

Frédérique Frouin
13 octobre 2023

OnBoardingSchool. Introduction à l'apprentissage automatique

Exemples en imagerie médicale



Laboratoire d'Imagerie Translationnelle en Oncologie

- 1. Prédiction à partir d'IRM multi-modale de mutation génétique dans le GITC**
- 2. Segmentation de tumeurs mammaires en IRM**
- 3. Suivi des cartilages arythénoïdiens avec échographie**

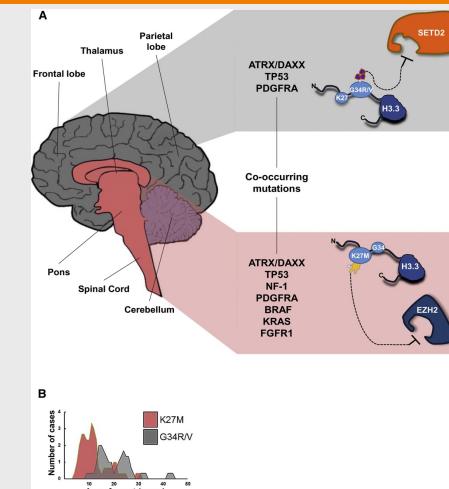
1. Classification pour prédire une mutation génétique

Gliome Infiltrant du Tronc Cérébral

Tumeur pédiatrique rare à mauvais pronostic

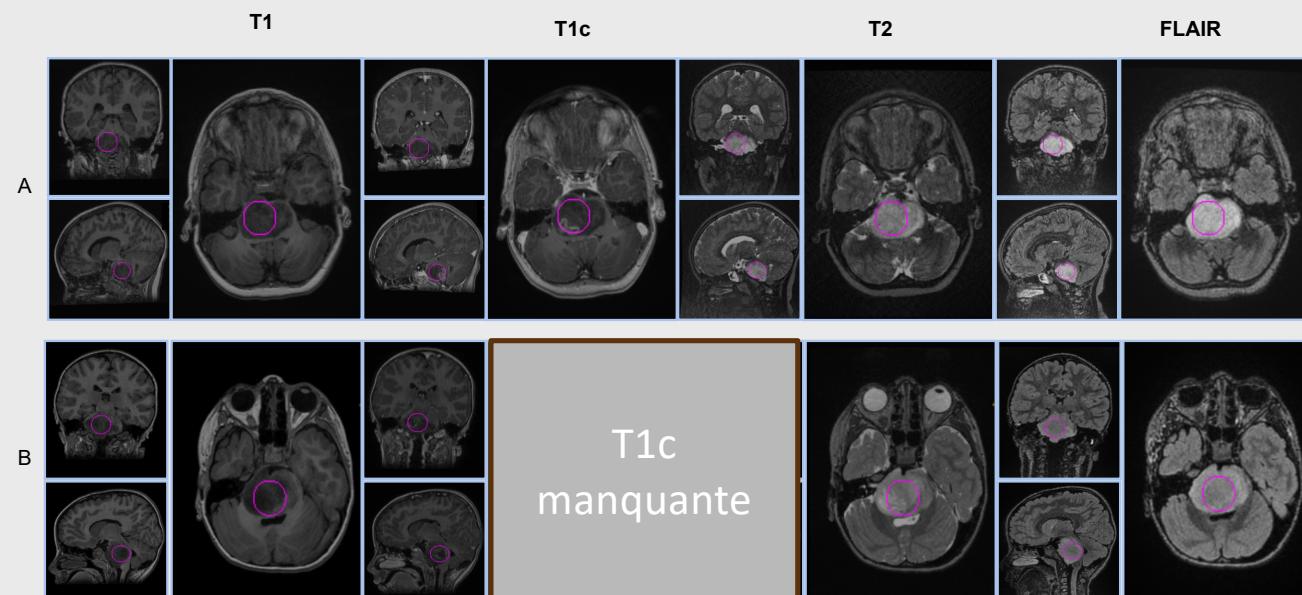
Etudes génomiques

- Mutation ACVR1 -> thérapie spécifique?
Carvalho et al, Cancer Discovery 2022



Yuen BTK et al Cancer Cell 2013

Données IRM multi-modales avec modalités manquantes



1. Classification pour prédire une mutation génétique

3

Analyse de données de 80 patients pour prédire la mutation génétique ACVR1

- 1 • Acquisition et constitution BDD → Gustave-Roussy, Hôpital Necker, Neurospin
- 2 • Prétraitement et Standardisation IRM → *Goya Outi et al Phys Med Biol 18*
- 3 • Segmentation de tumeurs → *Chegraoui et al Cancers 21*
- 4 • Extraction/Sélection de caractéristiques → *Goya Outi et al IEEE BHI 19*
- 5 • Harmonisation de caractéristiques → *Khalid et al IEEE EMBC 21*
- 6 • Construction of modèles prédictifs → *Khalid et al Front in Medicine 23*
- 7 • **Tests externes** → **En cours**

1. Classification pour prédire une mutation génétique

4

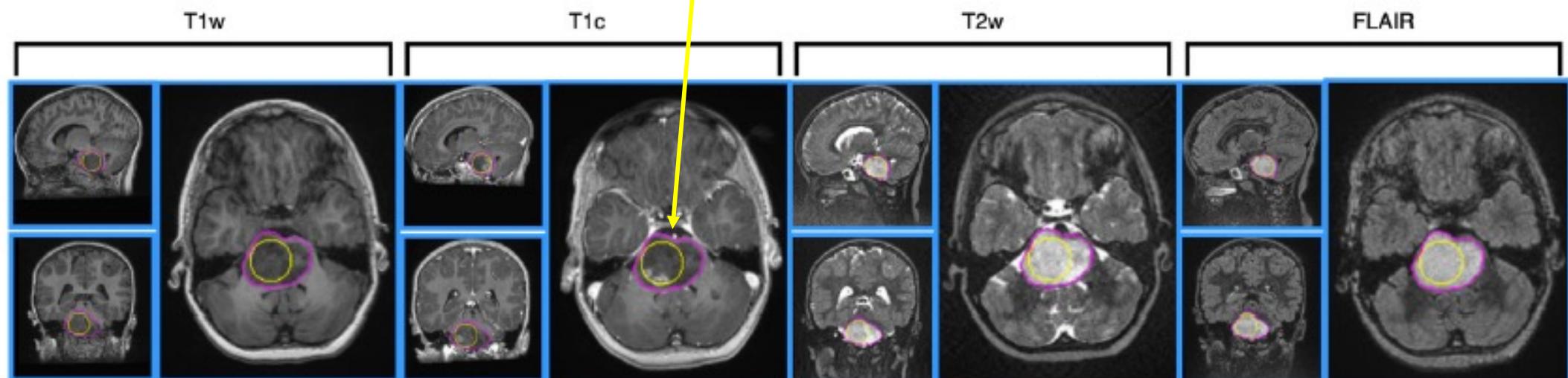
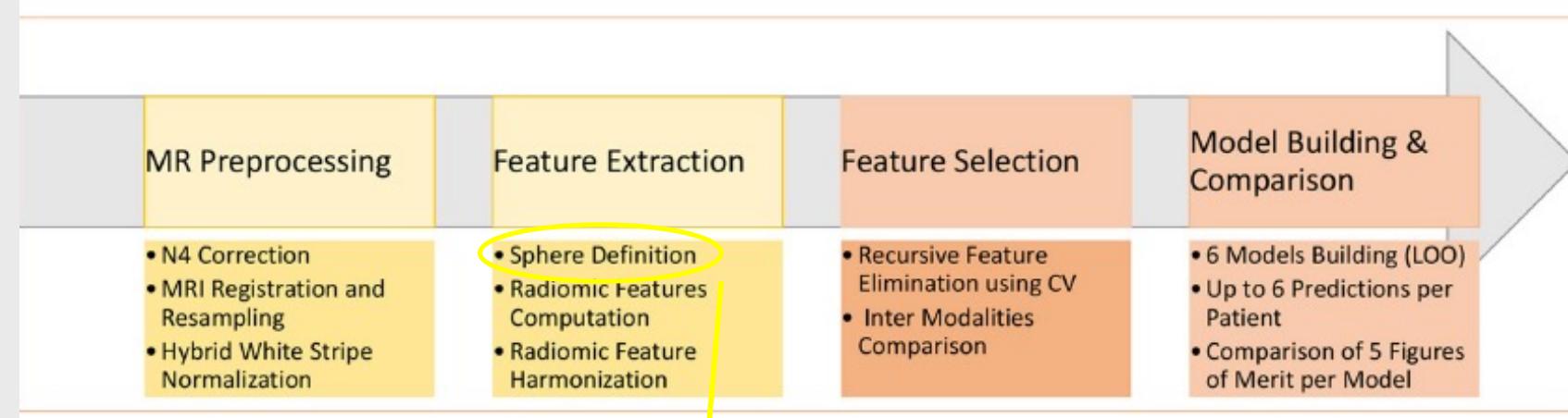


FIGURE 1

1. Classification pour prédire une mutation génétique

5

Workflow for exploiting radiomic biomarkers

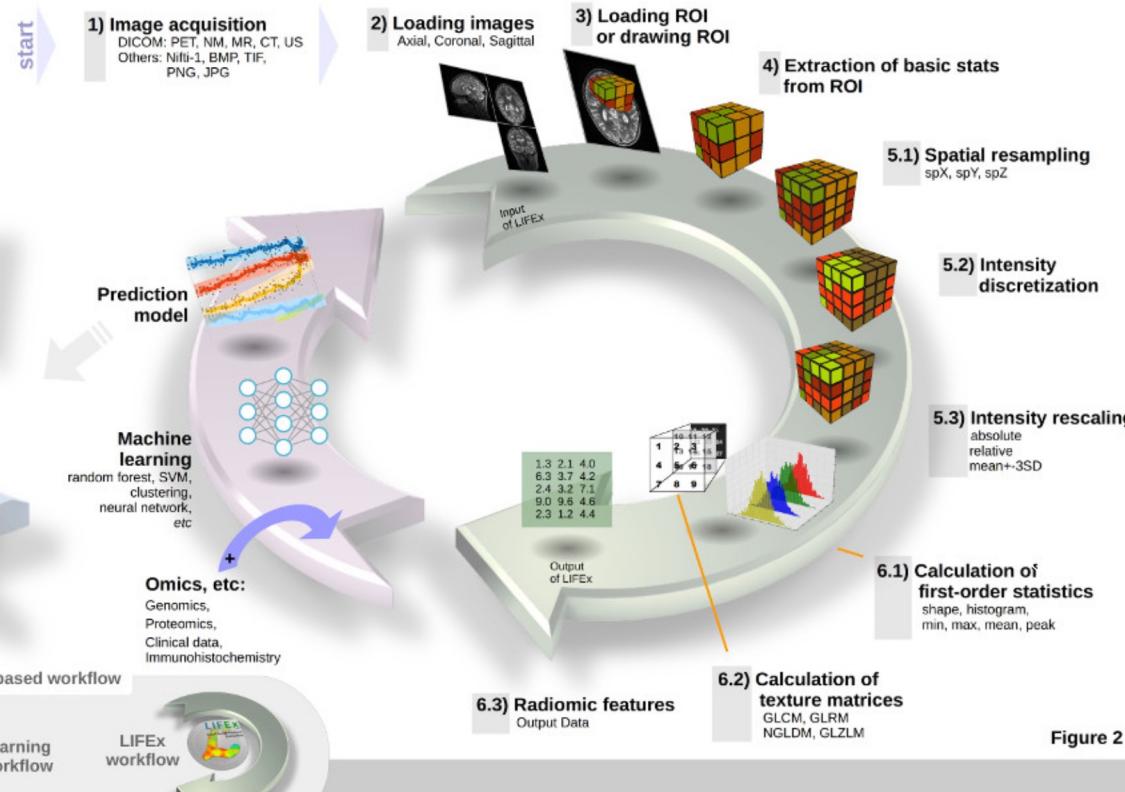
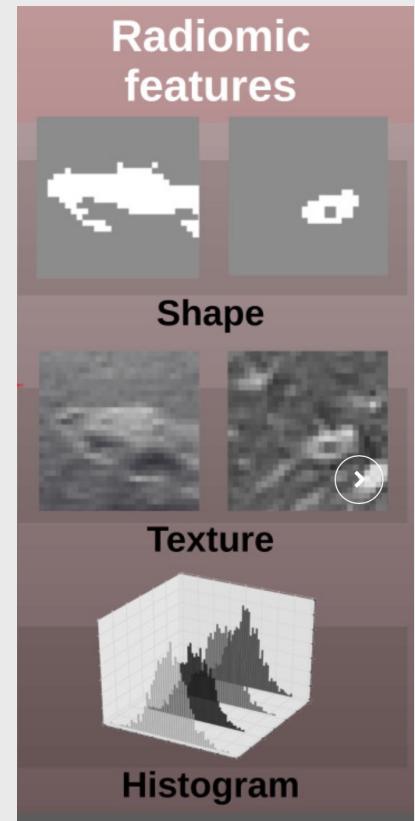


Figure 2



- Plusieurs dizaines de paramètres par région
- Répété pour chaque modalité d'imagerie (de 1 à 4)

1. Classification pour prédire une mutation génétique

6

Modèle : régression logistique (de 1 à 4 paramètres)

Evaluation par différents critères par validation croisée “leave-one-out”

Modèles	Nombre de patients	Sensibilité	Spécificité	Balanced Accuracy
Clinique	63	85.7	44.8	65.3

1. Classification pour prédire une mutation génétique

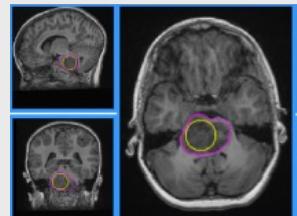
7

Modèle : régression logistique (de 1 à 4 paramètres)

Evaluation par différents critères par validation croisée “leave-one-out”

Modèles	Nombre de patients	Sensibilité	Spécificité	Balanced Accuracy
Clinique	63	85.7	44.8	65.3

Sélection de variables pour l'IRM



Modèles	Nombre de patients	Sensibilité	Spécificité	Balanced Accuracy
T1	58	76.9	60.0	68.5

1. Classification pour prédire une mutation génétique

8

Modèle : régression logistique (de 1 à 4 paramètres)

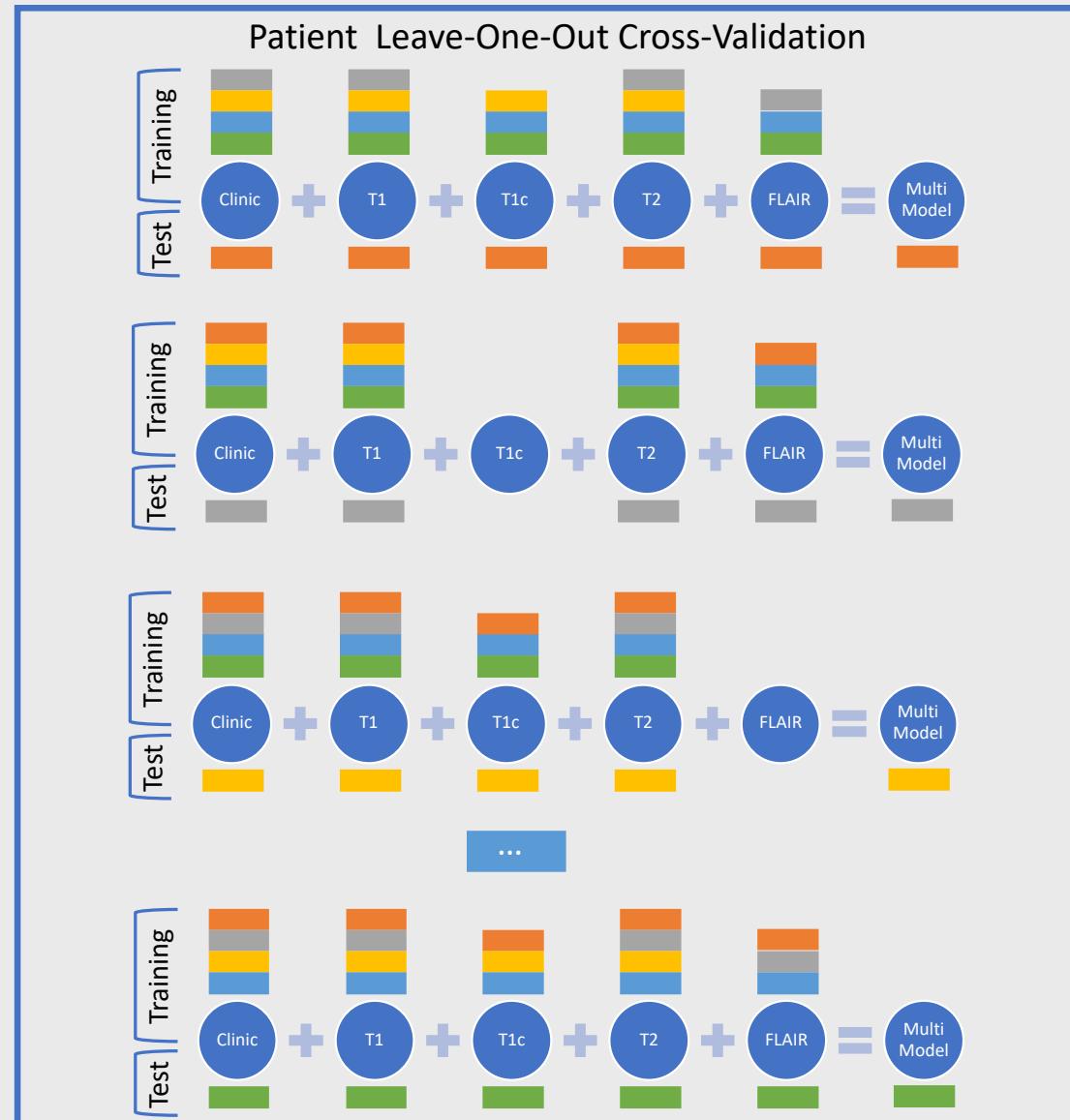
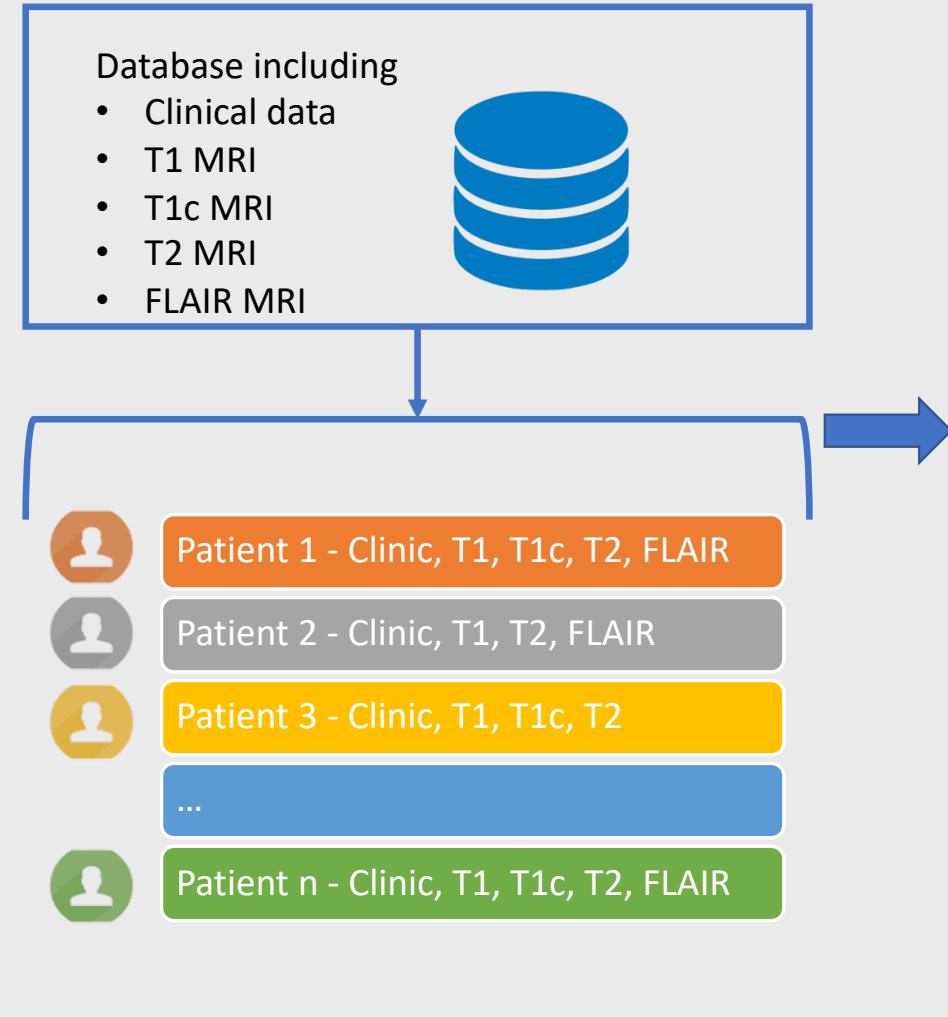
Evaluation par différents critères par validation croisée “leave-one-out”

Modèles	Nombre de patients	Sensibilité	Spécificité	Balanced Accuracy
Clinique	63	85.7	44.8	65.3
T1	58	76.9	60.0	68.5
T1c	58	76.9	71.1	74.0
T2	59	84.6	58.6	71.6
FLAIR	56	76.9	74.4	75.7

1. Classification pour prédire une mutation génétique

9

Approche radiomique multi-modale : modalités manquantes



1. Classification pour prédire une mutation génétique

10

Modèle : régression logistique (de 1 à 4 paramètres)

Evaluation par différents critères par validation croisée “leave-one-out”

Modèles	Number of patients	Sensitivity	Specificity	Balanced Accuracy
Clinic	63	<u>85.7</u>	44.8	65.3
T1	58	76.9	60.0	68.5
T1c	58	76.9	71.1	74.0
T2	59	84.6	58.6	71.6
FLAIR	56	76.9	74.4	<u>75.7</u>
Multi-Model	63	92.8	<u>71.4</u>	82.1

Bold Green : best case

Underlined Green : second best case

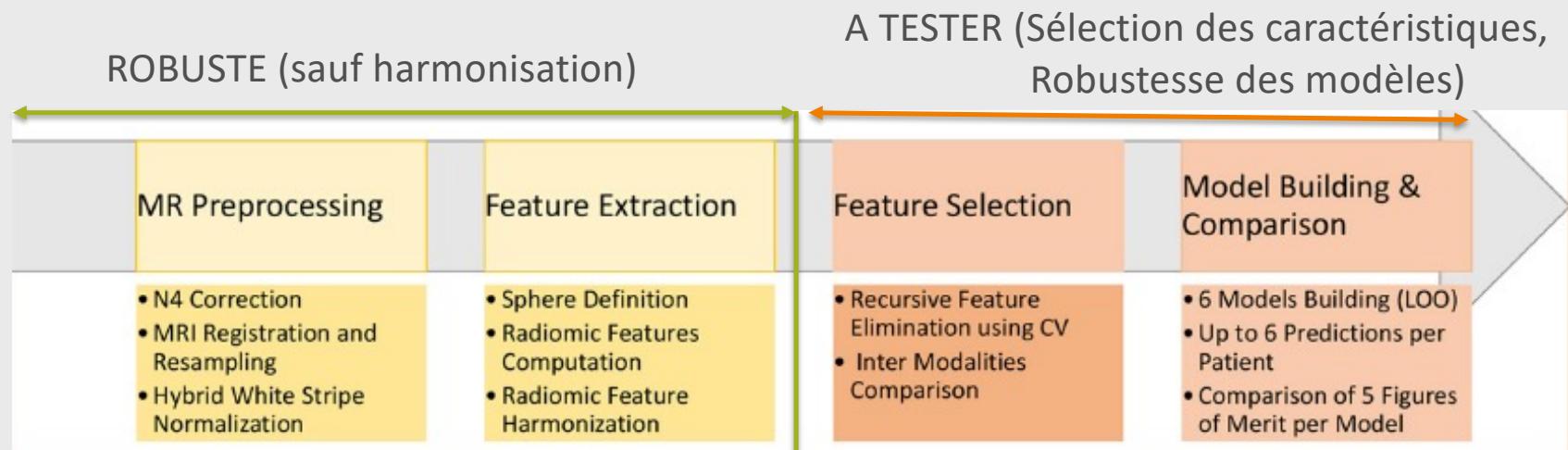
Tests externes

External validation of the diffuse intrinsic pontine glioma survival prediction model: a collaborative report from the International DIPG Registry and the SIOPE DIPG Registry

Sophie E. M. Veldhuijzen van Zanten^{1,9}  · Adam Lane^{2,3} · Martijn W. Heymans⁴ · Joshua Baugh³ · Brooklyn Chaney³ · Lindsey M. Hoffman³ · Renee Doughman³ · Marc H. A. Jansen¹ · Esther Sanchez⁵ · William P. Vandertop⁶ · Gertjan J. L. Kaspers^{1,7} · Dennis G. van Vuurden¹ · Maryam Fouladi⁴ · Blaise V. Jones⁸ · James Leach⁸

The prognostic variables in the DIPG survival prediction model were age (age ≥ 3 years = 1/age < 3 years = 0) and symptom duration at time of diagnosis (as continuous variable), presence of ring enhancement on diagnostic MR-imaging (yes = 1/no = 0), and the use of oral or intensive (i.v.) chemotherapy at any time during the disease course (yes = 1/no = 0). This model was converted into the following clinical prediction rule: (age ≥ 3 years \times 7) + (symptom duration in months \times -1) + (ring enhancement \times 4) + (oral chemotherapy and/or intensive chemotherapy \times -4). With

- Données ?
- Code ?



2. Segmentation des tumeurs mammaires en IRM

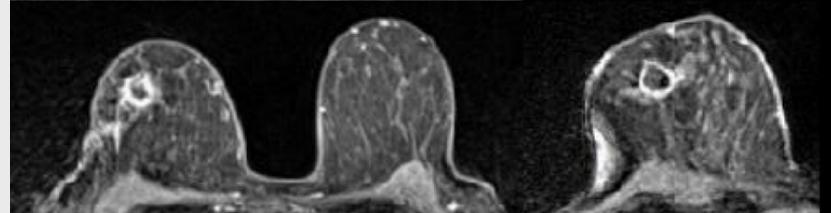
12

Prédiction précoce de la réponse à la chimiothérapie néoadjuvante dans le cancer du sein

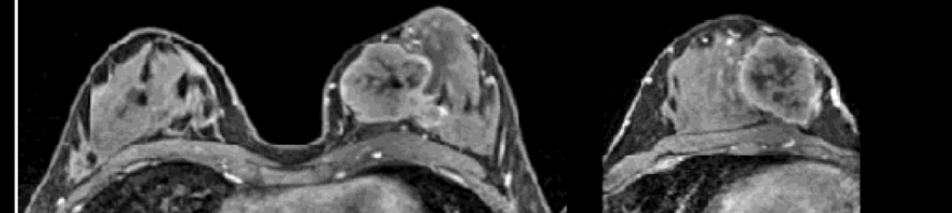
Variation du diamètre principal
d'où l'intérêt potentiel d'une segmentation automatique de la tumeur

Données en IRM

Patiente 1

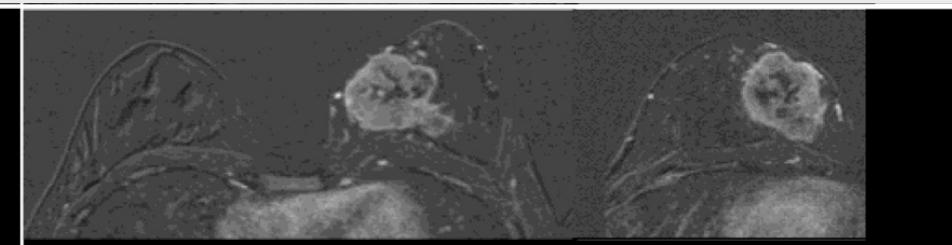


Patiente 2



T1

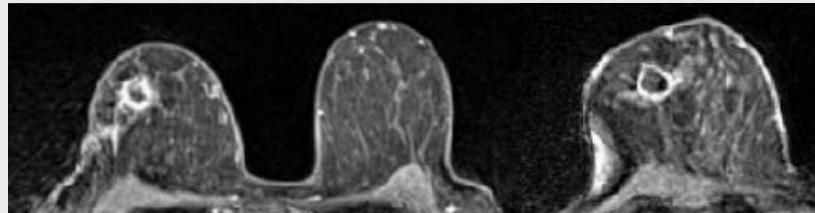
Sub



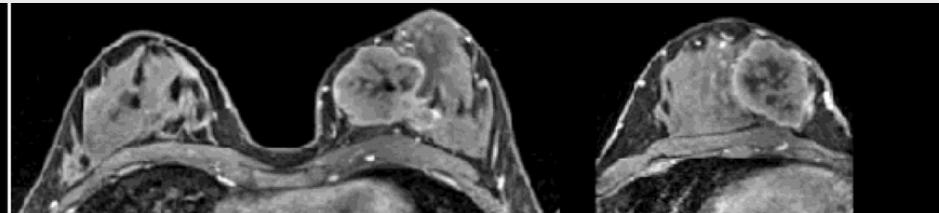
2. Segmentation des tumeurs mammaires en IRM

13

Patiene 1

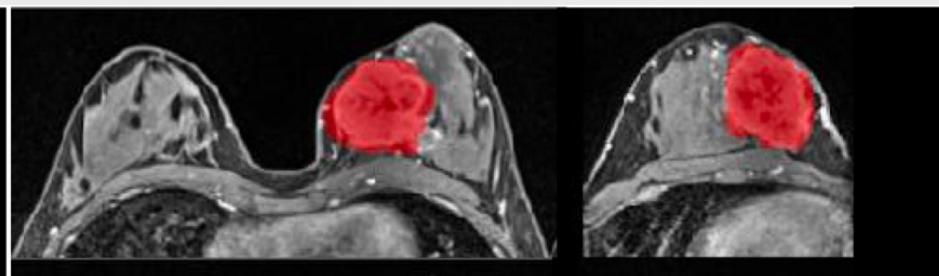
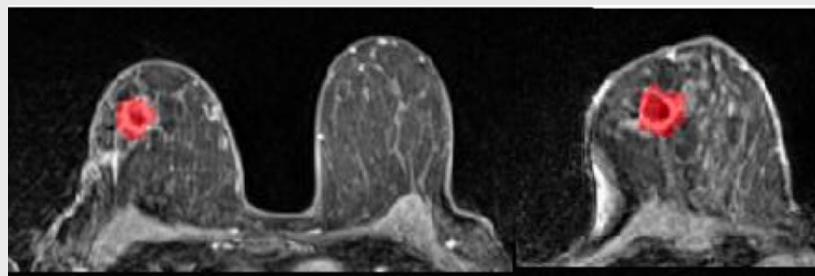
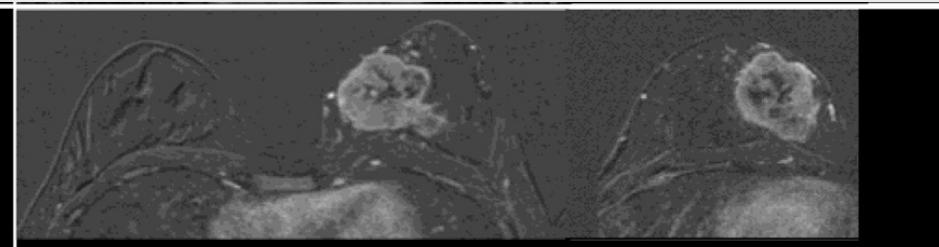


Patiene 2



T1

Sub



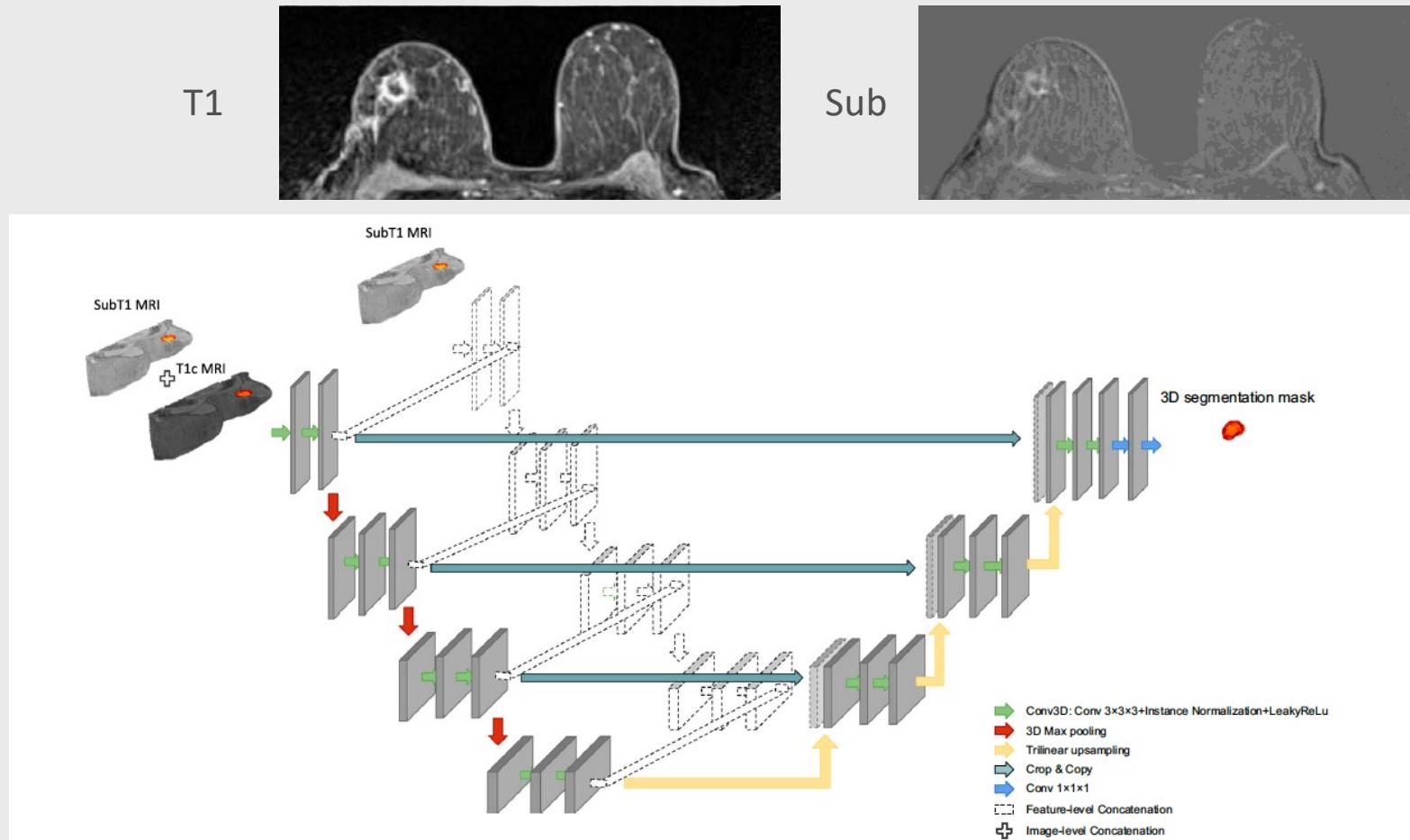
Apprentissage : 111 cas

Test : 30 cas

2. Segmentation des tumeurs mammaires en IRM

14

Prétraitements



Rahimpour et al, Eur Radiol, 2023

- 3 modèles:
- UNet (T1)
 - UNet ILF (T1+Sub)
 - UNet FLF (T1+Sub)

2. Segmentation des tumeurs mammaires en IRM

15

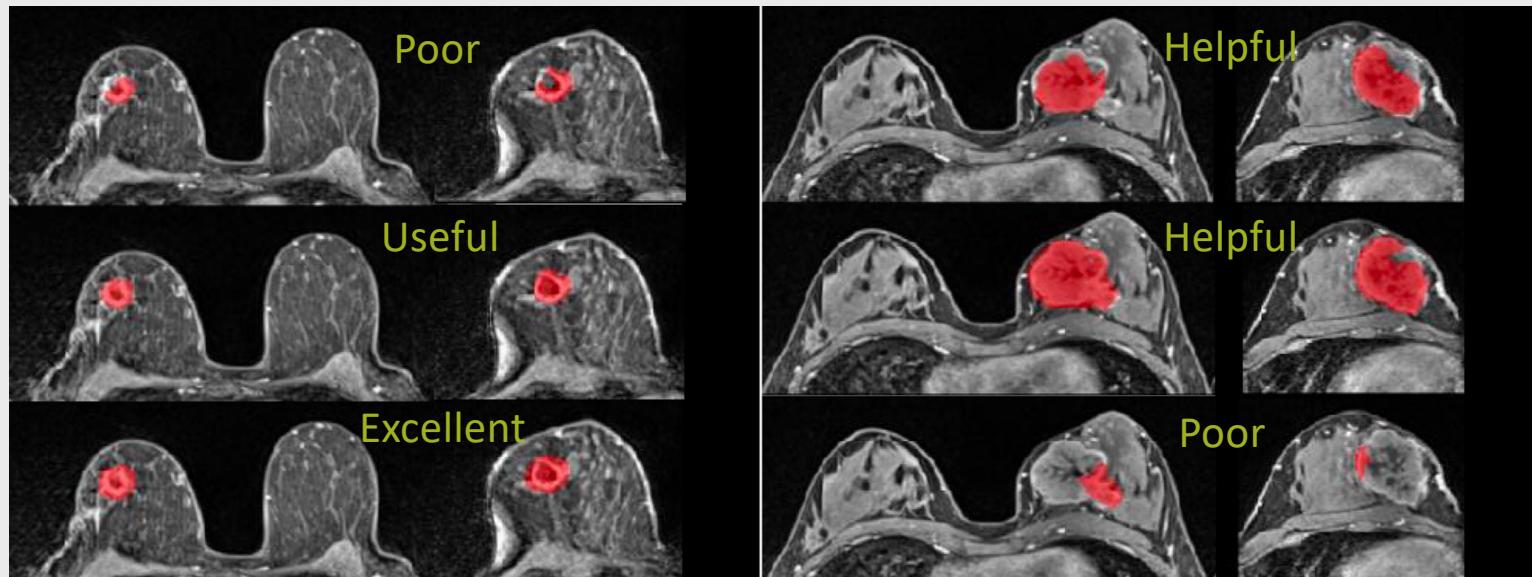
Evaluation de la qualité de la segmentation : Indice de Dice – Distance de Hausdorff

Résultats sur la base de test indépendante (n=30)

Radiologist or model	DSC (%)		HD95 (mm)	
	Radiologist R1	Radiologist R2	Radiologist R1	Radiologist R2
Radiologist R2	77.8 ± 10.0		5.2 ± 5.9	
U-Net (T1c)	72.7 ± 22.8	70.6 ± 20.8	15.6 ± 40.3	15.9 ± 40.6
U-Net ILF (T1c + SubT1)	74.9 ± 20.3	71.9 ± 19.7	22.9 ± 53.2	23.6 ± 53.6
U-Net FLF (T1c + SubT1)	70.2 ± 26.1	67.3 ± 25.0	19.3 ± 45.1	19.8 ± 45.4

Evaluation de la qualité de la segmentation : Indice de Dice – Distance de Hausdorff

Evaluation visuelle



Excellent (4) - Useful (3) - Helpful (2) - Poor (1)

2. Segmentation des tumeurs mammaires en IRM

17

Evaluation de la qualité de la segmentation : Indice de Dice – Distance de Hausdorff

Evaluation visuelle. Excellent (4) - Useful (3) - Helpful (2) - Poor (1)

Résultats sur la base de test (n=30)

Radiologist or model	DSC (%)		HD95 (mm)	
	Radiologist R1	Radiologist R2	Radiologist R1	Radiologist R2
Radiologist R2	77.8 ± 10.0		5.2 ± 5.9	
U-Net (T1c)	72.7 ± 22.8	70.6 ± 20.8	15.6 ± 40.3	15.9 ± 40.6
U-Net ILF (T1c + SubT1)	74.9 ± 20.3	71.9 ± 19.7	22.9 ± 53.2	23.6 ± 53.6
U-Net FLF (T1c + SubT1)	70.2 ± 26.1	67.3 ± 25.0	19.3 ± 45.1	19.8 ± 45.4
Visual ensemble selection	78.1 ± 16.2	76.5 ± 14.5	14.1 ± 40.8	14.1 ± 41.2

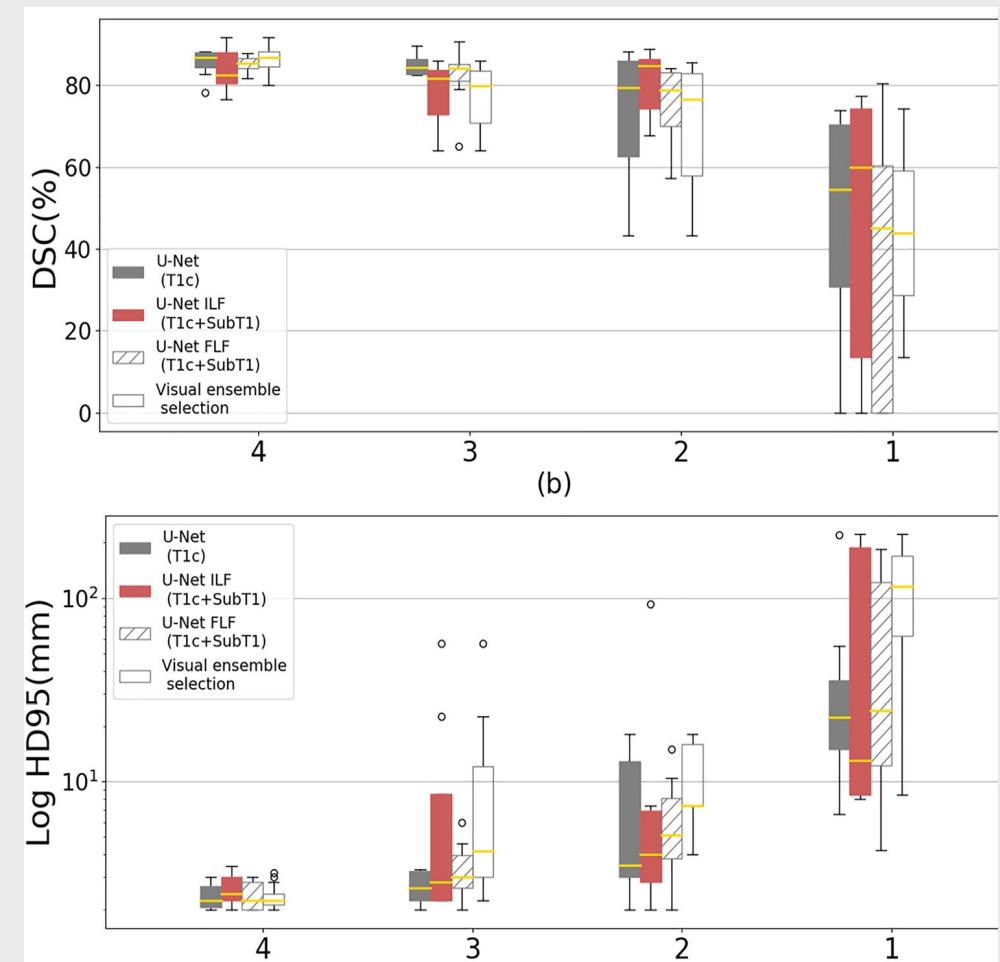
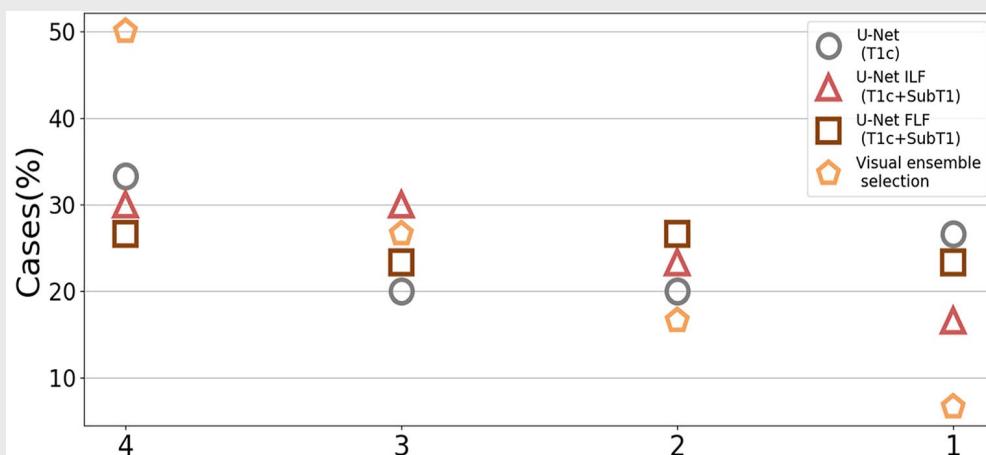
2. Segmentation des tumeurs mammaires en IRM

18

Evaluation de la qualité de la segmentation : Indice de Dice – Distance de Hausdorff

Evaluation visuelle. Excellent (4) - Useful (3) - Helpful (2) - Poor (1)

Résultats sur la base de test (n=30)



2. Segmentation des tumeurs mammaires en IRM

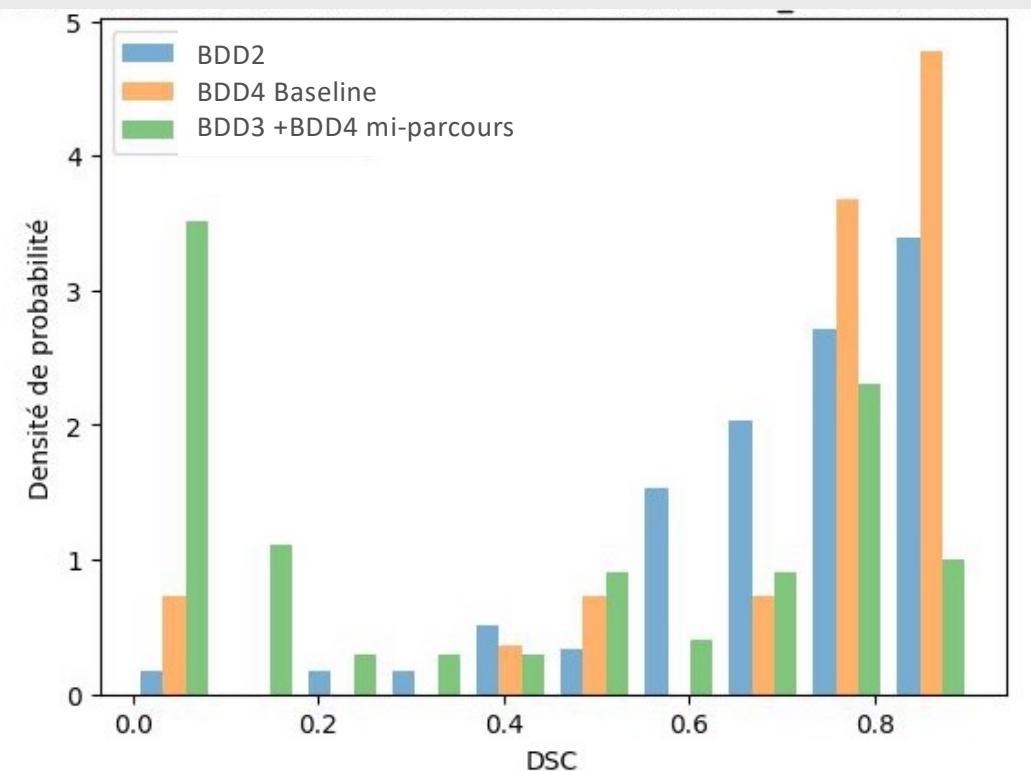
19

Généralisation à d'autres bases de données

- BDD1 – Base de cas “baseline” n=111
- BDD2 - Base de cas similaires “baseline” n=65 mais opérateur différent
- BDD3 - Base de cas “mi-parcours” n=86
- BDD4 - Base de test : cas baseline (n=30) + mi-parcours (n=24)

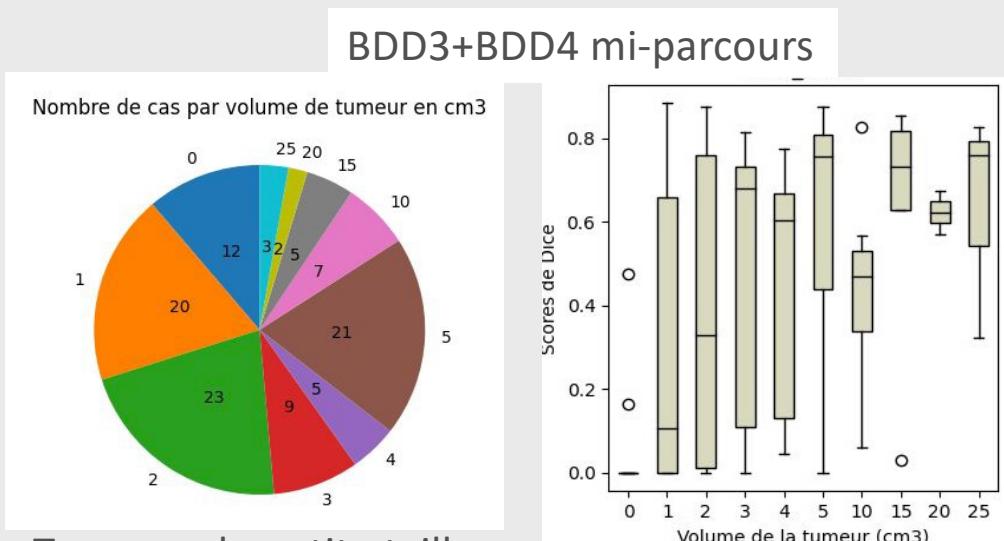
Apprentissage sur BDD1, résultats de tests

- Reproductibilité code ?
- Comparaison nnUNet ?



2. Segmentation des tumeurs mammaires en IRM

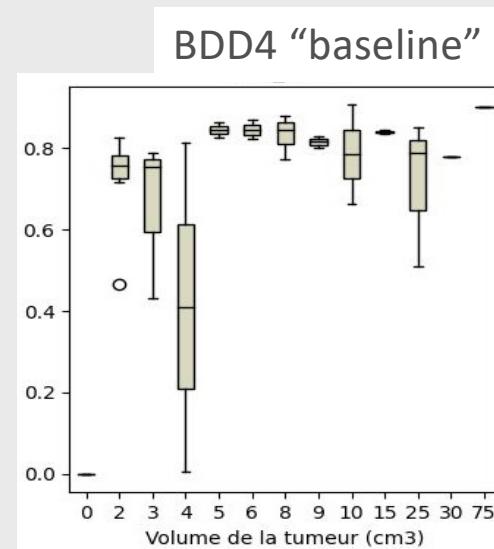
20



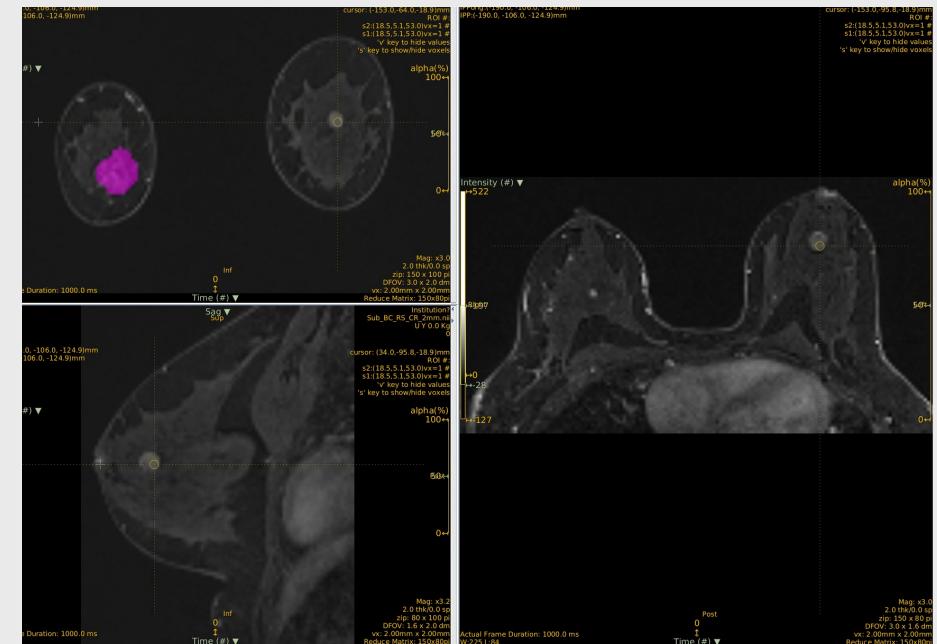
- Tumeurs de petite taille (45% dans BDD3 vs 23% dans BDD1)

- Fragmentation de la tumeur liée à la chimiothérapie

=> Apprentissages ciblés?



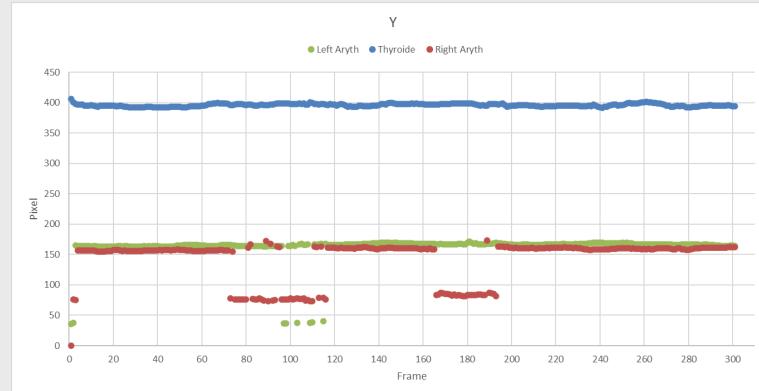
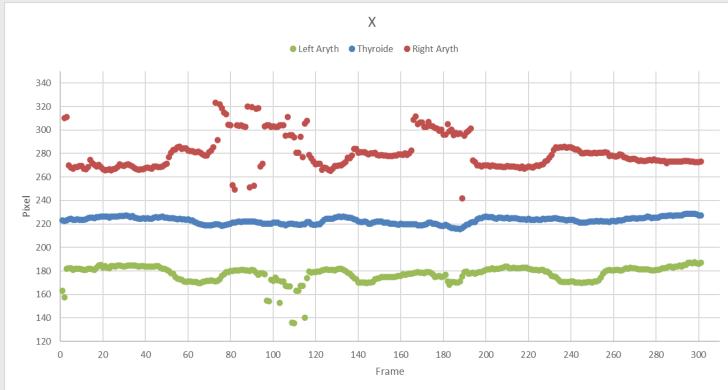
Regarder les données : l'algorithme n'a pas forcément tort



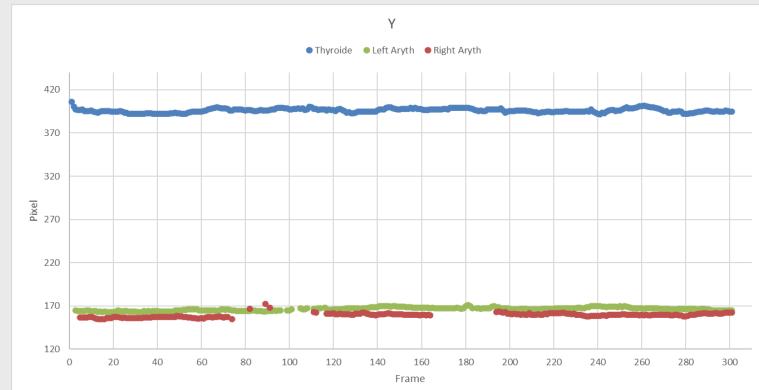
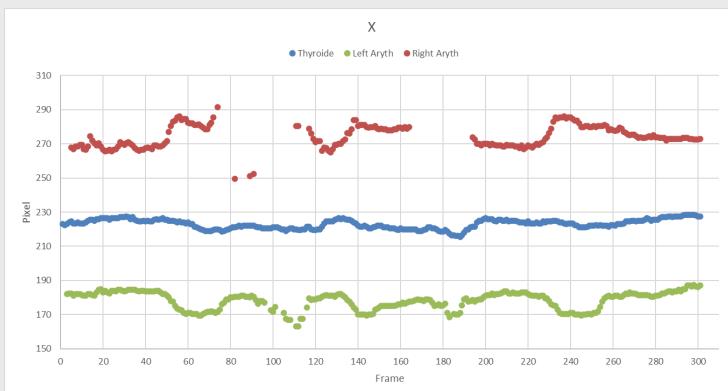
3. Suivi des cartilages arythénoidiens avec échographie

Vidéos d'illustration

Nombre des cas importants plus de 1400 images labellisées
Méthode : yolov7 boîtes englobantes



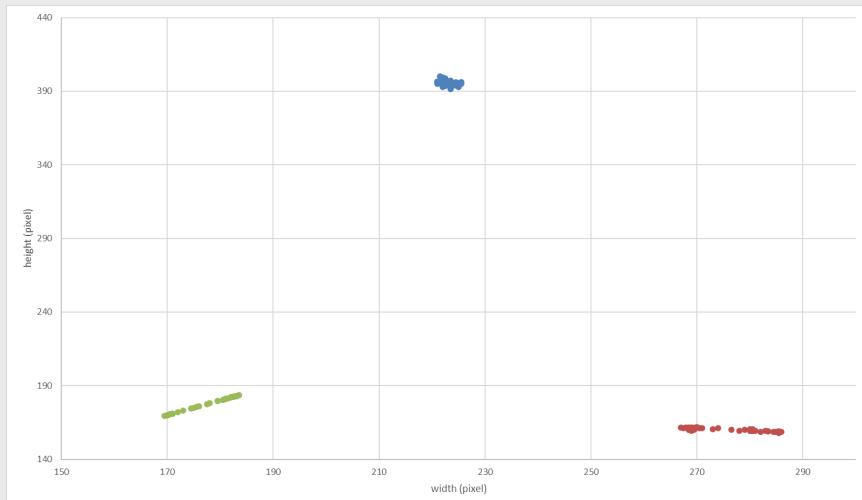
Post traitement (retirer les points aberrants)



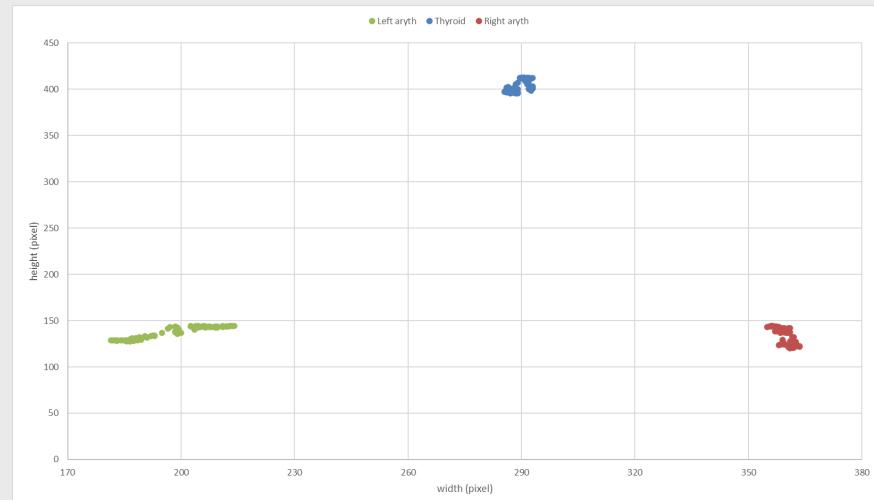
3. Suivi des cartilages arythénoïdiens avec échographie

22

Le suivi des cartilages avec Yolo est-il suffisamment précis pour déterminer le déplacement des cartilages arythénoïdes?



Cas normal



Cas de paralysie (à droite)

Acknowledgments

23

- Jacques Grill
- Nathalie Boddaert
- Raphael Calmon
- Volodia Dangouloff-Ros
- Vincent Frouin
- Cathy Philippe
- Antoine Grigis
- Jessica Goya Outi
- Fahad Khalid
- Thibault Escobar

- Caroline Malhaire
- Masoomeh Rahimpour
- Marie-Judith Saint Martin
- Ozgun Umay
- Mathilde Droguet

- Christophe Trésallet
- Agnès Rouxel
- Muriel Lefort
- Trung Kien Bui

Et tous les membres du LITO

