référence clinique (ICC = 0,79–0,95).

Sur la base de ces indicateurs, un prototype d'outil de priorisation automatisée des examens neurocritiques a été développé (Figure 4); son évaluation clinique fera l'objet de travaux ultérieurs.

Tableau 1. Concordance entre les mesures automatisées et la référence clinique pour les principaux indicateurs neurocritiques.

Indicateur	Erreur moyenne (IC 95 %)	Erreur relative	ICC (IC 95 %)	Variabilité inter-observateur (littérature)
Index d'Evans	0,002 (-0,005–0,009)	6,9 %	0,79 (0,67–0,87)	0,81–0,98 (ICC)
Diamètre :				
Cornes frontales	0,8 mm	7,2 %	0,80	0,74 (ICC)
Bipariétal	2,4 mm	2,2 %	0,95	–
Déviation de la ligne médiane	0,4 mm (−2,8 à 3,6)	–	0,90 (0,82–0,94)	~2 mm

Tableau 2. Performance de segmentation et concordance volumétrique des lésions hémorragiques (issu d'un projet antérieur)

Détection d'hémorragies	Dice moyen (IQR)	ICC volume (IC 95 %)
Hémorragie intracérébrale (ICH) ; n=186	0,90 [0,86–0,92]	0,98 (0,97–0,98)
Hémorragie intraventriculaire (IVH) ; n = 106	0,67 [0,25–0,79]	0,99 (0,99–0,99)
Œdème péri-hémorragique (PHE) ; n=184	0,52 [0,28–0,67]	0,78 (0,71–0,83)

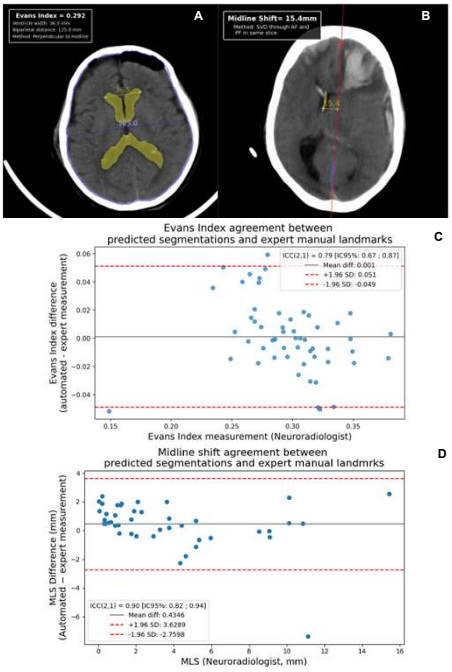


Figure 2. Export automatisé et validation des mesures de l'index d'Evans et de la déviation de la ligne médiane sur CT cérébral.

A) Exemple de calcul automatisé de l'index d'Evans avec superposition des segmentations, tel qu'exporté pour vérification par le clinicien.(B) Déviation de la ligne médiane, avec visualisation des repères anatomiques pour vérification par le clinicien. (C–D) Bland–Altman : accord entre les mesures automatisées et manuelles pour l'index d'Evans (C) et la déviation de la ligne médiane (D), au sein de la cohorte de validation externe (n=54)

Discussion

Ce travail démontre que la segmentation automatisée des ventricules, des structures médianes et des lésions hémorragiques permet l'extraction fiable d'indicateurs cliniques clés sur la TDM cérébrale. Les performances obtenues sont comparables à la variabilité inter-observateur rapportée dans la littérature, soutenant la pertinence clinique des mesures automatisées.

Contrairement aux classificateurs « boîte noire » ou certains outils commerciaux produisant des prédictions binaires (présence/absence de complications), cette approche par segmentation offre deux avantages majeurs : (i) une interprétabilité visuelle pour validation clinique directe, et (ii) l'extraction d'indicateurs quantitatifs continus qui reflètent la sévérité et l'évolution des lésions.

À moyen terme, l'intégration d'outils de traitement du langage naturel (NLP) permettra de relier les informations cliniques documentées dans les rapports radiologiques aux indicateurs quantitatifs issus de la segmentation, afin de soutenir le suivi longitudinal et d'enrichir les rapports standardisés d'éléments prédictifs. Les développements futurs incluent également l'extension aux AVC ischémiques, l'intégration explicite de la temporalité des indicateurs et l'ajout de variables cliniques pour affiner la priorisation automatisée des examens neurocritiques.

Conclusion

Dans un contexte où la TDM cérébrale sans contraste demeure l'examen central en situation neurocritique, ce travail propose un outil d'analyse automatisée fondé sur la segmentation, visant l'extraction d'indicateurs cliniques exploitables et interprétables. Les performances obtenues soutiennent la fiabilité des mesures automatisées et leur concordance avec l'expertise humaine.

L'export de mesures visualisables permet au clinicien de valider les résultats tout en conservant son rôle décisionnel, positionnant l'intelligence artificielle comme un outil complémentaire d'aide à l'interprétation plutôt qu'un système de substitution. Cette approche ouvre la voie à des applications concrètes : priorisation des examens critiques, suivi longitudinal des lésions et standardisation des rapports, contribuant à une prise en charge plus rapide des patients, particulièrement dans des contextes où l'expertise radiologique est limitée ou non disponible immédiatement.

Contact : Isaac Valin

Étudiant au doctorat de 1er cycle en médecine (M.D.)
Candidat à la maîtrise en sciences cliniques – médecine computationnelle (M.Sc.)
isaac.valin@umontreal.ca

Références :

1. Maas MB, Rosenberg NF, Kosteva AR, et al. Surveillance neuroimaging and neurologic examinations affect care for intracerebral hemorrhage. Neurology 2011;81(2):107–12.
2. Huntley JH, Corcoran M, Youssem DM, Babiarz LS. Opportunities for Targeted Education: Critical Neuroradiologic Findings Missed or Misinterpreted by Residents and Fellows. Am J Roentgenol 2015;205(6):1155–9.
3. Hooper SM, Chen MF, Saab K, Bhatia K, Langlotz C. A case for reframing automated medical image classification as segmentation.
4. Flanders AE, Prevedello LM, Shih G, et al. Construction of a Machine Learning Dataset through Collaboration: The RSNA 2019 Brain CT Hemorrhage Challenge. Radiol Artif Intell 2020;2(3):e190211.
5. Li X, Luo G, Wang K, et al. The state-of-the-art 3D anisotropic intracranial hemorrhage segmentation on non-contrast head CT: The INSTANCE challenge [Internet]. 2023 [cited 2023 Nov 1];Available from: http://arxiv.org/abs/2301.03281
6. Chilamkurthy S, Ghosh R, Tanamala S, et al. Development and Validation of Deep Learning Algorithms for Detection of Critical Findings in Head CT Scans [Internet]. 2018 [cited 2024 Mar 2];Available from: http://arxiv.org/abs/1803.05854
7. Muschelli J. Recommendations for Processing Head CT Data. Front Neuroinformatics 2019;13:61.
8. Isensee F, Jaeger PF, Kohl SAA, Petersen J, Maier-Hein KH. nnU-Net: a self-configuring method for deep learning-based biomedical image segmentation. Nat Methods 2021;18(2):203–11.
9. Hatamizadeh A, Nath V, Tang Y, Yang D, Roth H, Xu D. Swin UNETR: Swin Transformers for Semantic Segmentation of Brain Tumors in MRI Images [Internet]. 2022 [cited 2023 Oct 4];Available from: http://arxiv.org/abs/2201.01266
10. Vrushula A, Kwan AC, Ouyang D, Cheng S. Machine Learning and Bias in Medical Imaging: Opportunities and Challenges. Circ Cardiovasc Imaging [Internet] 2024 [cited 2025 Feb 22];17(2). Available from: https://www.ahajournals.org/doi/10.1161/CIRCIMAGING.123.015495

Remerciements :

Ce travail a été possible grâce au financement du Fonds de recherche du Québec et du Département de radiologie, radio-oncologie et médecine nucléaire de l'Université de Montréal, aux infrastructures de l'Alliance de recherche numérique du Canada, et à la supervision du Dr Létourneau-Guillon.

SEGMENTATION MULTI CLASSE DE CT SCAN SANS CONTRASTE DANS UN CONTEXTE NEURO-CRITIQUE : CALCUL AUTOMATISÉ DE LA DÉVIATION DE LA LIGNE MÉDIANE ET DE L'INDEX D'EVANS POUR UN TRIAGE INTELLIGENT DES CAS URGENTS

I. Valin[1,3], M. Cinq-Mars[1,3], G. Théaud[3], L. Létourneau-Guillon[1,2,3]
[1]Université de Montréal, [2]Département de radiologie du CHUM, [3]Centre de recherche du CHUM

Introduction

La tomodensitométrie cérébrale sans contraste

La tomodensitométrie (CT) cérébrale sans contraste est l'examen d'imagerie de choix pour le diagnostic et le suivi de la progression des conditions neurocritiques, telles que les accidents vasculaires cérébraux et les traumatismes crâniens. L'identification rapide et précise de complications aiguës (hémorragie, infarctus, œdème, hydrocéphalie) est cruciale pour guider la prise en charge, d'autant plus que l'examen clinique est souvent limité chez ces patients, et que ces complications figurent parmi les diagnostics les plus souvent manqués en clinique.

Le rôle de l'IA

Les outils d'intelligence artificielle (IA) offrent le potentiel d'améliorer l'exactitude et la reproductibilité des diagnostics. Contrairement aux approches de classification de type boîte noire, les modèles de segmentation fournissent une cartographie précise (pixel par pixel) des structures et lésions, permettant l'extraction d'indicateurs quantitatifs directement interprétables par le clinicien. Toutefois, les modèles de segmentation disponibles publiquement se limitent souvent à une seule cible, et montrent des performances réduites en présence de distorsions anatomiques fréquentes en contexte neurocritique.

Contact : Isaac Valin
Étudiant au doctorat de 1er cycle en médecine (M.D.)
Candidat à la maîtrise en sciences cliniques – médecine computationnelle (M.Sc.)
isaac.valin@umontreal.ca

Références :
1. Maas MB, Rosenberg NF, Kosteva AR, et al. Surveillance neuroimaging and neurologic examinations affect care for intracerebral hemorrhage. Neurology 2011;81(2):107–12.
2. Huntley JH, Corone M, Youssem DM, Babiarz LS. Opportunities for Targeted Education: Critical Neuroradiologic Findings Missed or Misinterpreted by Residents and Fellows. Am J Roentgenol 2015;205(6):1155–9.
3. Hooper SM, Chen MF, Saab K, Bhatia K, Langlotz C. A case for reframing automated medical image classification as segmentation.
4. Flanders AE, Prevedello LM, Shih G, et al. Construction of a Machine Learning Dataset through Collaboration: The RSNA 2019 Brain CT Hemorrhage Challenge. Radiol Artif Intell 2020;2(3):e190211.
5. Li X, Luo G, Wang K, et al. The state-of-the-art 3D anisotropic intracranial hemorrhage segmentation on non-contrast head CT: The INSTANCE challenge [Internet]. 2023 [cited 2023 Nov 1];Available from: http://arxiv.org/abs/2301.03281
6. Chilamkurthy S, Ghosh R, Tanamala S, et al. Development and Validation of Deep Learning Algorithms for Detection of Critical Findings in Head CT Scans [Internet]. 2018 [cited 2024 Mar 2];Available from: http://arxiv.org/abs/1803.05854
7. Muschelli J. Recommendations for Processing Head CT Data. Front Neuroinformatics 2019;13:61.
8. Isensee F, Jaeger PF, Kohl SAA, Petersen J, Maier-Hein KH. nnU-Net: a self-configuring method for deep learning-based biomedical image segmentation. Nat Methods 2021;18(2):203–11.
9. Hatamizadeh A, Nath V, Tang Y, Yang D, Roth H, Xu D. Swin UNETR: Swin Transformers for Semantic Segmentation of Brain Tumors in MRI Images [Internet]. 2022 [cited 2023 Oct 4];Available from: http://arxiv.org/abs/2201.01266
10. Vrudhula A, Kwan AC, Ouyang D, Cheng S. Machine Learning and Bias in Medical Imaging: Opportunities and Challenges. Circ Cardiovasc Imaging [Internet] 2024 [cited 2025 Feb 22];17(2). Available from: https://www.ahajournals.org/doi/10.1161/CIRCIMAGING.123.015495

Remerciements :
Ce travail a été possible grâce au financement du Fonds de recherche du Québec et du Département de radiologie, radio-oncologie et médecine nucléaire de l'Université de Montréal, aux infrastructures de l'Alliance de recherche numérique du Canada, et à la supervision du Dr Létourneau-Guillon.

SEGMENTATION MULTI CLASSE DE CT SCAN SANS CONTRASTE DANS UN CONTEXTE NEURO-CRITIQUE : CALCUL AUTOMATISÉ DE LA DÉVIATION DE LA LIGNE MÉDIANE ET DE L'INDEX D'EVANS POUR UN TRIAGE INTELLIGENT DES CAS URGENTS

I. Valin[1,3], M. Cinq-Mars[1,3], G. Théaud[3], L. Létourneau-Guillon[1,2,3]
[1]Université de Montréal, [2]Département de radiologie du CHUM, [3]Centre de recherche du CHUM

Méthodologie

Acquisition de données:

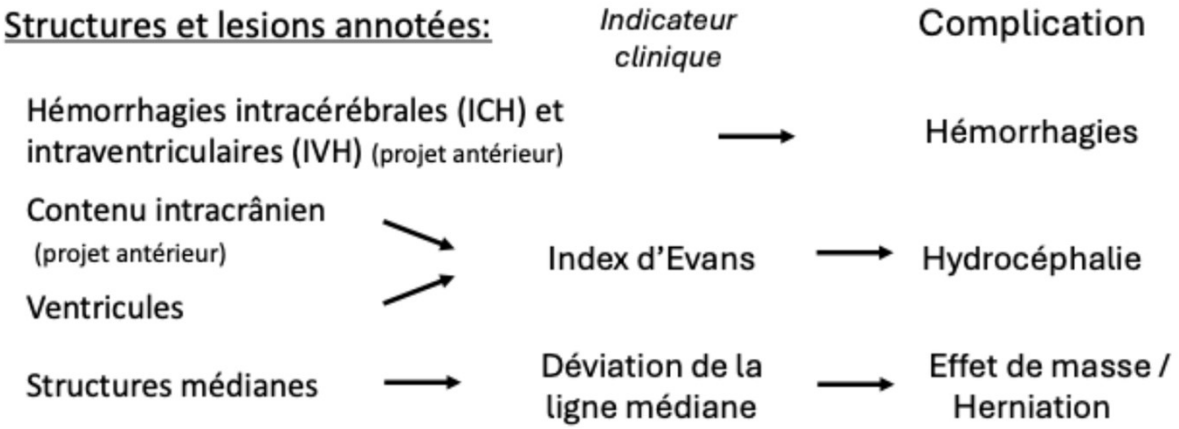
Entrainement : 105 CT sans contrastes publiques provenant de la base de données publique du *RSNA* (*Radiological Society of North America*)

- Sélectionnés pour refléter un large spectre de conditions neurocritiques

Test : 54 CT sans contrastes indépendants provenant de diverses bases de données publiques (INSTANCE, CQ500, PHYSIONET et RSNA)

Annotations :

Réalisée selon un protocole standardisé (SNOMED-CT Ontology) à l'aide de 3D Slicer par un neuroradiologue expert.



Contact : Isaac Valin
Étudiant au doctorat de 1er cycle en médecine (M.D.)
Candidat à la maîtrise en sciences cliniques – médecine computationnelle (M.Sc.)
isaac.valin@umontreal.ca

Références :
1. Maas MB, Rosenberg NF, Kosteva AR, et al. Surveillance neuroimaging and neurologic examinations affect care for intracerebral hemorrhage. Neurology 2013;81(2):107–12.
2. Huntley JH, Corone M, Youssem DM, Babiarz LS. Opportunities for Targeted Education: Critical Neuroradiologic Findings Missed or Misinterpreted by Residents and Fellows. Am J Roentgenol 2015;205(6):1155–9.
3. Hooper SM, Chen MF, Saab K, Bhatia K, Langlotz C. A case for reframing automated medical image classification as segmentation.
4. Flanders AE, Prevedello LM, Shih G, et al. Construction of a Machine Learning Dataset through Collaboration: The RSNA 2019 Brain CT Hemorrhage Challenge. Radiol Artif Intell 2020;2(3):e190211.
5. Li X, Luo G, Wang K, et al. The state-of-the-art 3D anisotropic intracranial hemorrhage segmentation on non-contrast head CT: The INSTANCE challenge [Internet]. 2023 [cited 2023 Nov 1];Available from: http://arxiv.org/abs/2301.03281
6. Chilamkurthy S, Ghosh R, Tanamala S, et al. Development and Validation of Deep Learning Algorithms for Detection of Critical Findings in Head CT Scans [Internet]. 2018 [cited 2024 Mar 2];Available from: http://arxiv.org/abs/1803.05854
7. Muschelli J. Recommendations for Processing Head CT Data. Front Neuroinformatics 2019;13:61.
8. Isensee F, Jaeger PF, Kohl SAA, Petersen J, Maier-Hein KH. nnU-Net: a self-configuring method for deep learning-based biomedical image segmentation. Nat Methods 2021;18(2):203–11.
9. Hatamizadeh A, Nath V, Tang Y, Yang D, Roth H, Xu D. Swin UNETR: Swin Transformers for Semantic Segmentation of Brain Tumors in MRI Images [Internet]. 2022 [cited 2023 Oct 4];Available from: http://arxiv.org/abs/2201.01266
10. Vrushula A, Kwan AC, Ouyang D, Cheng S. Machine Learning and Bias in Medical Imaging: Opportunities and Challenges. Circ Cardiovasc Imaging [Internet] 2024 [cited 2025 Feb 22];17(2). Available from: https://www.ahajournals.org/doi/10.1161/CIRCIMAGING.123.015495

Remerciements :
Ce travail a été possible grâce au financement du Fonds de recherche du Québec et du Département de radiologie, radio-oncologie et médecine nucléaire de l'Université de Montréal, aux infrastructures de l'Alliance de recherche numérique du Canada, et à la supervision du Dr Létourneau-Guillon.

SEGMENTATION MULTI CLASSE DE CT SCAN SANS CONTRASTE DANS UN CONTEXTE NEURO-CRITIQUE : CALCUL AUTOMATISÉ DE LA DÉVIATION DE LA LIGNE MÉDIANE ET DE L'INDEX D'EVANS POUR UN TRIAGE INTELLIGENT DES CAS URGENTS

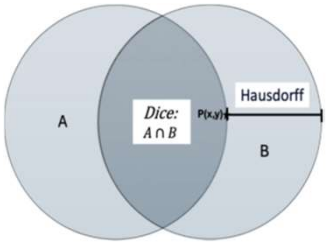
I. Valin[1,3], M. Cinq-Mars[1,3], G. Théaud[3], L. Létourneau-Guillon[1,2,3]
[1]Université de Montréal, [2]Département de radiologie du CHUM, [3]Centre de recherche du CHUM

Méthodologie

Modèles :

nnU-Net;
Autoseg3D (MONAI) → Active learning

Métriques évalués :



Dice, distance de Hausdorff moyenne (aHD), erreur moyenne, standard de référence, coefficient de corrélation intraclasse (ICC) sur les indicateurs cliniques.

Post-traitement :

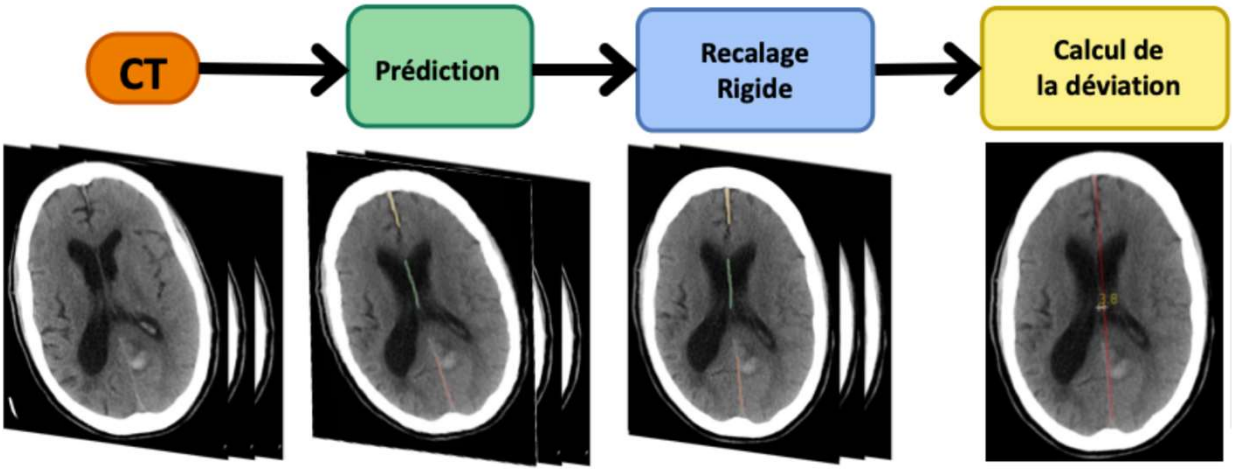


Figure 1. Post-Traitement : Déviation de la ligne médiane (MLS)

Contact : Isaac Valin
Étudiant au doctorat de 1er cycle en médecine (M.D.)
Candidat à la maîtrise en sciences cliniques – médecine computationnelle (M.Sc.)
isaac.valin@umontreal.ca

Références :
1. Maas MB, Rosenberg NF, Kosteva AR, et al. Surveillance neuroimaging and neurologic examinations affect care for intracerebral hemorrhage. Neurology 2011;81(2):107–12.
2. Huntley JH, Corone M, Youssem DM, Babiarz LS. Opportunities for Targeted Education: Critical Neuroradiologic Findings Missed or Misinterpreted by Residents and Fellows. Am J Roentgenol 2015;205(6):1155–9.
3. Hooper SM, Chen MF, Saab K, Bhatia K, Langlotz C. A case for reframing automated medical image classification as segmentation.
4. Flanders AE, Prevedello LM, Shih G, et al. Construction of a Machine Learning Dataset through Collaboration: The RSNA 2019 Brain CT Hemorrhage Challenge. Radiol Artif Intell 2020;2(3):e190211.
5. Li X, Luo G, Wang K, et al. The state-of-the-art 3D anisotropic intracranial hemorrhage segmentation on non-contrast head CT: The INSTANCE challenge [Internet]. 2023 [cited 2023 Nov 1];Available from: http://arxiv.org/abs/2301.03281
6. Chilamkurthy S, Ghosh R, Tanamala S, et al. Development and Validation of Deep Learning Algorithms for Detection of Critical Findings in Head CT Scans [Internet]. 2018 [cited 2024 Mar 2];Available from: http://arxiv.org/abs/1803.05854
7. Muschelli J. Recommendations for Processing Head CT Data. Front Neuroinformatics 2019;13:61.
8. Isensee F, Jaeger PF, Kohl SAA, Petersen J, Maier-Hein KH. nnU-Net: a self-configuring method for deep learning-based biomedical image segmentation. Nat Methods 2021;18(2):203–11.
9. Hatamizadeh A, Nath V, Tang Y, Yang D, Roth H, Xu D. Swin UNETR: Swin Transformers for Semantic Segmentation of Brain Tumors in MRI Images [Internet]. 2022 [cited 2023 Oct 4];Available from: http://arxiv.org/abs/2201.01266
10. Vrudhula A, Kwan AC, Ouyang D, Cheng S. Machine Learning and Bias in Medical Imaging: Opportunities and Challenges. Circ Cardiovasc Imaging [Internet] 2024 [cited 2025 Feb 22];17(2). Available from: https://www.ahajournals.org/doi/10.1161/CIRCIMAGING.123.015495

Remerciements :
Ce travail a été possible grâce au financement du Fonds de recherche du Québec et du Département de radiologie, radio-oncologie et médecine nucléaire de l'Université de Montréal, aux infrastructures de l'Alliance de recherche numérique du Canada, et à la supervision du Dr Létourneau-Guillon.

SEGMENTATION MULTI CLASSE DE CT SCAN SANS CONTRASTE DANS UN CONTEXTE NEURO-CRITIQUE : CALCUL AUTOMATISÉ DE LA DÉVIATION DE LA LIGNE MÉDIANE ET DE L'INDEX D'EVANS POUR UN TRIAGE INTELLIGENT DES CAS URGENTS

I. Valin[1,3], M. Cinq-Mars[1,3], G. Théaud[3], L. Létourneau-Guillon[1,2,3]
[1]Université de Montréal, [2]Département de radiologie du CHUM, [3]Centre de recherche du CHUM

Résultats

Les mesures automatisées montrent des performances comparables à celle d'experts humains.

Les indicateurs ventriculaires, la déviation de la ligne médiane et l'index d'Evans présentent une concordance bonne à excellente avec la référence clinique (ICC = 0,79–0,95).

Sur la base de ces indicateurs, un prototype d'outil de priorisation automatisée des examens neurocritiques a été développé (Figure 4); son évaluation clinique fera l'objet de travaux ultérieurs.

Tableau 1. Concordance entre les mesures automatisées et la référence clinique pour les principaux indicateurs neurocritiques.

Indicateur	Erreur moyenne (IC 95 %)	Erreur relative	ICC (IC 95 %)	Variabilité inter-observateur (littérature)
Index d'Evans	0,002 (-0,005–0,009)	6,9 %	0,79 (0,67–0,87)	0,81–0,98 (ICC)
Diamètre :				
Cornes frontales	0,8 mm	7,2 %	0,80	0,74 (ICC)
Bipariétal	2,4 mm	2,2 %	0,95	–
Déviation de la ligne médiane	0,4 mm (−2,8–3,6 mm)	–	0,90 (0,82–0,93)	~2 mm

Tableau 2. Performance de segmentation et concordance volumétrique des lésions hémorragiques (issu d'un projet antérieur)

Détection d'hémorragies	Dice moyen (IQR)	ICC volume (IC 95 %)
Hémorragie intracérébrale (ICH) ; n=186	**0,90 [0,86–0,92]**	**0,98 (0,97–0,98)**
Hémorragie intraventriculaire (IVH) ; n = 106	0,67 [0,25–0,79]	0,99 (0,99–0,99)
Œdème périhémorragique (PHE) ; n=184	0,52 [0,38–0,67]	0,78 (0,71–0,83)

Contact : Isaac Valin
Étudiant au doctorat de 1er cycle en médecine (M.D.)
Candidat à la maîtrise en sciences cliniques
– médecine computationnelle (M.Sc.)
isaac.valin@umontreal.ca

Références :
1. Maas MB, Rosenberg NF, Kosteva AR, et al. Surveillance neuroimaging and neurologic examinations affect care for intracerebral hemorrhage. Neurology 2011;81(2):107–12.
2. Huntley JH, Corone M, Youssem DM, Babiarz LS. Opportunities for Targeted Education: Critical Neuroradiologic Findings Missed or Misinterpreted by Residents and Fellows. Am J Roentgenol 2015;205(6):1155–9.
3. Hooper SM, Chen MF, Saab K, Bhatia K, Langlotz C. A case for reframing automated medical image classification as segmentation.
4. Flanders AE, Prevedello LM, Shih G, et al. Construction of a Machine Learning Dataset through Collaboration: The RSNA 2019 Brain CT Hemorrhage Challenge. Radiol Artif Intell 2020;2(3):e190211.
5. Li X, Luo G, Wang K, et al. The state-of-the-art 3D anisotropic intracranial hemorrhage segmentation on non-contrast head CT: The INSTANCE challenge [Internet]. 2023 [cited 2023 Nov 1];Available from: http://arxiv.org/abs/2301.03281
6. Chilamkurthy S, Ghosh R, Tanamala S, et al. Development and Validation of Deep Learning Algorithms for Detection of Critical Findings in Head CT Scans [Internet]. 2018 [cited 2024 Mar 2];Available from: http://arxiv.org/abs/1803.05854
7. Muschelli J. Recommendations for Processing Head CT Data. Front Neuroinformatics 2019;13:61.
8. Isensee F, Jaeger PF, Kohl SAA, Petersen J, Maier-Hein KH. nnU-Net: a self-configuring method for deep learning-based biomedical image segmentation. Nat Methods 2021;18(2):203–11.
9. Hatamizadeh A, Nath V, Tang Y, Yang D, Roth H, Xu D. Swin UNETR: Swin Transformers for Semantic Segmentation of Brain Tumors in MRI Images [Internet]. 2022 [cited 2023 Oct 4];Available from: http://arxiv.org/abs/2201.01266
10. Vrushula A, Kwan AC, Ouyang D, Cheng S. Machine Learning and Bias in Medical Imaging: Opportunities and Challenges. Circ Cardiovasc Imaging [Internet] 2024 [cited 2025 Feb 22];17(2). Available from: https://www.ahajournals.org/doi/10.1161/CIRCIMAGING.123.015495

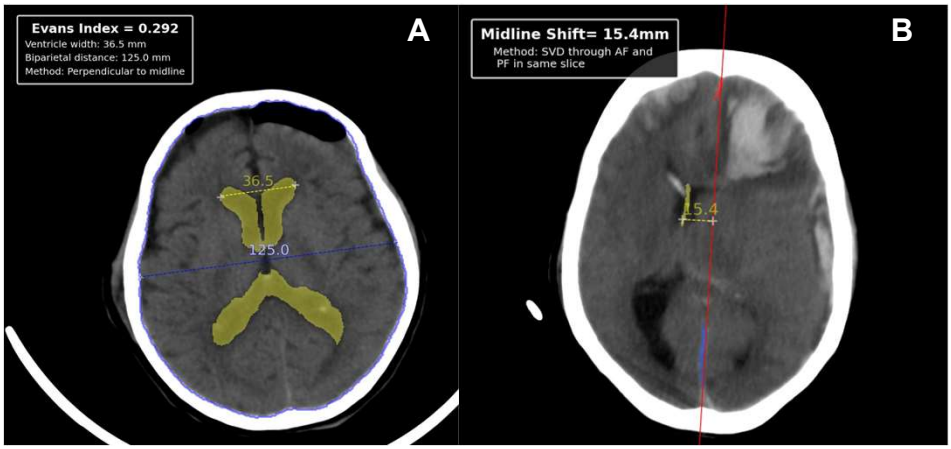
Remerciements :
Ce travail a été possible grâce au financement du Fonds de recherche du Québec et du Département de radiologie, radio-oncologie et médecine nucléaire de l'Université de Montréal, aux infrastructures de l'Alliance de recherche numérique du Canada, et à la supervision du Dr Létourneau-Guillon.

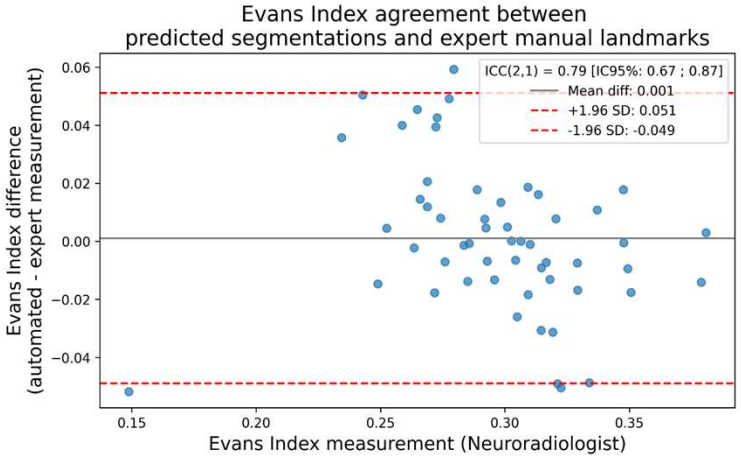
SEGMENTATION MULTI CLASSE DE CT SCAN SANS CONTRASTE DANS UN CONTEXTE NEURO-CRITIQUE : CALCUL AUTOMATISÉ DE LA DÉVIATION DE LA LIGNE MÉDIANE ET DE L'INDEX D'EVANS POUR UN TRIAGE INTELLIGENT DES CAS URGENTS

I. Valin[1,3], M. Cinq-Mars[1,3], G. Théaud[3], L. Létourneau-Guillon[1,2,3]

[1]Université de Montréal, [2]Département de radiologie du CHUM, [3]Centre de recherche du CHUM

Résultats





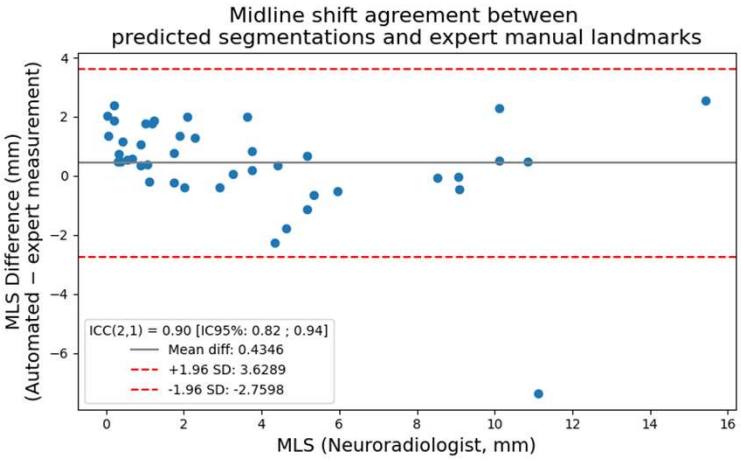


Figure 3. Export automatisé et validation des mesures de l'index d'Evans et de la déviation de la ligne médiane sur CT cérébral.
A) Exemple de calcul automatisé de l'index d'Evans avec superposition des segmentations, tel qu'exporté pour vérification par le clinicien.(B) Déviation de la ligne médiane, avec visualisation des repères anatomiques pour vérification par le clinicien. (C–D) Bland–Altman : accord entre les mesures automatisées et manuelles pour l'index d'Evans (C) et la déviation de la ligne médiane (D), au sein de la cohorte de validation externe (n=54)

Contact : Isaac Valin

Étudiant au doctorat de 1er cycle en médecine (M.D.)
Candidat à la maîtrise en sciences cliniques – médecine computationnelle (M.Sc.)
isaac.valin@umontreal.ca

Références :

1. Maas MB, Rosenberg NF, Kosteva AR, et al. Surveillance neuroimaging and neurologic examinations affect care for intracerebral hemorrhage. Neurology 2011;81(2):107–12.
2. Huntley JH, Corone M, Youssem DM, Babiarz LS. Opportunities for Targeted Education: Critical Neuroradiologic Findings Missed or Misinterpreted by Residents and Fellows. Am J Roentgenol 2015;205(6):1155–9.
3. Hooper SM, Chen MF, Saab K, Bhatia K, Langlotz C. A case for reframing automated medical image classification as segmentation.
4. Flanders AE, Prevedello LM, Shih G, et al. Construction of a Machine Learning Dataset through Collaboration: The RSNA 2019 Brain CT Hemorrhage Challenge. Radiol Artif Intell 2020;2(3):e190211.
5. Li X, Luo G, Wang K, et al. The state-of-the-art 3D anisotropic intracranial hemorrhage segmentation on non-contrast head CT: The INSTANCE challenge [Internet]. 2023 [cited 2023 Nov 1];Available from: http://arxiv.org/abs/2301.03281
6. Chilamkurthy S, Ghosh R, Tanamala S, et al. Development and Validation of Deep Learning Algorithms for Detection of Critical Findings in Head CT Scans [Internet]. 2018 [cited 2024 Mar 2];Available from: http://arxiv.org/abs/1803.05854
7. Muschelli J. Recommendations for Processing Head CT Data. Front Neuroinformatics 2019;13:61.
8. Isensee F, Jaeger PF, Kohl SAA, Petersen J, Maier-Hein KH. nnU-Net: a self-configuring method for deep learning-based biomedical image segmentation. Nat Methods 2021;18(2):203–11.
9. Hatamizadeh A, Nath V, Tang Y, Yang D, Roth H, Xu D. Swin UNETR: Swin Transformers for Semantic Segmentation of Brain Tumors in MRI Images [Internet]. 2022 [cited 2023 Oct 4];Available from: http://arxiv.org/abs/2201.01266
10. Vrushula A, Kwan AC, Ouyang D, Cheng S. Machine Learning and Bias in Medical Imaging: Opportunities and Challenges. Circ Cardiovasc Imaging [Internet] 2024 [cited 2025 Feb 22];17(2). Available from: https://www.ahajournals.org/doi/10.1161/CIRCIMAGING.123.015495

Remerciements :
Ce travail a été possible grâce au financement du Fonds de recherche du Québec et du Département de radiologie, radio-oncologie et médecine nucléaire de l'Université de Montréal, aux infrastructures de l'Alliance de recherche numérique du Canada, et à la supervision du Dr Létourneau-Guillon.

SEGMENTATION MULTI CLASSE DE CT SCAN SANS CONTRASTE DANS UN CONTEXTE NEURO-CRITIQUE : CALCUL AUTOMATISÉ DE LA DÉVIATION DE LA LIGNE MÉDIANE ET DE L'INDEX D'EVANS POUR UN TRIAGE INTELLIGENT DES CAS URGENTS

I. Valin[1,3], M. Cinq-Mars[1,3], G. Théaud[3], L. Létourneau-Guillon[1,2,3]
[1]Université de Montréal, [2]Département de radiologie du CHUM, [3]Centre de recherche du CHUM

Discussion

Ce travail démontre que la segmentation automatisée des ventricules, des structures médianes et des lésions hémorragiques permet l'extraction fiable d'indicateurs cliniques clés sur la TDM cérébrale. Les performances obtenues sont comparables à la variabilité inter-observateur rapportée dans la littérature, soutenant la pertinence clinique des mesures automatisées.

Contrairement aux classificateurs « boîte noire » ou certains outils commerciaux produisant des prédictions binaires (présence/absence de complications), cette approche par segmentation offre deux avantages majeurs : (i) une interprétabilité visuelle pour validation clinique directe, et (ii) l'extraction d'indicateurs quantitatifs continus qui reflètent la sévérité et l'évolution des lésions.

À moyen terme, l'intégration d'outils de traitement du langage naturel (NLP) permettra de relier les informations cliniques documentées dans les rapports radiologiques aux indicateurs quantitatifs issus de la segmentation, afin de soutenir le suivi longitudinal et d'enrichir les rapports standardisés d'éléments prédictifs. Les développements futurs incluent également l'extension aux AVC ischémiques, l'intégration explicite de la temporalité des indicateurs et l'ajout de variables cliniques pour affiner la priorisation automatisée des examens neurocritiques.

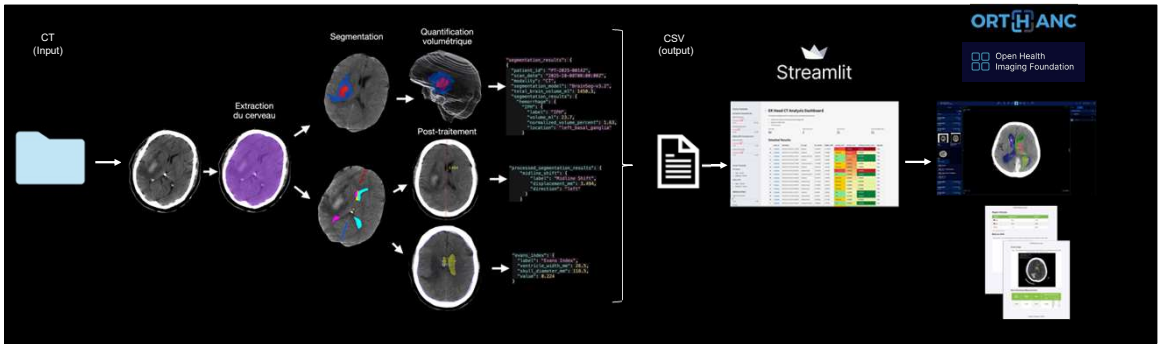


Figure 4. Potentiel clinique: Application entièrement configurable de triage automatisé des CT basé sur 3 scores indépendants (Hémorrhagie, Hernie, Hydrocéphalie)

Contact : Isaac Valin
Étudiant au doctorat de 1er cycle en médecine (M.D.)
Candidat à la maîtrise en sciences cliniques – médecine computationnelle (M.Sc.)
isaac.valin@umontreal.ca

Références :
1. Maas MB, Rosenberg NF, Kosteva AR, et al. Surveillance neuroimaging and neurologic examinations affect care for intracerebral hemorrhage. Neurology 2011;81(2):107–12.
2. Huntley JH, Corcoran M, Youssem DM, Babiarz LS. Opportunities for Targeted Education: Critical Neuroradiologic Findings Missed or Misinterpreted by Residents and Fellows. Am J Roentgenol 2015;205(6):1155–9.
3. Hooper SM, Chen MF, Saab K, Bhatia K, Langlotz C. A case for reframing automated medical image classification as segmentation.
4. Flanders AE, Prevedello LM, Shih G, et al. Construction of a Machine Learning Dataset through Collaboration: The RSNA 2019 Brain CT Hemorrhage Challenge. Radiol Artif Intell 2020;2(3):e190211.
5. Li X, Luo G, Wang K, et al. The state-of-the-art 3D anisotropic intracranial hemorrhage segmentation on non-contrast head CT: The INSTANCE challenge [Internet]. 2023 [cited 2023 Nov 1];Available from: http://arxiv.org/abs/2301.03281
6. Chilamkurthy S, Ghosh R, Tanamala S, et al. Development and Validation of Deep Learning Algorithms for Detection of Critical Findings in Head CT Scans [Internet]. 2018 [cited 2024 Mar 2];Available from: http://arxiv.org/abs/1803.05854
7. Muschelli J. Recommendations for Processing Head CT Data. Front Neuroinformatics 2019;13:61.
8. Isensee F, Jaeger PF, Kohl SAA, Petersen J, Maier-Hein KH. nnU-Net: a self-configuring method for deep learning-based biomedical image segmentation. Nat Methods 2021;18(2):203–11.
9. Hatamizadeh A, Nath V, Tang Y, Yang D, Roth H, Xu D. Swin UNETR: Swin Transformers for Semantic Segmentation of Brain Tumors in MRI Images [Internet]. 2022 [cited 2023 Oct 4];Available from: http://arxiv.org/abs/2201.01266
10. Vrushula A, Kwan AC, Ouyang D, Cheng S. Machine Learning and Bias in Medical Imaging: Opportunities and Challenges. Circ Cardiovasc Imaging [Internet] 2024 [cited 2025 Feb 22];17(2). Available from: https://www.ahajournals.org/doi/10.1161/CIRCIMAGING.123.015495

Remerciements :
Ce travail a été possible grâce au financement du Fonds de recherche du Québec et du Département de radiologie, radio-oncologie et médecine nucléaire de l'Université de Montréal, aux infrastructures de l'Alliance de recherche numérique du Canada, et à la supervision du Dr Létourneau-Guillon.

SEGMENTATION MULTI CLASSE DE CT SCAN SANS CONTRASTE DANS UN CONTEXTE NEURO-CRITIQUE : CALCUL AUTOMATISÉ DE LA DÉVIATION DE LA LIGNE MÉDIANE ET DE L'INDEX D'EVANS POUR UN TRIAGE INTELLIGENT DES CAS URGENTS

I. Valin[1,3], M. Cinq-Mars[1,3], G. Théaud[3], L. Létourneau-Guillon[1,2,3]

[1]Université de Montréal, [2]Département de radiologie du CHUM, [3]Centre de recherche du CHUM

Discussion

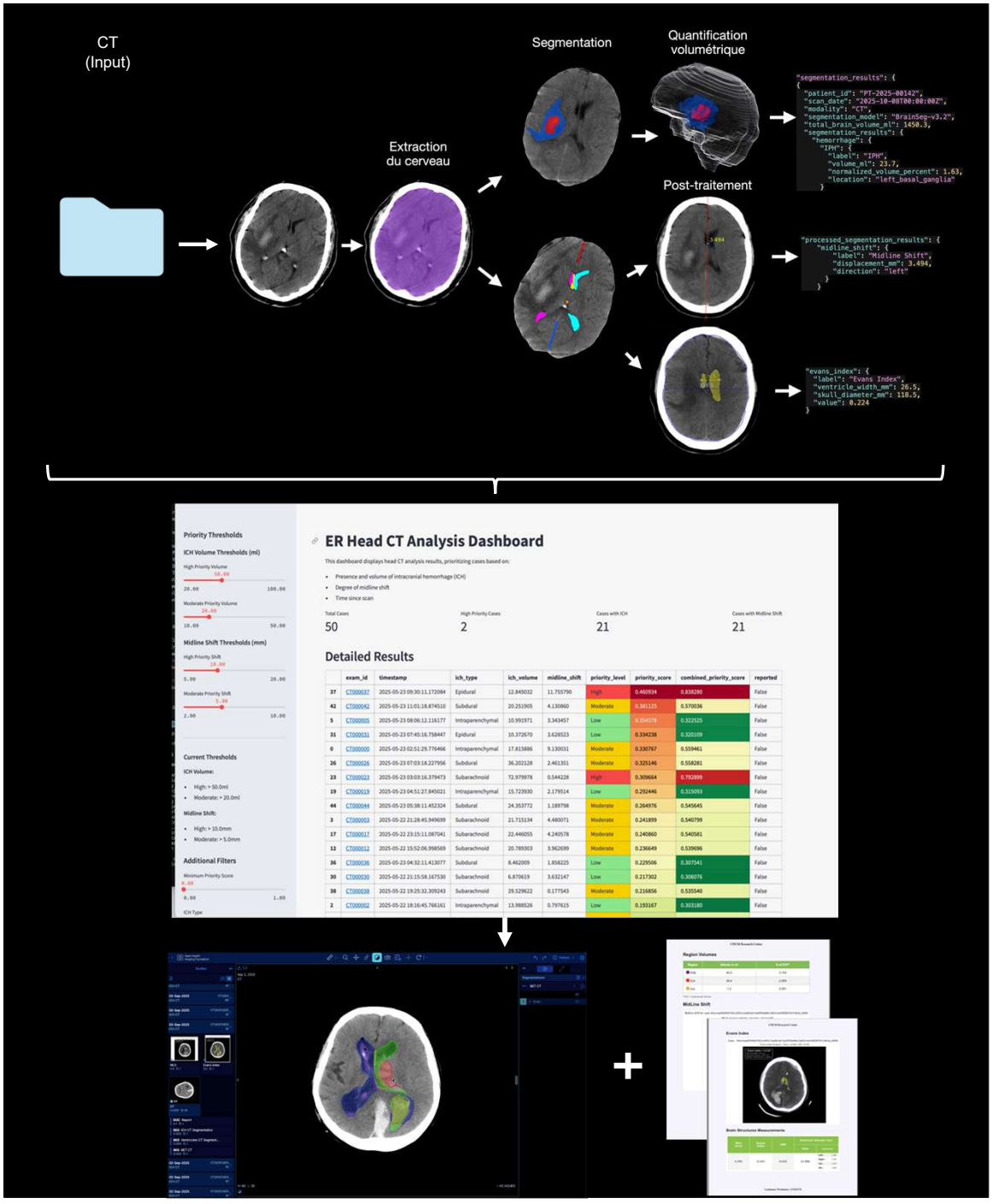


Figure 4. Potentiel clinique: Application entièrement configurable de triage automatisé des CT basé sur 3 scores indépendants (Hémorrhagie, Hernie, Hydrocéphalie)

Contact : Isaac Valin

Étudiant au doctorat de 1er cycle en médecine (M.D.)
Candidat à la maîtrise en sciences cliniques
– médecine computationnelle (M.Sc.)
isaac.valin@umontreal.ca

Références :

1. Maas MB, Rosenberg NF, Kosteva AR, et al. Surveillance neuroimaging and neurologic examinations affect care for intracerebral hemorrhage. Neurology 2011;81(2):107–12.
2. Huntley JH, Corcoran M, Youssem DM, Babiarz LS. Opportunities for Targeted Education: Critical Neuroradiologic Findings Missed or Misinterpreted by Residents and Fellows. Am J Roentgenol 2015;205(6):1155–9.
3. Hooper SM, Chen MF, Saab K, Bhatia K, Langlotz C. A case for reframing automated medical image classification as segmentation.
4. Flanders AE, Prevedello LM, Shih G, et al. Construction of a Machine Learning Dataset through Collaboration: The RSNA 2019 Brain CT Hemorrhage Challenge. Radiol Artif Intell 2020;2(3):e190211.
5. Li X, Luo G, Wang K, et al. The state-of-the-art 3D anisotropic intracranial hemorrhage segmentation on non-contrast head CT: The INSTANCE challenge [Internet]. 2023 [cited 2023 Nov 1];Available from: http://arxiv.org/abs/2301.03281
6. Chilamkurthy S, Ghosh R, Tanamala S, et al. Development and Validation of Deep Learning Algorithms for Detection of Critical Findings in Head CT Scans [Internet]. 2018 [cited 2024 Mar 2];Available from: http://arxiv.org/abs/1803.05854
7. Muschelli J. Recommendations for Processing Head CT Data. Front Neuroinformatics 2019;13:61.
8. Isensee F, Jaeger PF, Kohl SAA, Petersen J, Maier-Hein KH. nnU-Net: a self-configuring method for deep learning-based biomedical image segmentation. Nat Methods 2021;18(2):203–11.
9. Hatamizadeh A, Nath V, Tang Y, Yang D, Roth H, Xu D. Swin UNETR: Swin Transformers for Semantic Segmentation of Brain Tumors in MRI Images [Internet]. 2022 [cited 2023 Oct 4];Available from: http://arxiv.org/abs/2201.01266
10. Vrushdula A, Kwan AC, Ouyang D, Cheng S. Machine Learning and Bias in Medical Imaging: Opportunities and Challenges. Circ Cardiovasc Imaging [Internet] 2024 [cited 2025 Feb 22];17(7). Available from: https://www.ahajournals.org/doi/10.1161/CIRCIMAGING.123.015495

Remerciements :

Ce travail a été possible grâce au financement du Fonds de recherche du Québec et du Département de radiologie, radio-oncologie et médecine nucléaire de l'Université de Montréal, aux infrastructures de l'Alliance de recherche numérique du Canada, et à la supervision du Dr Létourneau-Guillon.

SEGMENTATION MULTI CLASSE DE CT SCAN SANS CONTRASTE DANS UN CONTEXTE NEURO-CRITIQUE : CALCUL AUTOMATISÉ DE LA DÉVIATION DE LA LIGNE MÉDIANE ET DE L'INDEX D'EVANS POUR UN TRIAGE INTELLIGENT DES CAS URGENTS

I. Valin[1,3], M. Cinq-Mars[1,3], G. Théaud[3], L. Létourneau-Guillon[1,2,3]
[1]Université de Montréal, [2]Département de radiologie du CHUM, [3]Centre de recherche du CHUM

Conclusion

Dans un contexte où la TDM cérébrale sans contraste demeure l'examen central en situation neurocritique, ce travail propose un outil d'analyse automatisée fondé sur la segmentation, visant l'extraction d'indicateurs cliniques exploitables et interprétables. Les performances obtenues soutiennent la fiabilité des mesures automatisées et leur concordance avec l'expertise humaine.

L'export de mesures visualisables permet au clinicien de valider les résultats tout en conservant son rôle décisionnel, positionnant l'intelligence artificielle comme un outil complémentaire d'aide à l'interprétation plutôt qu'un système de substitution. Cette approche ouvre la voie à des applications concrètes : priorisation des examens critiques, suivi longitudinal des lésions et standardisation des rapports, contribuant à une prise en charge plus rapide des patients, particulièrement dans des contextes où l'expertise radiologique est limitée ou non disponible immédiatement.

Contact : Isaac Valin
Étudiant au doctorat de 1er cycle en médecine (M.D.)
Candidat à la maîtrise en sciences cliniques – médecine computationnelle (M.Sc.)
isaac.valin@umontreal.ca

Références :
1. Maas MB, Rosenberg NF, Kosteva AR, et al. Surveillance neuroimaging and neurologic examinations affect care for intracerebral hemorrhage. Neurology 2011;81(2):107–12.
2. Huntley JH, Corone M, Youssem DM, Babiarz LS. Opportunities for Targeted Education: Critical Neuroradiologic Findings Missed or Misinterpreted by Residents and Fellows. Am J Roentgenol 2015;205(6):1155–9.
3. Hooper SM, Chen MF, Saab K, Bhatia K, Langlotz C. A case for reframing automated medical image classification as segmentation.
4. Flanders AE, Prevedello LM, Shih G, et al. Construction of a Machine Learning Dataset through Collaboration: The RSNA 2019 Brain CT Hemorrhage Challenge. Radiol Artif Intell 2020;2(1):e190211.
5. Li X, Luo G, Wang K, et al. The state-of-the-art 3D anisotropic intracranial hemorrhage segmentation on non-contrast head CT: The INSTANCE challenge [Internet]. 2023 [cited 2023 Nov 1];Available from: http://arxiv.org/abs/2301.03281
6. Chilamkurthy S, Ghosh R, Tanamala S, et al. Development and Validation of Deep Learning Algorithms for Detection of Critical Findings in Head CT Scans [Internet]. 2018 [cited 2024 Mar 2];Available from: http://arxiv.org/abs/1803.05854
7. Muschelli J. Recommendations for Processing Head CT Data. Front Neuroinformatics 2019;13:61.
8. Isensee F, Jaeger PF, Kohl SAA, Petersen J, Maier-Hein KH. nnU-Net: a self-configuring method for deep learning-based biomedical image segmentation. Nat Methods 2021;18(2):203–11.
9. Hatamizadeh A, Nath V, Tang Y, Yang D, Roth H, Xu D. Swin UNETR: Swin Transformers for Semantic Segmentation of Brain Tumors in MRI Images [Internet]. 2022 [cited 2023 Oct 4];Available from: http://arxiv.org/abs/2201.01266
10. Vrudhula A, Kwan AC, Ouyang D, Cheng S. Machine Learning and Bias in Medical Imaging: Opportunities and Challenges. Circ Cardiovasc Imaging [Internet] 2024 [cited 2025 Feb 22];17(2). Available from: https://www.ahajournals.org/doi/10.1161/CIRCIMAGING.123.015495

Remerciements :
Ce travail a été possible grâce au financement du Fonds de recherche du Québec et du Département de radiologie, radio-oncologie et médecine nucléaire de l'Université de Montréal, aux infrastructures de l'Alliance de recherche numérique du Canada, et à la supervision du Dr Létourneau-Guillon.

I. Valin[1,3], M. Cinq-Mars[1,3], G. Théaud[3], L. Létourneau-Guillon[1,2,3]
[1]Université de Montréal, [2]Département de radiologie du CHUM, [3]Centre de recherche du CHUM

Références

1. Maas MB, Rosenberg NF, Kosteva AR, et al. Surveillance neuroimaging and neurologic examinations affect care for intracerebral hemorrhage. Neurology 2013;81(2):107–12.
2. Huntley JH, Carone M, Yousem DM, Babiarz LS. Opportunities for Targeted Education: Critical Neuroradiologic Findings Missed or Misinterpreted by Residents and Fellows. Am J Roentgenol 2015;205(6):1155–9.
3. Hooper SM, Chen MF, Saab K, Bhatia K, Langlotz C. A case for reframing automated medical image classification as segmentation.
4. Flanders AE, Prevedello LM, Shih G, et al. Construction of a Machine Learning Dataset through Collaboration: The RSNA 2019 Brain CT Hemorrhage Challenge. Radiol Artif Intell 2020;2(3):e190211.
5. Li X, Luo G, Wang K, et al. The state-of-the-art 3D anisotropic intracranial hemorrhage segmentation on non-contrast head CT: The INSTANCE challenge [Internet]. 2023 [cited 2023 Nov 1];Available from: http://arxiv.org/abs/2301.03281
6. Chilamkurthy S, Ghosh R, Tanamala S, et al. Development and Validation of Deep Learning Algorithms for Detection of Critical Findings in Head CT Scans [Internet]. 2018 [cited 2024 Mar 2];Available from: http://arxiv.org/abs/1803.05854
7. Muschelli J. Recommendations for Processing Head CT Data. Front Neuroinformatics 2019;13:61.
8. Isensee F, Jaeger PF, Kohl SAA, Petersen J, Maier-Hein KH. nnU-Net: a self-configuring method for deep learning-based biomedical image segmentation. Nat Methods 2021;18(2):203–11.
9. Hatamizadeh A, Nath V, Tang Y, Yang D, Roth H, Xu D. Swin UNETR: Swin Transformers for Semantic Segmentation of Brain Tumors in MRI Images [Internet]. 2022 [cited 2023 Oct 4];Available from: http://arxiv.org/abs/2201.01266
10. Vrudhula A, Kwan AC, Ouyang D, Cheng S. Machine Learning and Bias in Medical Imaging: Opportunities and Challenges. Circ Cardiovasc Imaging [Internet] 2024 [cited 2025 Feb 22];17(2). Available from: https://www.ahajournals.org/doi/10.1161/CIRCIMAGING.123.015495

Contact : Isaac Valin
Étudiant au doctorat de 1er cycle en médecine (M.D.)
Candidat à la maîtrise en sciences cliniques
– médecine computationnelle (M.Sc.)
isaac.valin@umontreal.ca

Références : 1. Maas MB, Rosenberg NF, Kosteva AR, et al. Surveillance neuroimaging and neurologic examinations affect care for intracerebral hemorrhage. Neurology 2013;81(2):107–12. 2. Huntley JH, Carone M, Yousem DM, Babiarz LS. Opportunities for Targeted Education: Critical Neuroradiologic Findings Missed or Misinterpreted by Residents and Fellows. Am J Roentgenol 2015;205(6):1155–9. 3. Hooper SM, Chen MF, Saab K, Bhatia K, Langlotz C. A case for reframing automated medical image classification as segmentation. 4. Flanders AE, Prevedello LM, Shih G, et al. Construction of a Machine Learning Dataset through Collaboration: The RSNA 2019 Brain CT Hemorrhage Challenge. Radiol Artif Intell 2020;2(3):e190211. 5. Li X, Luo G, Wang K, et al. The state-of-the-art 3D anisotropic intracranial hemorrhage segmentation on non-contrast head CT: The INSTANCE challenge [Internet]. 2023 [cited 2023 Nov 1];Available from: http://arxiv.org/abs/2301.03281 6. Chilamkurthy S, Ghosh R, Tanamala S, et al. Development and Validation of Deep Learning Algorithms for Detection of Critical Findings in Head CT Scans [Internet]. 2018 [cited 2024 Mar 2];Available from: http://arxiv.org/abs/1803.05854 7. Muschelli J. Recommendations for Processing Head CT Data. Front Neuroinformatics 2019;13:61. 8. Isensee F, Jaeger PF, Kohl SAA, Petersen J, Maier-Hein KH. nnU-Net: a self-configuring method for deep learning-based biomedical image segmentation. Nat Methods 2021;18(2):203–11. 9. Hatamizadeh A, Nath V, Tang Y, Yang D, Roth H, Xu D. Swin UNETR: Swin Transformers for Semantic Segmentation of Brain Tumors in MRI Images [Internet]. 2022 [cited 2023 Oct 4];Available from: http://arxiv.org/abs/2201.01266 10. Vrudhula A, Kwan AC, Ouyang D, Cheng S. Machine Learning and Bias in Medical Imaging: Opportunities and Challenges. Circ Cardiovasc Imaging [Internet] 2024 [cited 2025 Feb 22];17(2). Available from: https://www.ahajournals.org/doi/10.1161/CIRCIMAGING.123.015495

Remerciements :
Ce travail a été possible grâce au financement du Fonds de recherche du Québec et du Département de radiologie, radio-oncologie et médecine nucléaire de l'Université de Montréal, aux infrastructures de l'Alliance de recherche numérique du Canada, et à la supervision du Dr Létourneau-Guillon.

SEGMENTATION MULTI CLASSE DE CT SCAN SANS CONTRASTE DANS UN CONTEXTE NEURO-CRITIQUE : CALCUL AUTOMATISÉ DE LA DÉVIATION DE LA LIGNE MÉDIANE ET DE L'INDEX D'EVANS POUR UN TRIAGE INTELLIGENT DES CAS URGENTS

I. Valin[1,3], M. Cinq-Mars[1,3], G. Théaud[3], L. Létourneau-Guillon[1,2,3]

[1]Université de Montréal, [2]Département de radiologie du CHUM, [3]Centre de recherche du CHUM

Remerciements

Remerciements:

Ce travail a été possible grâce au support financier du Fonds de Recherche du Québec (https://doi.org/10.69777/2001715), du Centre de recherche du CHUM, du département de radiologie du CHUM et du Département de radiologie, radio-oncologie et médecine nucléaire de l'Université de Montréal, aux travaux antérieurs de An Ni Wu, aux infrastructures de l'Alliance de recherche numérique du Canada, et à la supervision du Dr Létourneau-Guillon.

L. Létourneau-Guillon est supporté par

1. Fonds de Recherche du Québec-Santé en partenariat avec la Fondation de l'Association des Radiologistes du Québec. Subventions recherches en radiologie (https://doi.org/10.69777/299979) et support salarial du programme de chercheur-clinicien Junior 1 (https://doi.org/10.69777/311203).
2. Instituts de Recherche en Santé du Canada (CIHR #204037)
3. Programme de support professoral du Département de radiologie, radio-oncologie et médecine nucléaire de l'Université de Montréal
4. Département de radiologie du Centre Hospitalier de l'Université de Montréal (CHUM).
5. Fonds de démarrage du Centre de Recherche du CHUM.
6. Département de radiologie, radio- oncologie et médecine nucléaire de l'Université de Montréal / Bayer

Contact : Isaac Valin

Étudiant au doctorat de 1er cycle en médecine (M.D.)
Candidat à la maîtrise en sciences cliniques
– médecine computationnelle (M.Sc.)
isaac.valin@umontreal.ca

Références :

1. Maas MB, Rosenberg NF, Kosteva AR, et al. Surveillance neuroimaging and neurologic examinations affect care for intracerebral hemorrhage. Neurology 2013;81(2):107–12.
2. Huntley JH, Corone M, Youssem DM, Babiarz LS. Opportunities for Targeted Education: Critical Neuroradiologic Findings Missed or Misinterpreted by Residents and Fellows. Am J Roentgenol 2015;205(6):1155–9.
3. Hooper SM, Chen MF, Saab K, Bhatia K, Langlotz C. A case for reframing automated medical image classification as segmentation.
4. Flanders AE, Prevedello LM, Shih G, et al. Construction of a Machine Learning Dataset through Collaboration: The RSNA 2019 Brain CT Hemorrhage Challenge. Radiol Artif Intell 2020;2(3):e190211.
5. Li X, Luo G, Wang K, et al. The state-of-the-art 3D anisotropic intracranial hemorrhage segmentation on non-contrast head CT: The INSTANCE challenge [Internet]. 2023 [cited 2023 Nov 1];Available from: http://arxiv.org/abs/2301.03281
6. Chilamkurthy S, Ghosh R, Tanamala S, et al. Development and Validation of Deep Learning Algorithms for Detection of Critical Findings in Head CT Scans [Internet]. 2018 [cited 2024 Mar 2];Available from: http://arxiv.org/abs/1803.05854
7. Muschelli J. Recommendations for Processing Head CT Data. Front Neuroinformatics 2019;13:61.
8. Isensee F, Jaeger PF, Kohl SAA, Petersen J, Maier-Hein KH. nnU-Net: a self-configuring method for deep learning-based biomedical image segmentation. Nat Methods 2021;18(2):203–11.
9. Hatamizadeh A, Nath V, Tang Y, Yang D, Roth H, Xu D. Swin UNETR: Swin Transformers for Semantic Segmentation of Brain Tumors in MRI Images [Internet]. 2022 [cited 2023 Oct 4];Available from: http://arxiv.org/abs/2201.01266
10. Vrudhula A, Kwan AC, Ouyang D, Cheng S. Machine Learning and Bias in Medical Imaging: Opportunities and Challenges. Circ Cardiovasc Imaging [Internet] 2024 [cited 2025 Feb 22];17(2). Available from: https://www.ahajournals.org/doi/10.1161/CIRCIMAGING.123.015495

Remerciements :

Ce travail a été possible grâce au financement du Fonds de recherche du Québec et du Département de radiologie, radio-oncologie et médecine nucléaire de l'Université de Montréal, aux infrastructures de l'Alliance de recherche numérique du Canada, et à la supervision du Dr Létourneau-Guillon.