
Défis de l'intelligence artificielle en cancérologie en 2023

Juliette THARIAT et l'équipe IA-Baclesse :
Aurélien Corroyer Dulmont, Cyril Jaudet,
Cédric Loiseau, Roman Rouzier (et le
groupe des 10 avec ses étudiants de Master
et PhD)

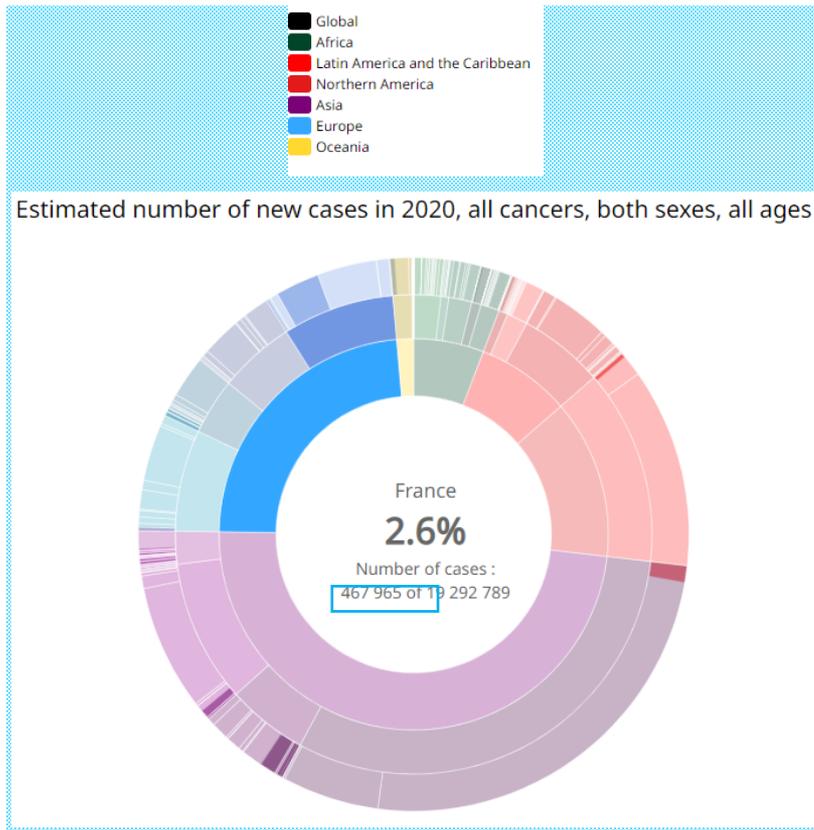
En collaboration avec GREYC, LPC, ISTCT,
LITIS Rouen, LATim Brest, Unicancer-
Unitrad, CHU de Caen, GORTEC, AQUILAB





Cancers en France

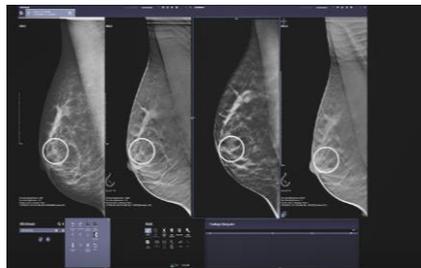
- Un enjeu de santé publique
- 468 000 nouveaux cancers par an en France en 2022,
- en nette augmentation: 355 000 en 2012
- Apports de l'IA multiples graduels en cancérologie: assistance, automatisation



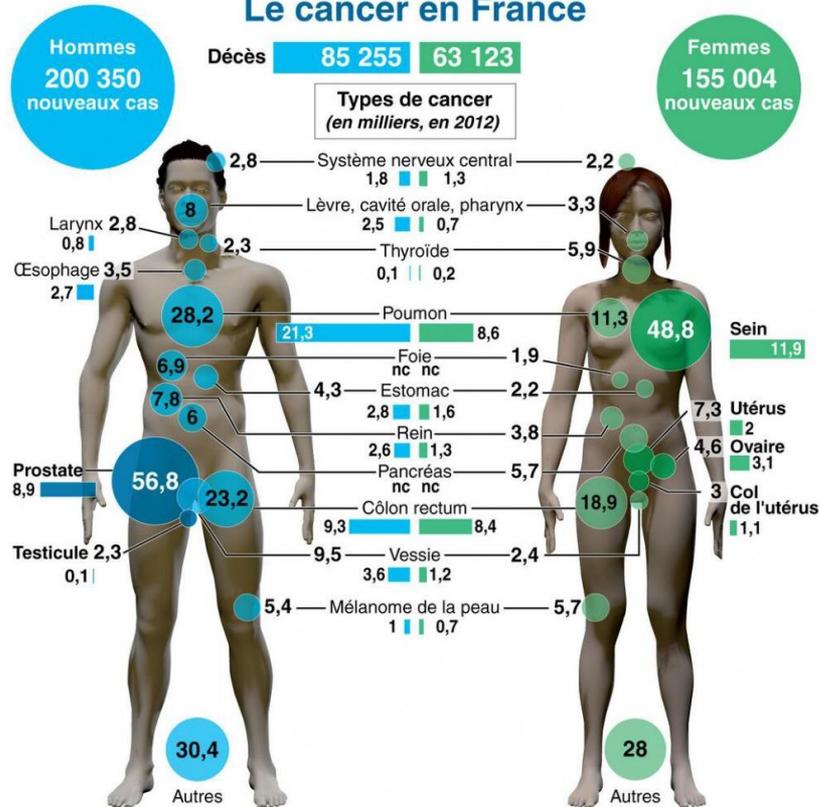


Incidence et mortalité des cancers

- Tous les tissus sont potentiellement concernés
- Ex: 1 femme sur 8 aura un cancer du sein dans sa vie
- Apports de l'IA



Le cancer en France



Causes de Mortalité , quelques chiffres

● Taux standardisé de mortalité

- générale en Europe 1000 pour 100 000, 900 en France
- par cancer 250 pour 100 000 en Europe et en France

● En 10 ans, recul de 20%

- Notamment -35% par maladie cardiovasculaire
- Mais + 40% pour larynx/poumon, +15% pancréas, + 4% foie

● Individu et société (du bien-être individuel aux coûts sociétaux)

● Prévention

● Identifier les facteurs de risque

● Détection précoce

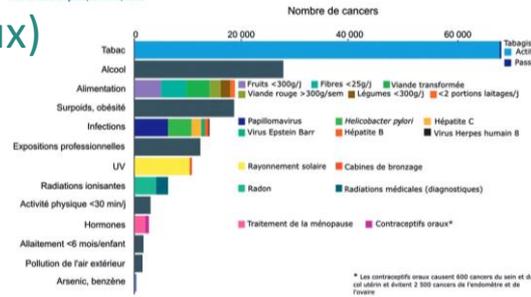
● Éradication de la maladie localisée avant dissémination tumorale métastatique (FP ok si pathologie grave curable, ex 1: low dose CT des fumeurs, ex 2: invasivité limitée)

● Guérison : médecine de précision adaptant les moyens aux caractéristiques individuelles (comorbidités, génétique, omics)

● Guérison sans séquelle

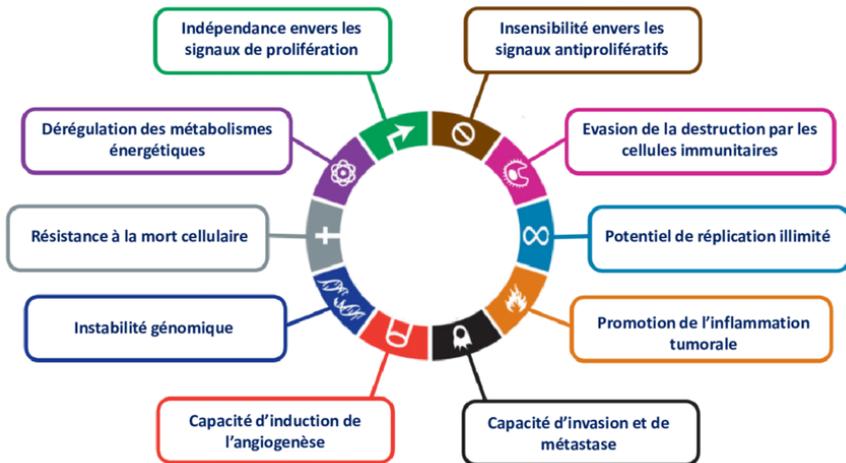
● Guérison à qualité de vie conservée

Nombre de nouveaux cas de cancers attribuables aux facteurs liés au mode de vie et à l'environnement chez les adultes de 30 ans et plus, France, 2015

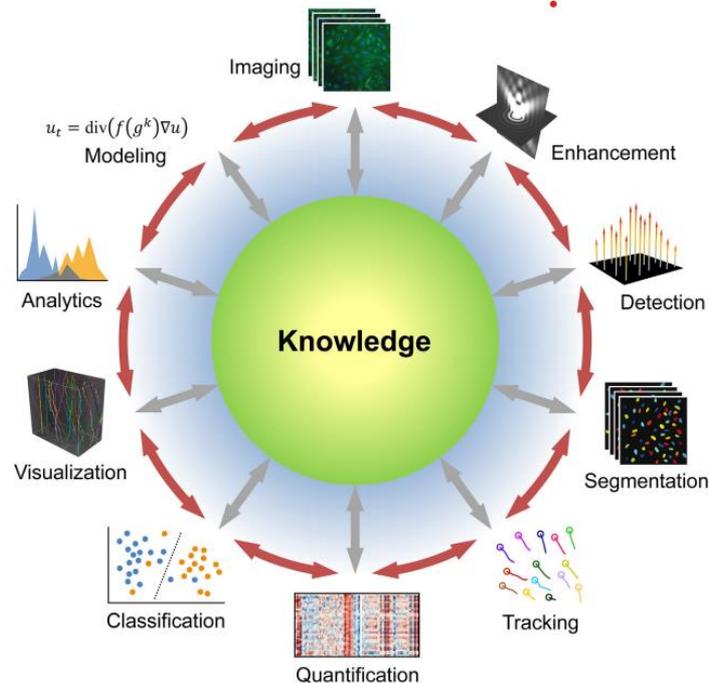




Terrains de jeu pour l'IA en cancérologie Multi - échelles



Biologie, histologie, génétique, modifications moléculaires, système complexe dynamique à l'épreuve du temps et des interventions

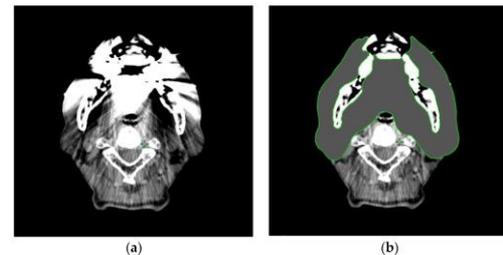


Les traitements

- Décision de traitement : Selon patient (âge, comorbidités/maladies sous jacentes, fragilité, équipement génétique constitutionnel et fonctionnels), tumeur (histologie, aspects moléculaires / génétique tumorale, stade, extensions / pronostic), niveau de preuve, accès à et maîtrise des traitements potentiels par les soignants
- Maladie localisée / locorégionale
 - Chirurgie, radiothérapie (traitements systémiques: chimiothérapie, immunothérapie, thérapies ciblées etc pour « potentialiser »: synergie)
- Maladie disséminée / métastatique
 - traitements systémiques: chimiothérapie, immunothérapie, thérapies ciblées
 - Oligométastases (traitement et pronostique entre maladie locorégionale et métastatique)

Les freins

- Acquisition, échange de données
 - Propriété intellectuelle, secret industriel
 - Artéfacts CT = problèmes de contournage, calcul de dose, risque de complications (ORN): algorithmes de minimisation d'artéfacts insuffisants en radiothérapie == > accès aux DICOM, pas aux sinogrammes CT
 - == > soins dentaires, atlas / dosimétrie prévisionnelle
 - Onco-ophtalmologie : données pré interprétées en PDF + résumé textuel médical == > accès aux données brutes
 - OCT



Shi Yan, Yvain Quéau, Julien Rabin, Jalal M. Fadili. A PRINCIPLED APPROACH TO POLYCHROMATIC X-RAY TOMOGRAPHY FOR METAL ARTIFACT REDUCTION. 2023. hal-04047897

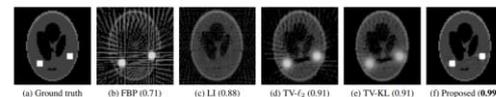
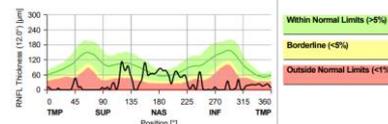
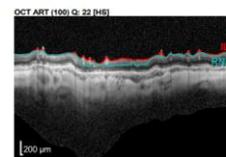


Fig. 1: Illustration of beam hardening artifacts in CT, when using various methods for reconstruction. (a) Ground truth image (Shepp-Logan phantom [1]) representing the average polychromatic attenuation coefficients μ . Two metallic structures (white squares) are present. (b) Filtered back projection (FBP [2]) gives rise to severe metal streak artifacts. (c) Linear interpolation (LI [3]) does not reconstruct the metal parts. (d,e) Using a monochromatic TV-regularized [4] model with different data fidelity term (ℓ_2 [5] and KL [6]) yields a better reconstruction, though at the price of a loss of contrast. (f) The proposed polychromatic reconstruction is almost artifact-free, and preserves contrast. SSIM Scores are indicated in parentheses (higher is better).



- Acquisition, échange de données
 - Intervention manuelle, besoins RH
 - Variabilité individuelle, continuité
 - == > automatisation, systématique
- Confidentialité, protection des données (RGPD)

Les freins

● Qualité des données:

- Recueil rétrospectif : biais et pertes == > flux structurés prospectifs

- Faible taille des échantillons

- Biais d'échantillonnage

- Suivis à long terme = peau de chagrin

- Nomadisme

- Droit à l'oubli

- == > Structuration territoriale (!RGPD)

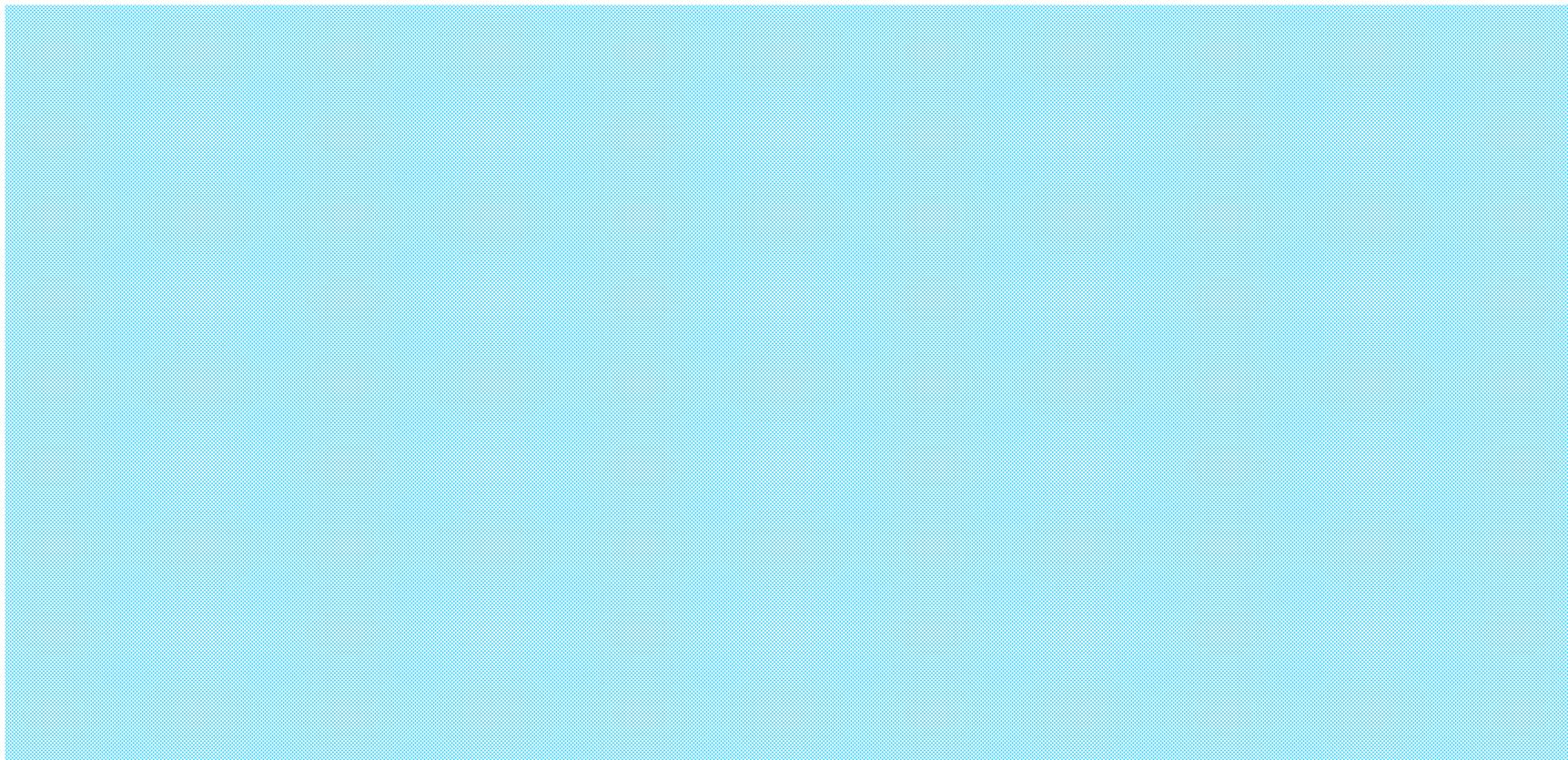
- Informations indirectes (Système national des données de santé SNDS, health data hub HDH)

● Nous sommes tous des outliers

● Conserver l'hétérogénéité

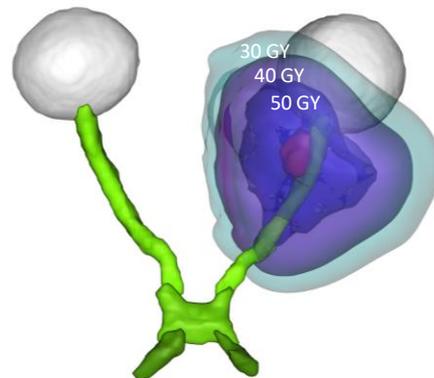
● Compenser par les grands nombres





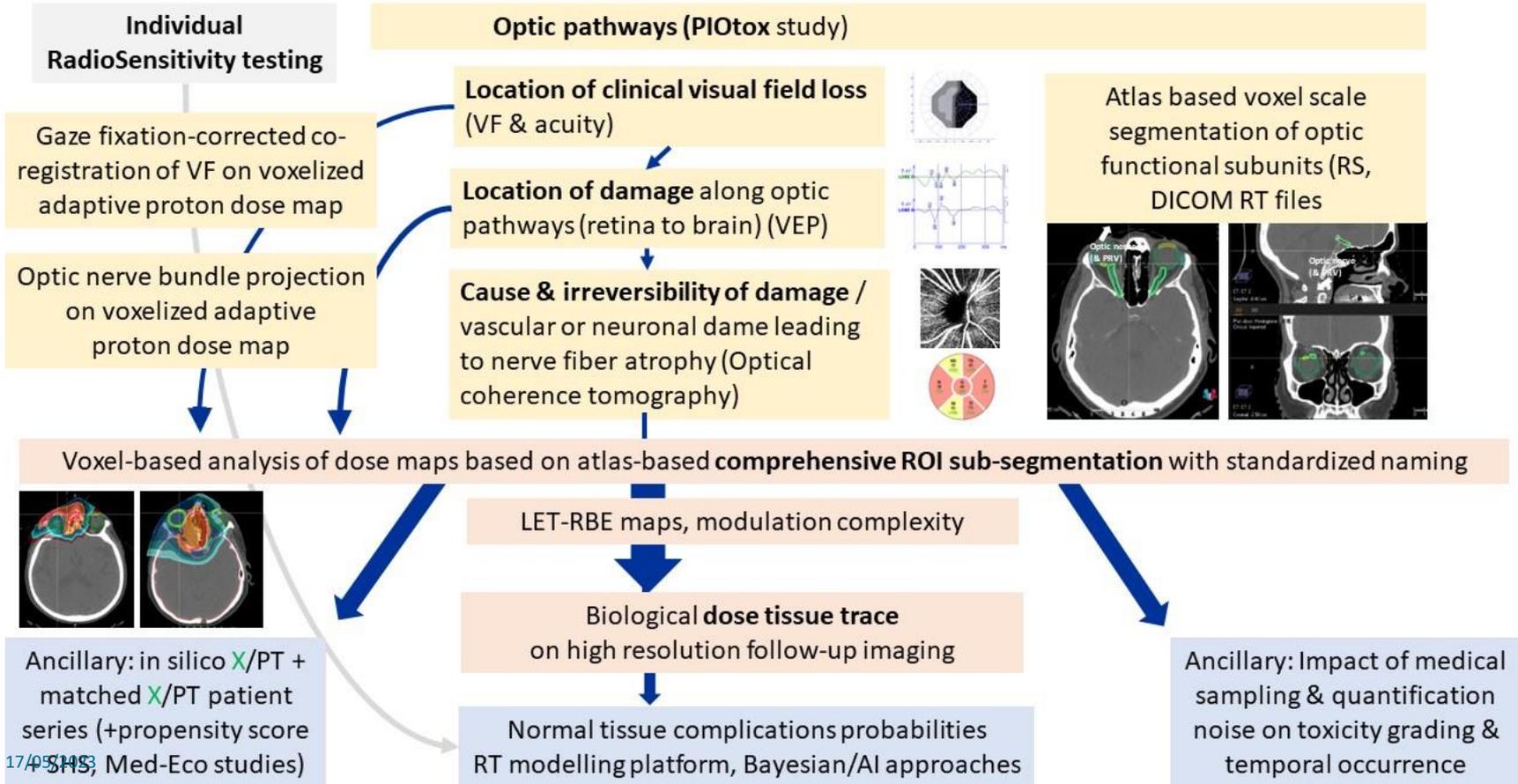
Cas d'usage : prédiction des effets

- Etude en onco-ophtalmologie consistant à prédire les toxicités de tumeurs proches des voies visuelles après radiothérapie
- Amélioration des modèles existants
- Ambitions : prospectif, systématique, mécanistique, individuel (radiothérapie de précision)



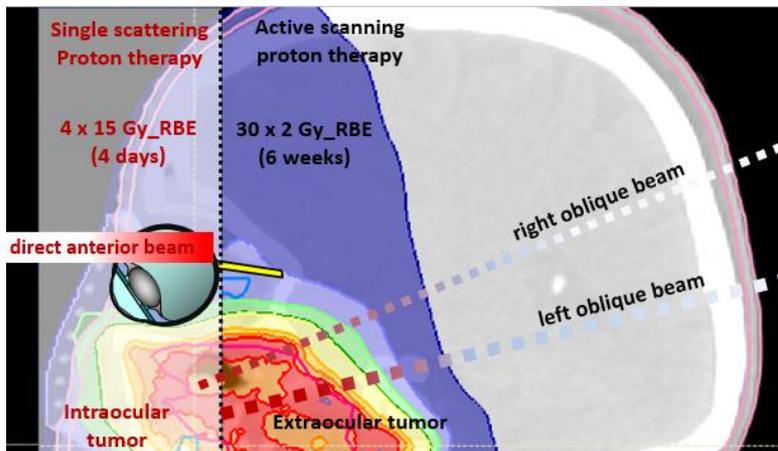
Proton therapy / IMRT / SBRT

Voxel-based analysis of toxicities based on prospective functional anatomy assessments

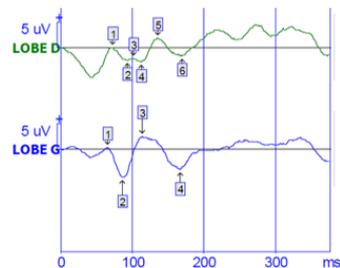


Prédiction individuelle de la vision à partir de données de formats différents

- Prédiction de la vision en fonction de paramètres cliniques et d'examen paracliniques
Accès aux DICOM RT , potentiels évoqués visuels, champs visuels

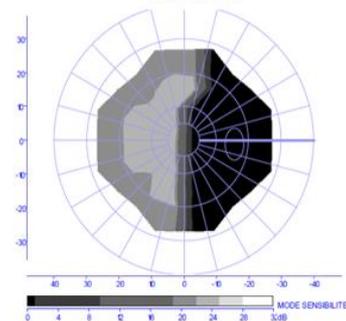


Potentiels évoqués visuels



Quantification de l'état du circuit de communication entre rétine et cortex

➤ Evaluation du champ visuel



perception d'un signal lumineux tous les 6° sur le champ visuel

Gestion des données médicales (incontournable, incompressible)

- Formats de données variables
- Missing data
 - biais derrière ces données manquantes
 - Imputation des données manquantes si biais géré
- Représentativité de l'échantillon en population pour un modèle généralisable, validation externe
- Faible tolérance à l'incertitude dans la prédiction individuelle



Implantation d'une technique innovante en radiothérapie : la protonthérapie



Documentation prospective des effets, pseudonymisation, DICOM, DICOM RT, données cliniques structurées, données brutes paracliniques

Appariement à une population traitée en radiothérapie conventionnelle selon même méthodologie



Suivis

Modélisation
Prédiction des effets



Gros enjeu national (T2A, ONDAM)
Démonstration de niveau de preuve requise

Pannes machine



Besoin médical : compensation photons pour éviter délai-perte de chance / structuration des flux et parcours de soin, marquage CE / maturité technologique

Reconstitution des parcours patients



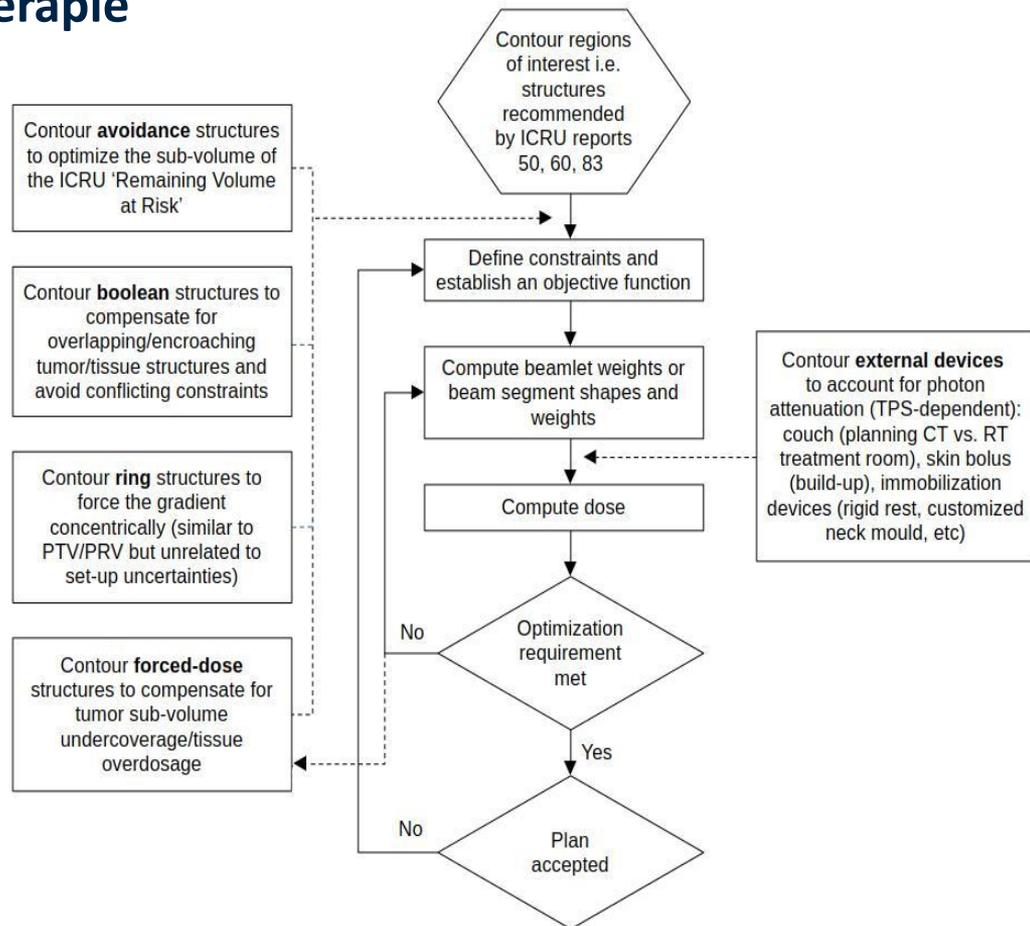


Parcours patient en radiothérapie

Principe de préparation/planification

- Contourage des structures cliniquement importantes
- Optimisation : définition des doses seuils aux structures: organes et à la tumeur, poids respectifs selon gravité des effets dose, hiérarchie des priorités
- Optimiseur : Algorithme de calcul de dose du logiciel métier

Stratégie lambeau: non interférentielle à ce stade de la démarche : contourage sans contrainte de dose



Reconstitution des parcours de soins

- Plans de traitements de radiothérapie
- Processus en flux tendu impliquant plusieurs corps de métiers
- Format : images.dcm, RStructures, Rdose, Rplan

À reconnecter

- Processus encore + tendu: Recalculs (Pannes, « adaptatif »)
- Propagation / correction de contours
- Guidance par l'image
- Cumul de dose

Prédiction des effets

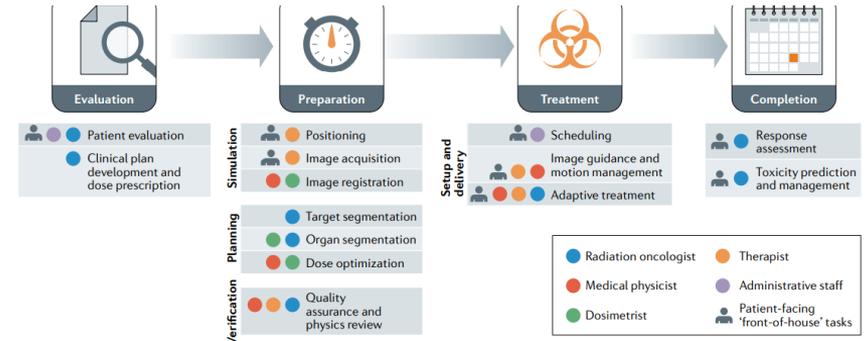
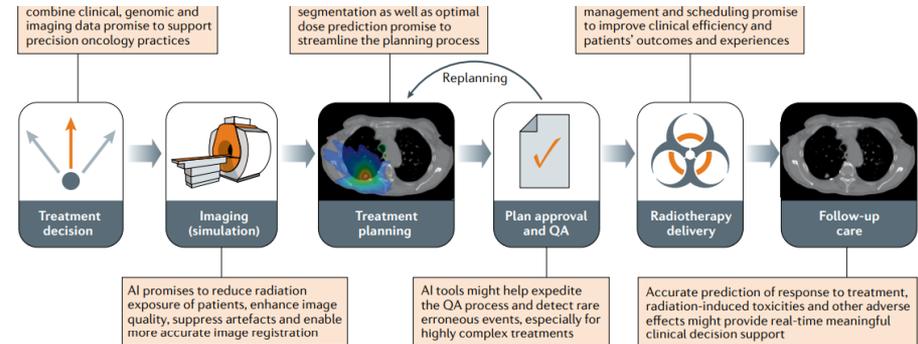


Fig. 2 | **Staff involvement and patient-facing steps in the radiation therapy workflow.** The radiation therapy workflow can be broken down into four main stages: patient evaluation and development of the clinical plan, preparation of the treatment (including quality assurance pro-

cesses), treatment delivery, and follow-up. The staff members involved in patient-facing 'front-of-house' tasks are also



Formats d'images spécifiques (DICOM, DICOM RT)

Identification des tags dans les champs DICOM (norme internationale) pour lier images, structures, matrice de dose

Obj.date = date selon l'objet :

RTStruct : date.structure.set si absente date.creation

RTPlan : date.plan si absente date.creation

CT : date.content si absente date.creation

MR : date.content si absente date.creation

RTDose : date.content si absente date.creation

PS: obj.date pour placer dans le temps le fichier dicom sur le graphe de la diapositive suivante.

TAG des différentes dates :

date.creation TAG=="(0008,0012) "

date.series TAG=="(0008,0021)"

date.acq TAG=="(0008,0022)"

date.content TAG=="(0008,0023)"

date.review TAG=="(300E,0004)"

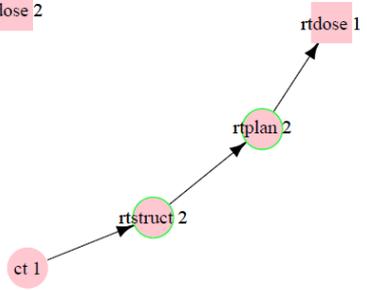
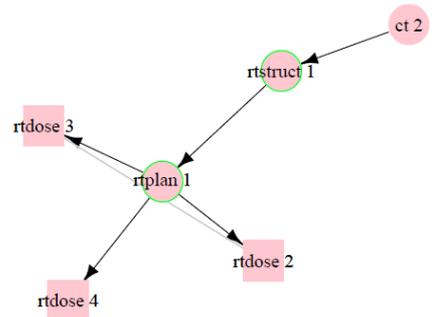
date.plan TAG=="(300A,0006)"

obj.date.struct TAG=="(3006,0008)"

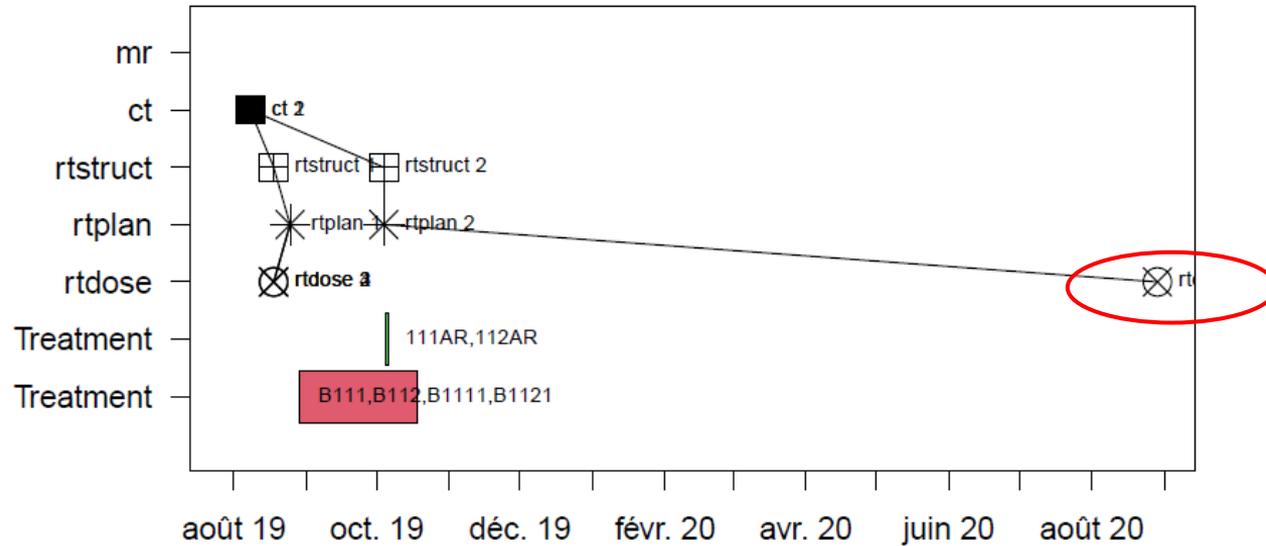
Patient

a08621fd

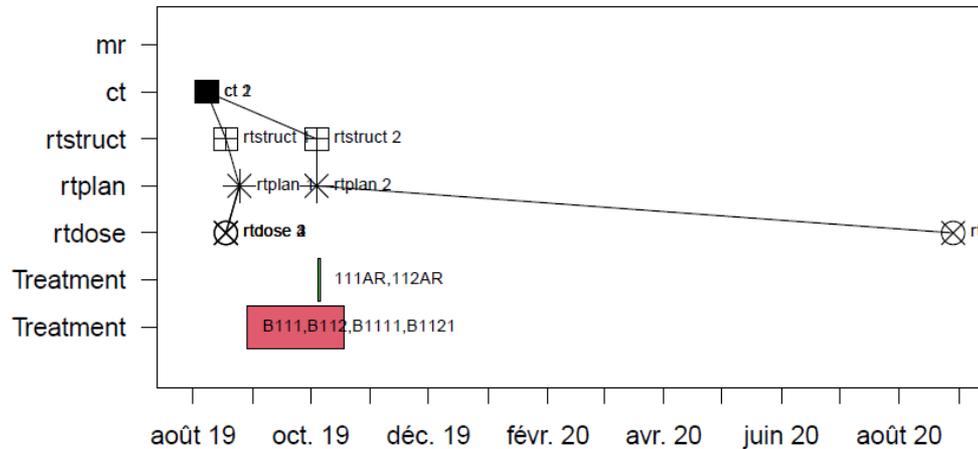
obj.name	obj.beam.name	obj.date	obj.date.creation	obj.date.acq	obj.date.content	obj.date.plan	obj.date.struct	obj.date.series	obj.date.review
ct 1	NA	2019-08-08	20200829	NA	2019-08-08	NA	NA	2019-10-04	NA
ct 2	NA	2019-08-08	20190808	2019-08-08	2019-08-08	NA	NA	NA	NA
rtdose 1	NA	2020-08-29	20200829	NA	NA	NA	NA	NA	NA
rtdose 2	NA	2019-08-18	20190818	NA	2019-08-18	NA	NA	2019-08-18	NA
rtdose 3	NA	2019-08-18	20190818	NA	2019-08-18	NA	NA	2019-08-18	NA
rtdose 4	NA	2019-08-18	20190818	NA	2019-08-18	NA	NA	2019-08-18	NA
rtplan 1	B111,B112	2019-08-25	20190825	NA	NA	2019-08-25	NA	2019-08-25	2019-08-25
rtplan 2	111ARC1,112ARC2	2019-10-04	20200829	NA	NA	2019-10-04	NA	NA	2019-10-04
rtstruct 1	NA	2019-08-18	20190818	NA	NA	NA	2019-08-18	2019-08-18	2019-08-25
rtstruct 2	NA	2019-10-04	20200829	NA	NA	NA	2019-10-04	NA	2019-10-04



a08621fd

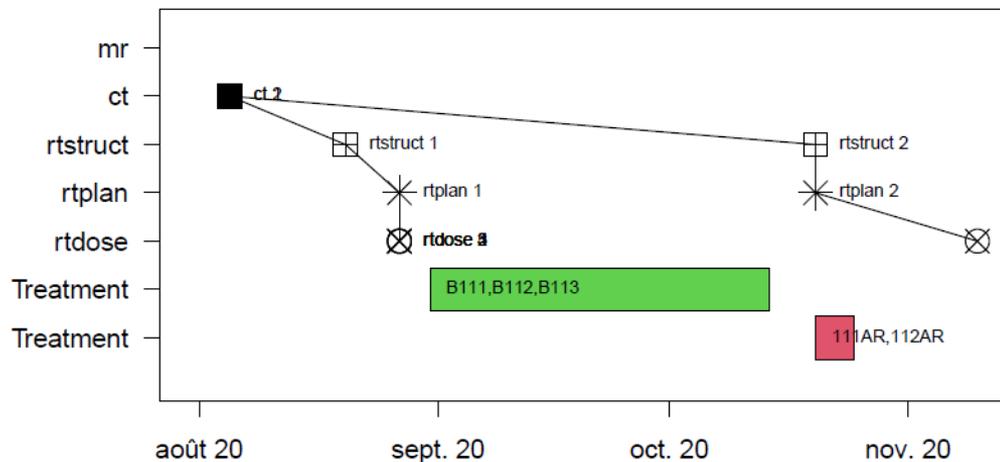


Patient a08621fd



Sur cet exemple on remarque que le fichiers de dose ne sont pas placés correctement dans le temps.
On observe également que pour le plan ARC la structure est datée au même jour que le RTPlan

a0102f3b



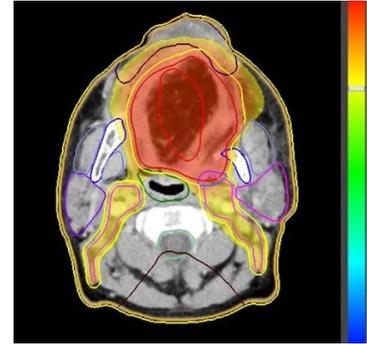
Mêmes remarques ici :
Problèmes sur dates rtdoses
Struct même date que Plan pour ARC

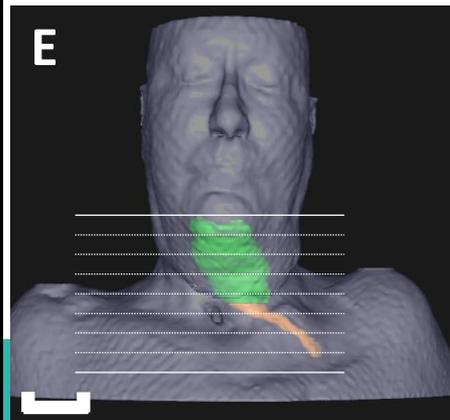
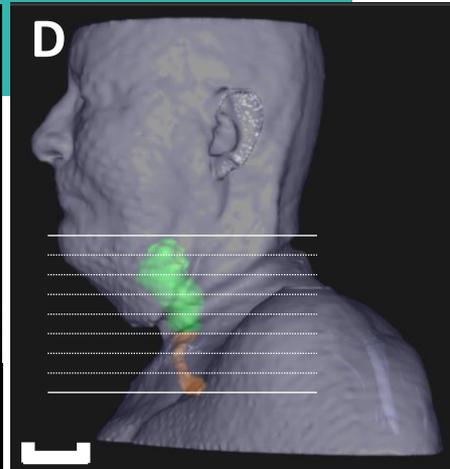
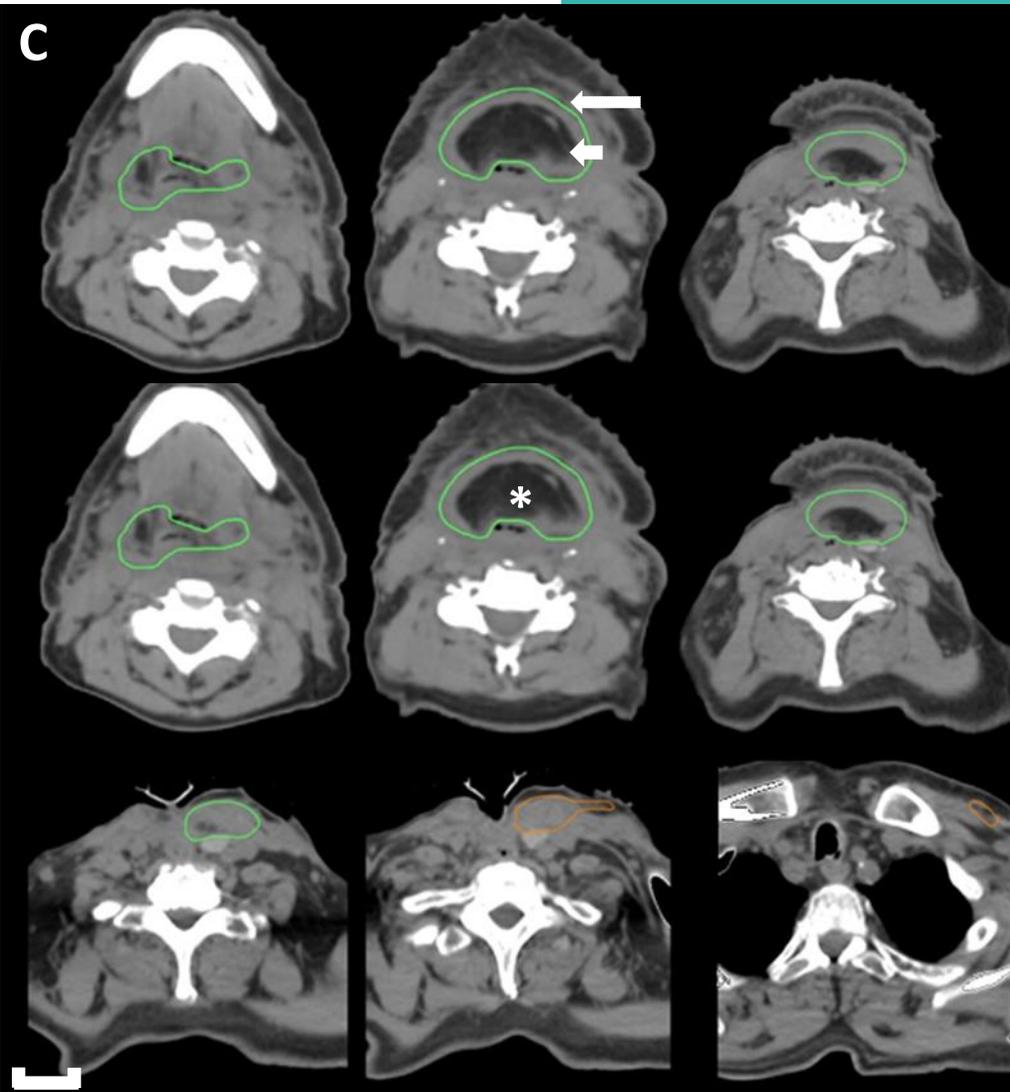
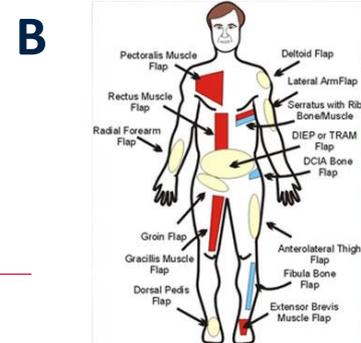
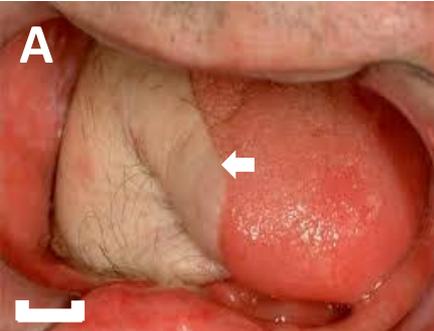
Segmentation d'images appliquée à la radiothérapie

- Segmentation de lambeaux, tissus sains remplaçant le trou créé par la résection de la tumeur pour aider le patient à vivre « normalement »
- CT (support pour le calcul de la dose de radiothérapie)

Objectif clinique

- On suspecte que l'irradiation des lambeaux durant la radiothérapie de détériorer l'état de celui-ci.
- On observe que le lambeau reçoit pleine dose
- On veut pouvoir calculer la dose délivrée dans les lambeaux et quantifier l'impact morphologique (sur images de suivi), fonctionnel (données de consultation) pour chaque patient
- Transfert d'un progrès chirurgical; lambeaux non contourés en pratique actuelle (tâche complexe et fastidieuse)
- Outil de contourage doit être non interférentiel appliqué sur images de planification de radiothérapie *a posteriori* (après la radiothérapie pour ne pas modifier les pratiques cliniques avant d'avoir prouvé l'impact)

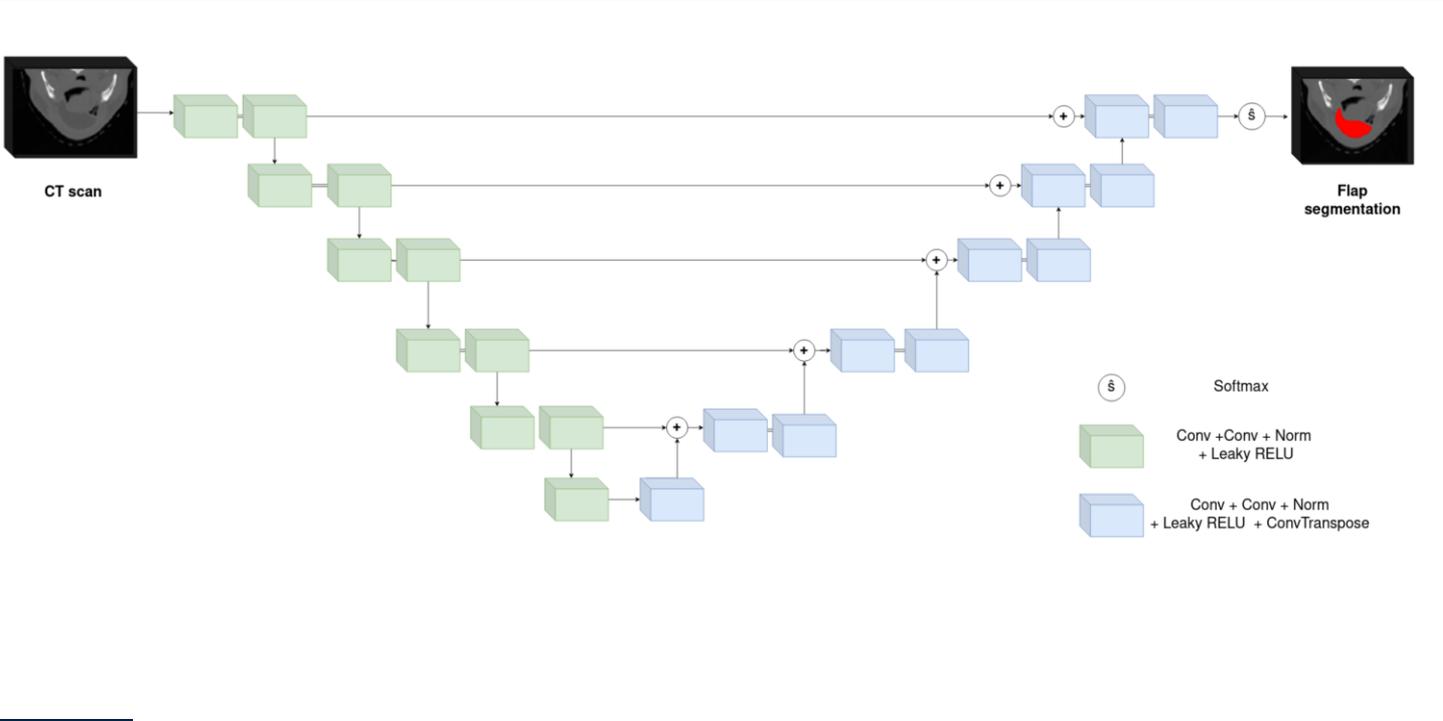




- Bases de données : imageries CT de radiothérapie, tableur
- Base de données multi-centrique => Variance importante dans les données
- Variance dans l'apparence des lambeaux également (densité, forme, volume..)
- 150 patients, 1 CT haut du corps par patient
- DICOM RT
 - norme DICOM
 - + annotation des organes
 - et matrice 3D de dose de radiothérapie

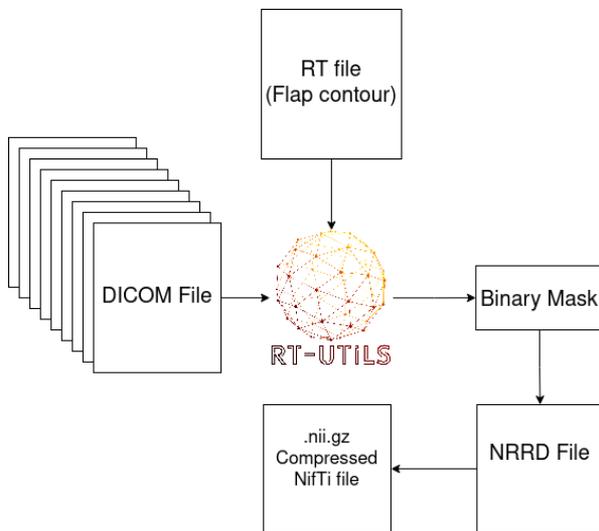
FLAP-IA

nnUNet



FLAP-IA

Conversion de la base dans un format valide pour nnUNet

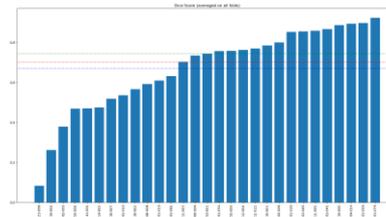
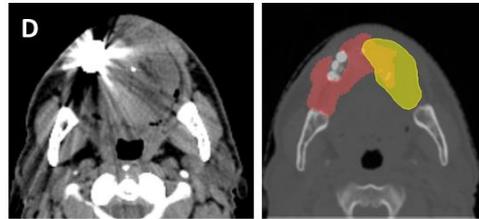
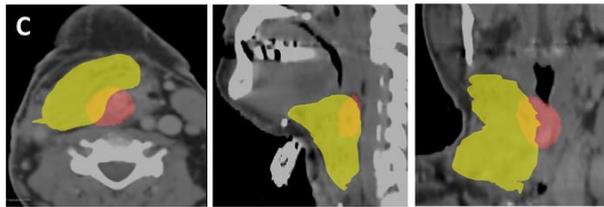
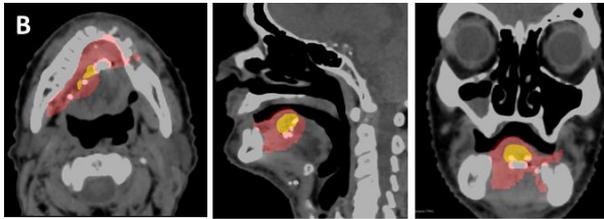
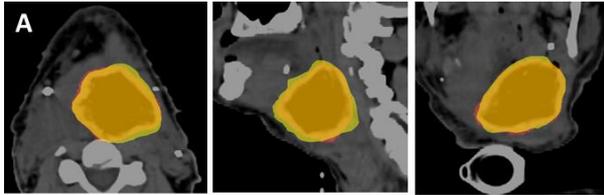


=> **Entraînement du UNet**

FLAP-IA Résultats

DSC moyen: 67.0% * DSC médian DSC of 74.7 % *

* Score obtenu en inférence sur 1 seul patch englobant le flap (voir *inférence corps entier*)

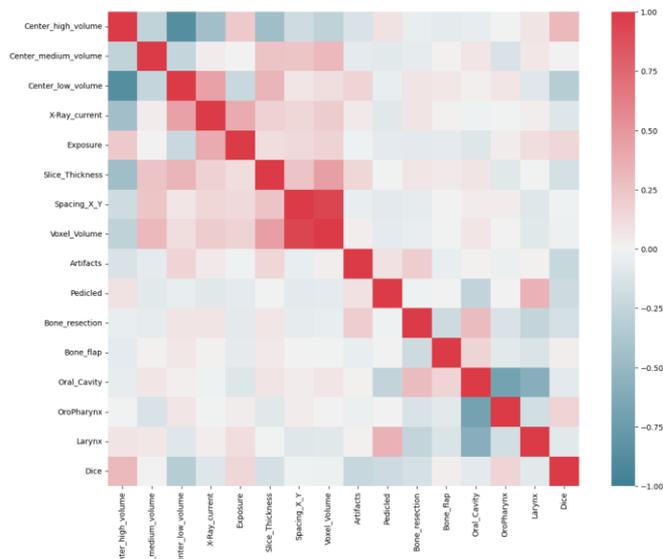


Analyse statistique

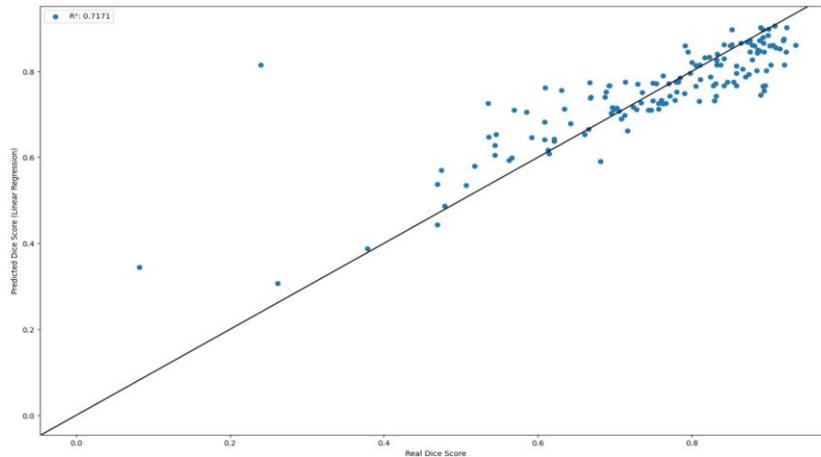
Analyse de l'impact des caractéristiques des données sur la performance du modèle

- taille des voxels, nbd'acquisition/ centre..) et médicales (position du flap, modification de l'os) sur les performances

Matrice de corrélation



Régression XGBoost



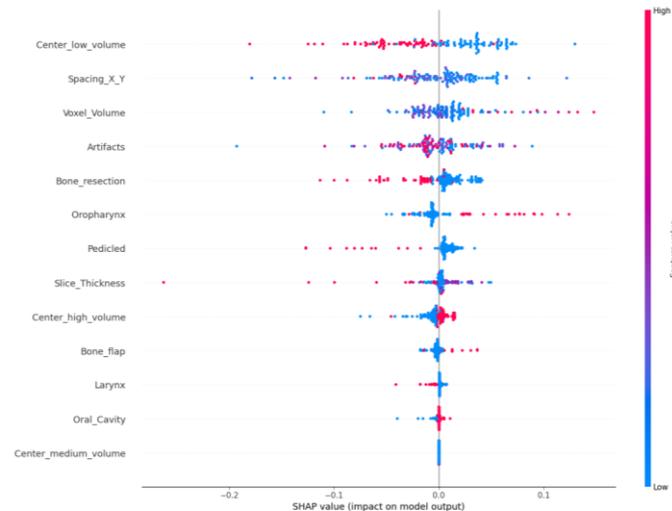
Analyse statistique

Analyse de l'impact des caractéristiques des données sur la performance du modèle

- SHAP values de la régression : Impact des caractéristiques d'acquisition (taille des voxels, nbd'acquisition/ centre..) et médicales (position du flap, modification de l'os) sur les performances

Characteristics	Number (%)
Flap site (visual detection)	
- Oral cavity	103 (69.13)
- Oropharynx	26 (17.45)
- Larynx or hypopharynx (visual detection)	20 (13.42)
Flap tissues (visual detection)	
- Soft tissue flap	93 (62.42)
- Soft tissue flap with bone resection	34 (0.09)
- Soft tissue and bone flap (visual detection)	42 (28.19)
Flap type (visual detection)	
- Free flap	118 (62.62)
- Pedicled flap	11 (7.38)
Number of flaps per center :	
Mean, SD, (range), median	3, 8 (range0-55), 1
Number of flaps per center	
- Low flap volume centers (1-2 flaps)	20 (60.60)
- Intermediate flap volume centers (3-15)	11 (33.33)
- High flap volume centers (> 15 flaps)	2 (6.07)
Proportion of flaps over operated patients:	
Mean, SD (range), median	0.34, 0.34 (range0.00-1.00), 0.27
Flap volume (cm3) (DICOM RT SS)	62.2, SD 46.1 (range3.9-399.8), median 50.5
High-dose PTV volume (cm³) (DICOM RT)	210.7, SD 170.9 (range0-1174.7), median 175.3
Low-dose PTV volume (cm³) (DICOM RT)	41.5, SD 41.1 (range0-196.1), median 33.9
Percentage of flap volume in high-dose PTV (66 Gy) (DICOM fields)	67.54, SD 36.42 (range0-100), median 82.59
Percentage of flap volume in low-dose PTV (54.45 Gy) (DICOM fields)	71.55, SD 39.53 (range0-100) median 96.72

Tracheostomy (visual detection)	33 (22.15)
Feeding tube (visual detection)	27 (18.12)
Semi-quantitative aspect of metallic artefacts (visual detection)	
- Absent	42 (28.19)
- Mild	44 (29.53)
- Moderate	28 (18.79)
- Severe	35 (23.49)
Surgical clips in operative bed (visual detection)	145 (97.32)
Lead marbles on mask (visual detection)	131 (87.92)
CT constructor - Scanner Type (DICOM tag 0008,1090)	
- GE	39 (26.18)
o Discovery RT	7
o LightSpeed RT16	17
o Optima CT580	13
o Optima CT660	2
- Philips	13 (8.73)
o Brilliance Big Bore	12
o Brilliance 16	1
- Siemens	69 (46.31)
o Sensation open	32
o SOMATOM confidence	13
o SOMATOM go.Sim	24
- Toshiba	18 (12.08)
o Aquilion/LB	18
- TomoTherapy (proprietary transformation)	10 (6.71)
o Hi-Art	9
o Accuray RingGantry	1
Contrast agent injection (visual detection)	
- None	107 (71.81)
- IV (Arterial Phase)	34 (22.82)
- IV (Portal Venous Phase)	8 (5.37)



Inférence corps entier

Impossible de passer le modèle sur le corps entier

(trop lourd pour nos machines!)

- "Découpe" du volume CT en n patchs de taille fixe, puis inférence patch par patch

- **Introduction d'erreurs supplémentaires:**

- Erreurs en bordure de patch

- Artefacts sur reste du corps (en dehors ORL)

=> Performance baisse

== > on limite l'inférence à une fenêtre yeux / poumons

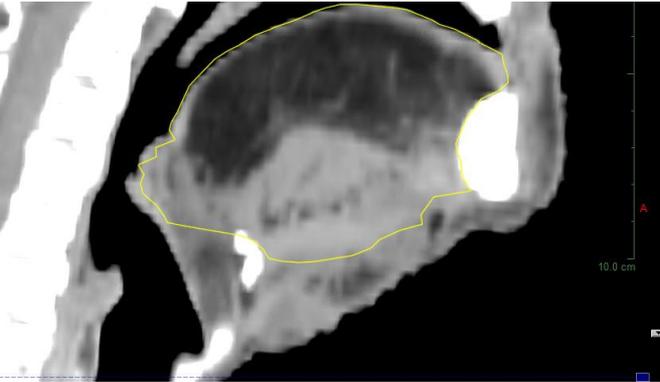
Inférence corps entier

Exemple d'artefact
« bordure de patch »

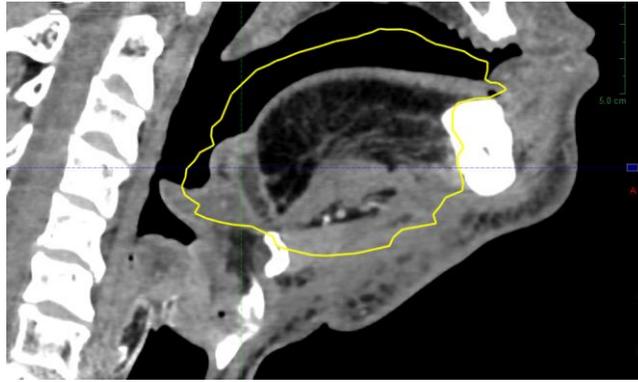


- Outil non interférentiel pour quantification des effets d'un traitement avant changement de pratique éventuel
- Outil non applicable à la routine de soin malgré un Dice à 75% en cohorte de test
- == > Directionnalité manuelle; active learning ?

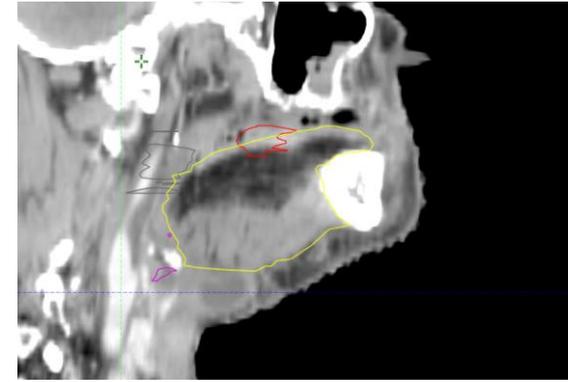
Suivi longitudinal avant changement de pratiques



Avant radiothérapie



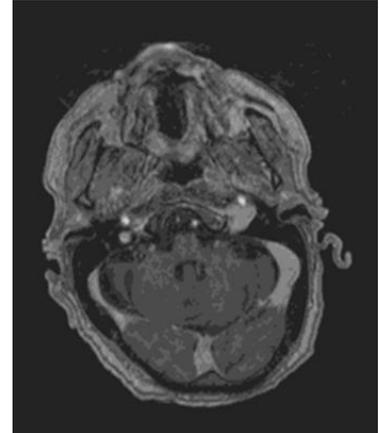
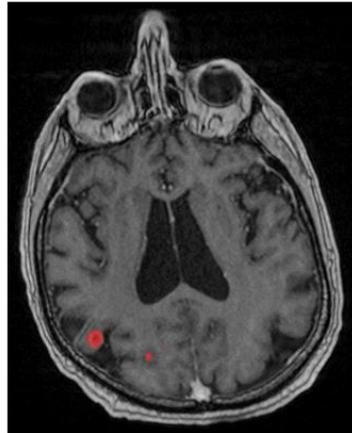
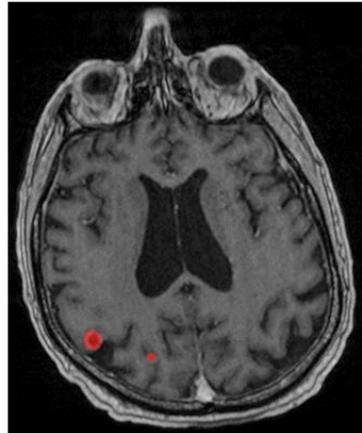
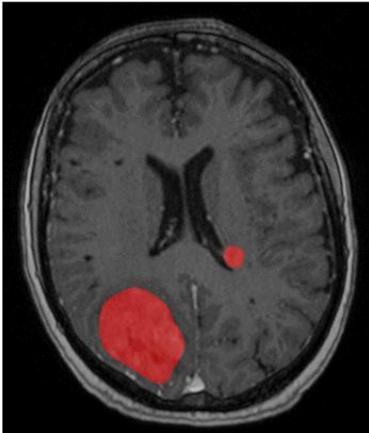
Atrophie (réduction de volume en cours du suivi (spontanée + radiothérapie

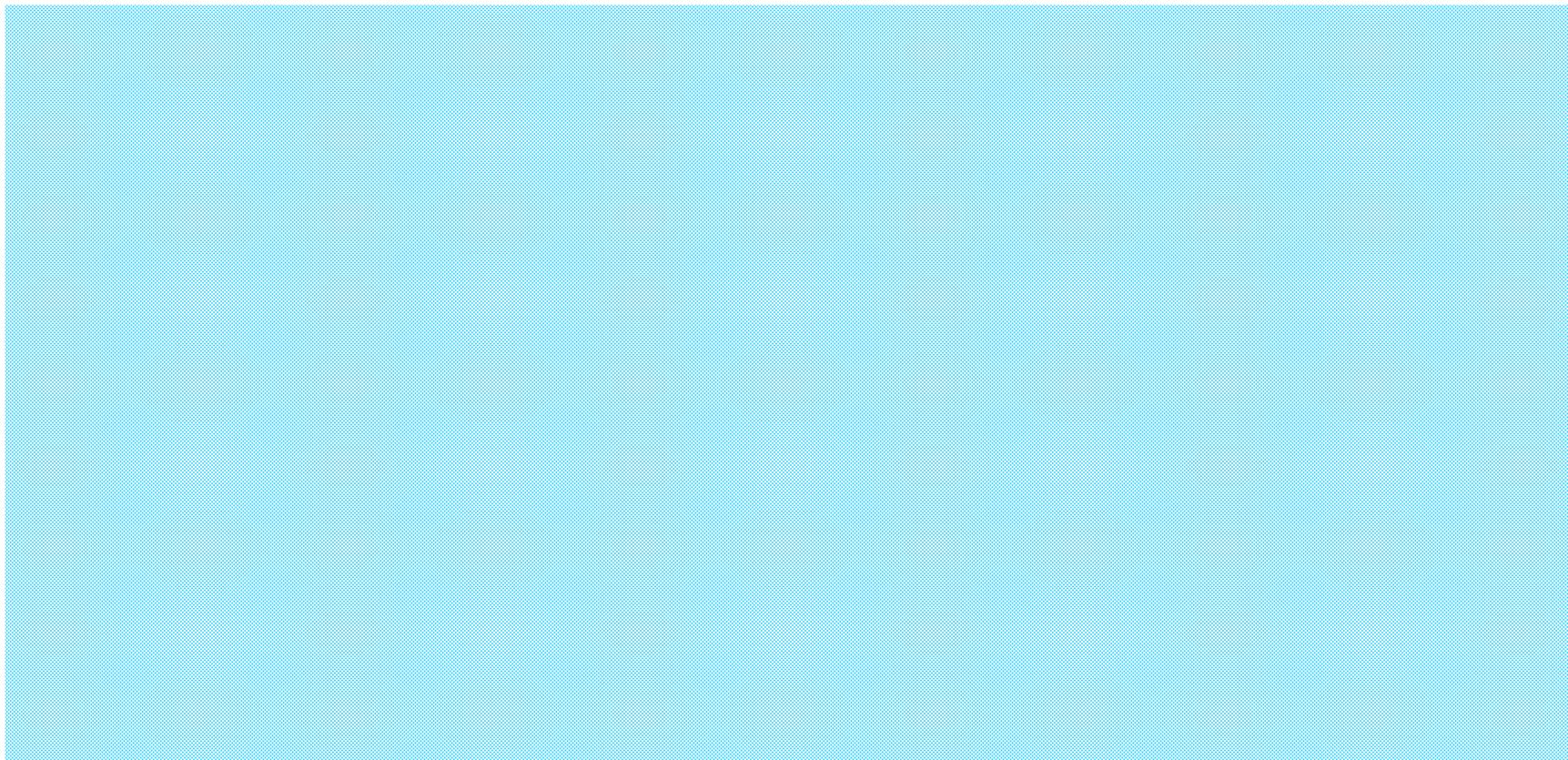


Recalage fusion des images avant radiothérapie et après au moment de la récurrence : en bord de lambeau au contact des tissus natifs

Segmentation des lésions cérébrales

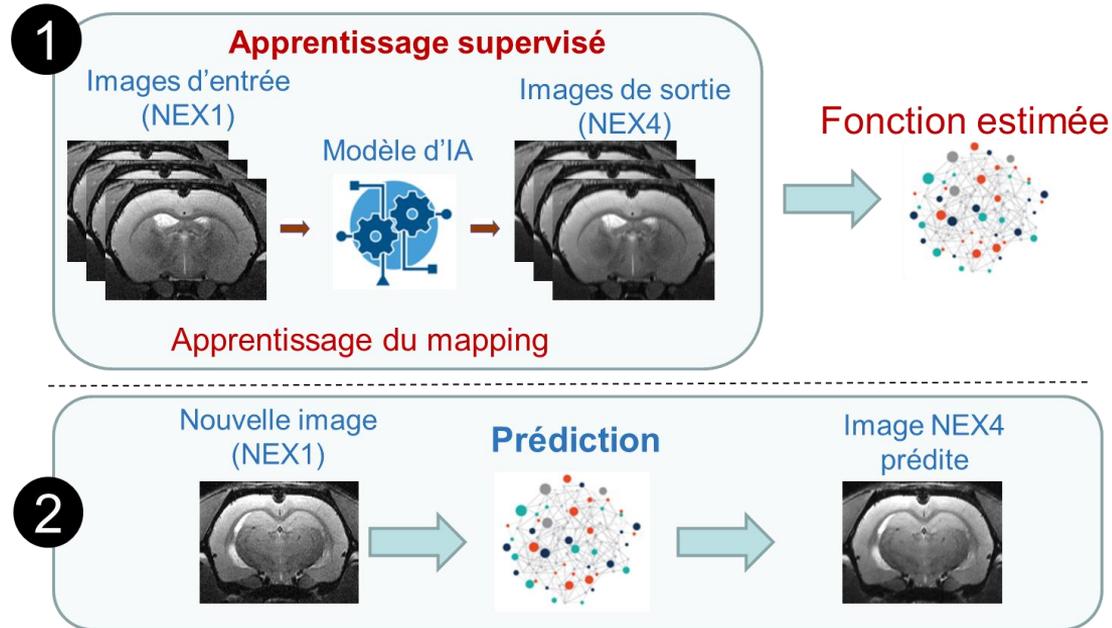
- Aide aux étapes de contourage des radiothérapeutes pour la prise en charge en radiothérapie
- TPS actuel du centre (Raystation) : contourage automatique uniquement des OARs





Développement de solutions logicielles par IA

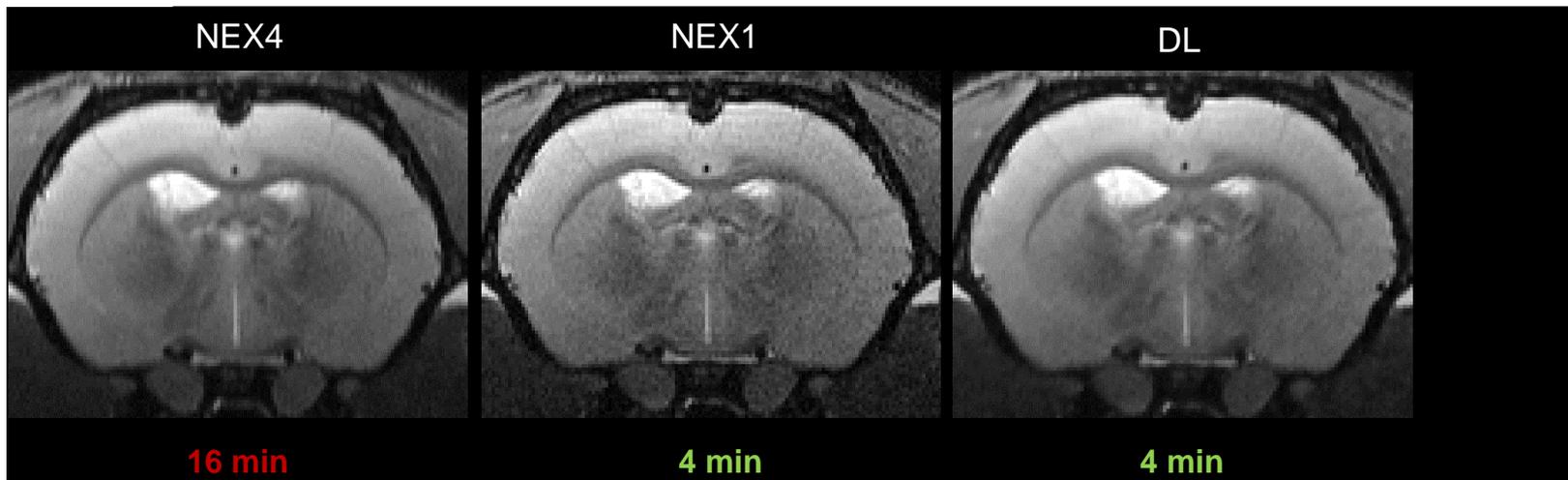
Diminuer le temps d'acquisition en imagerie IRM pré-clinique





Développement de solutions logicielles par IA pour améliorer la pratique pré-clinique.

➔ Diminuer le temps d'acquisition en imagerie IRM pré-clinique

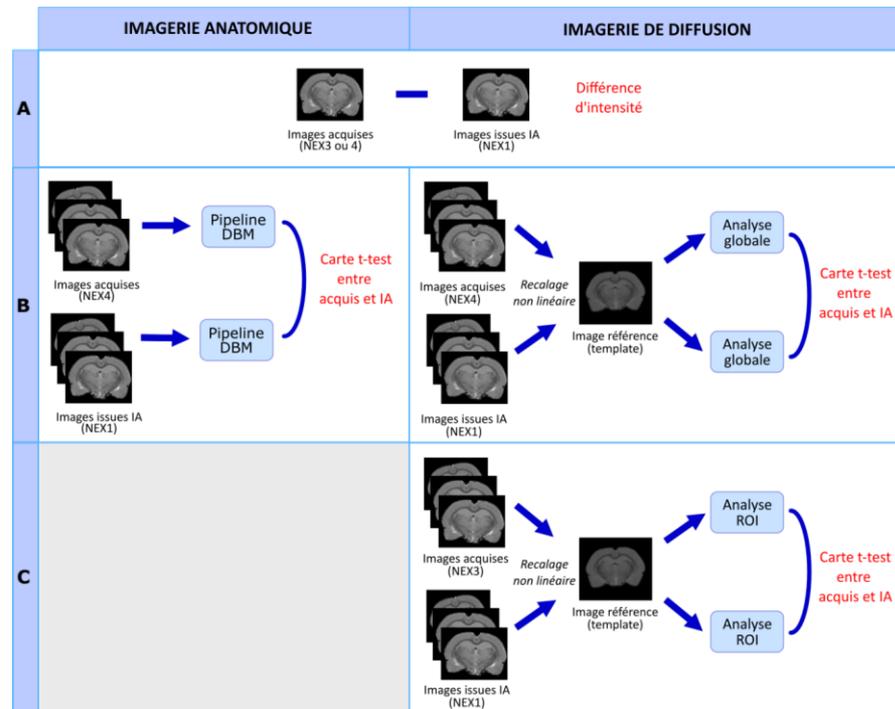


➤ Preuve de concept établie => validation en cours par une étude voxel à voxel (VBM)



Durée d'acquisition et bruit

	Type d'acquisition	Temps d'acquisition IRM par animal	Qualité de l'image
Imagerie anatomique (séquence T2w)	NEX de 4 (image moyenne de quatre acquisitions répétées)	16 min	Qualité + Bruit -
	NEX de 1 (image moyenne d'une seule acquisition)	4 min	Qualité - Bruit +
Imagerie de diffusion (séquence EPI – DTI)	NEX de 3 (image moyenne de trois acquisitions répétées)	15 min	Qualité + Bruit -
	NEX de 1 (image moyenne d'1 seule acquisition)	5 min	Qualité - Bruit +



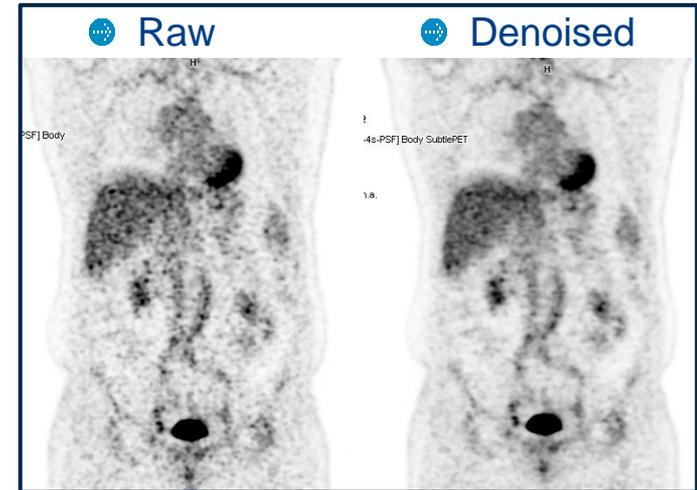
Validation d'une solution IA commerciale en IRM



- Accélération des séquences
- Diminution de la matrice d'acquisition des T1-Gd et T2 FLAIR
- Evaluation sur petites lésions : métastases cérébrales et méningiomes (30 patients)
 - **Diagnostique** : qualité images par radiologues, concordances de détection des lésions... **Radiothérapie** : impact de l'IA sur le contourage des GTV et donc sur la dosimétrie cyberknife et protonthérapie

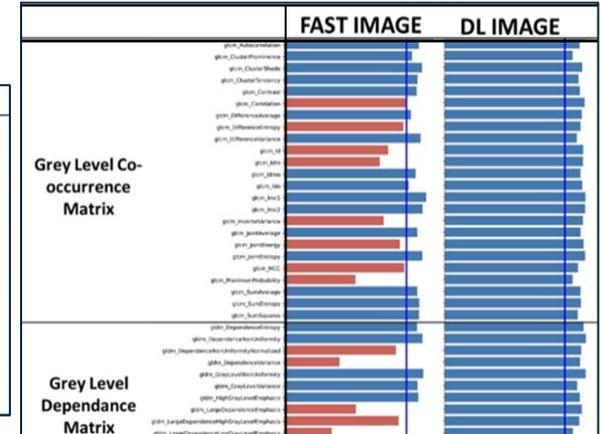
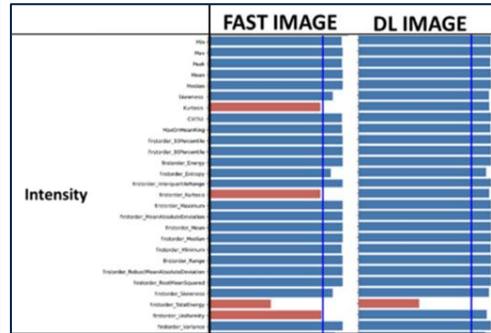
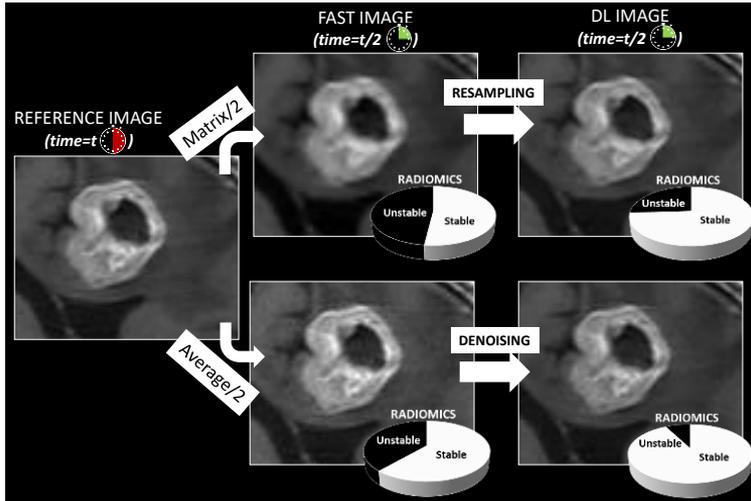
Validation d'une solution IA commerciale en TEP

NBRE patient	H convocation	H injection	Attente	H début d'examen	Temps d'examen TOTAL	H fin d'examen
TEP IA INJ toutes les 16 min						
1	08:00	08:30:00	01:00:00	09:30:00	00:16:00	09:46:00
2	08:00	08:46:00	01:00:00	09:46:00	00:16:00	10:02:00
3	08:15	09:02:00	01:00:00	10:02:00	00:16:00	10:18:00
Rattrapage					00:06:00	
4	08:45	09:24:00	01:00:00	10:24:00	00:16:00	10:40:00
5	08:45	09:40:00	01:00:00	10:40:00	00:16:00	10:56:00
6	09:00	09:56:00	01:00:00	10:56:00	00:16:00	11:12:00
7	09:15	10:12:00	01:00:00	11:12:00	00:16:00	11:28:00
Rattrapage					00:07:00	
TEP NORMAL inj toutes les 25 min						
8	10:00:00	10:35:00	01:00:00	11:35:00	00:22:00	11:57:00
9	10:30:00	11:00:00	01:00:00	12:00:00	00:22:00	12:22:00
10	10:45:00	11:25:00	01:00:00	12:25:00	00:22:00	12:47:00
11	11:15:00	11:50:00	01:00:00	12:50:00	00:22:00	13:12:00



Développement de solutions logicielles par IA

Extraction de *features* utilisables pour la prédiction de réponse (radiomics)



Automatisation de l'assurance qualité en radiothérapie

« simple » : machine QA

- ML pour la prédiction des cartographies de dose; modulation de fluence des photons grâce aux paramètres machine : débit de dose, mouvements de caches dynamiques MLC,
- Métrique gamma index (calcul - simulation / logiciel métier, mesure / détecteur)

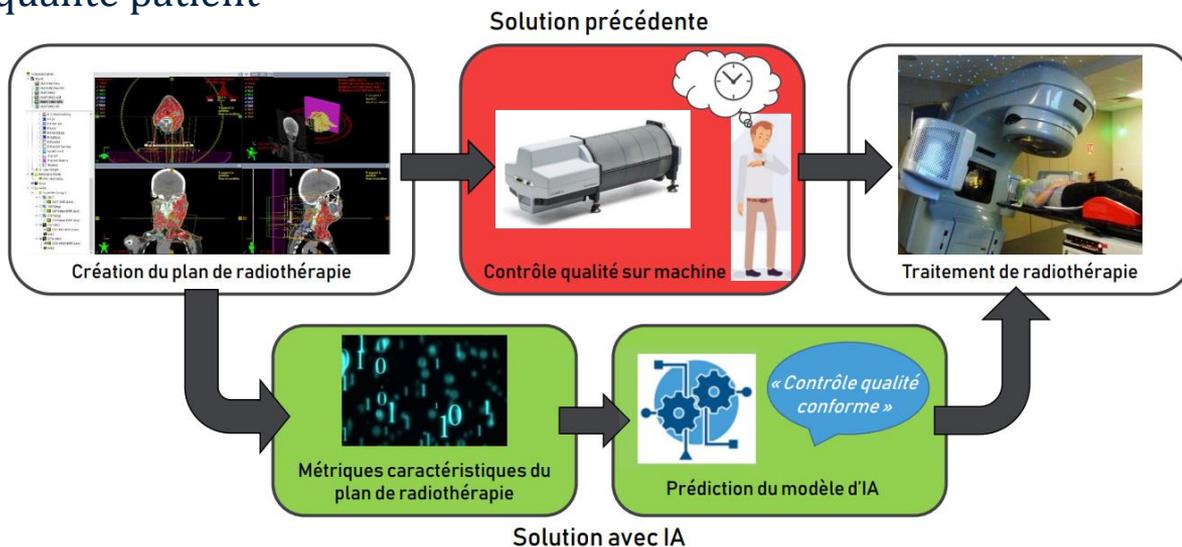
« Plus complexe » : assurance qualité dans les essais cliniques

- Principe : évaluation d'un traitement standard et d'un traitement expérimental sur la survie
- Ex RT ou RT + médicament, la qualité de la radiothérapie est un paramètre d'importance sur la survie

Machine QA

Prédiction par IA des résultats de contrôle qualité patient en radiothérapie

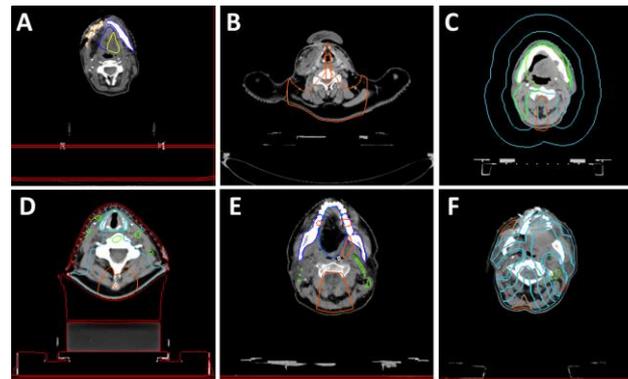
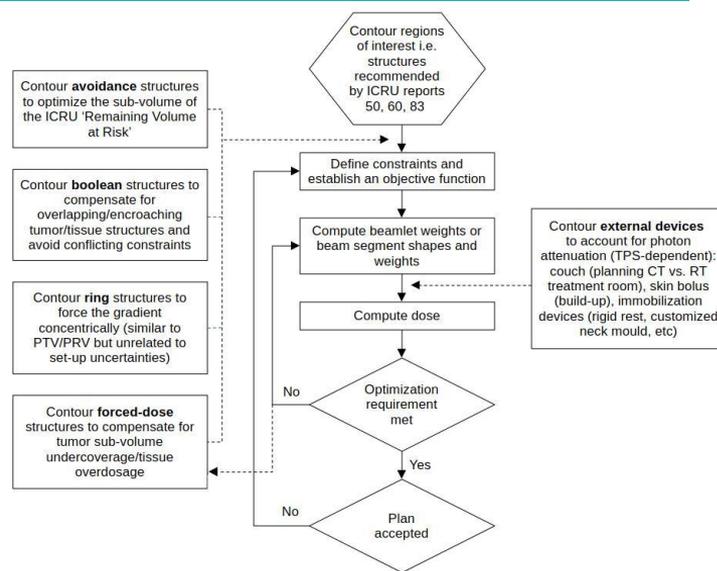
- A partir de paramètres machine spécifiques avec métrique Gamma index : prédire le résultat du contrôle qualité patient



Automatisation de l'assurance qualité en radiothérapie dans les essais cliniques

Assurance qualité

- Contourage tissus sains et tumeur (référence protocole, publications)
- Optimisation, dosimétrie (gradients, robustesse)
- Respect des contraintes cliniques de dose (targets) intégrant des **compromis médicaux**, difficiles à capturer
- Profils de toxicité, efficacité

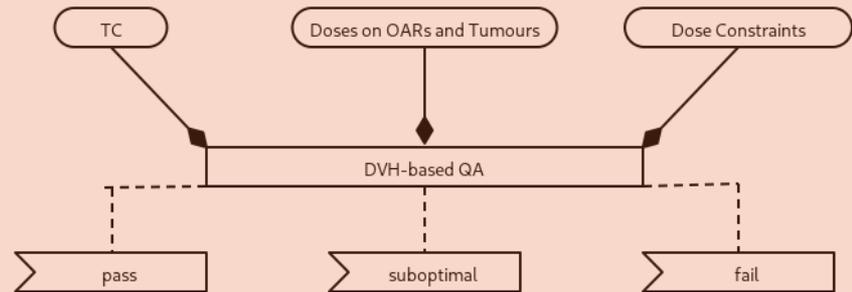


Methods

Topological Complexity

If *measured distance* < $\frac{PTV \text{ dose} - OAR \text{ dose constraint}}{Dose \text{ gradient}}$
Then *topological complexity* = +1

DVH-based QA: Dose Volume Histogram based Quality Assurance



Expert QA: pass, fail

DICOM files of 287 patients from GORTEC NIVO database, including CT, RTSTUCT, and RTPLAN, RTDOSE

Methods

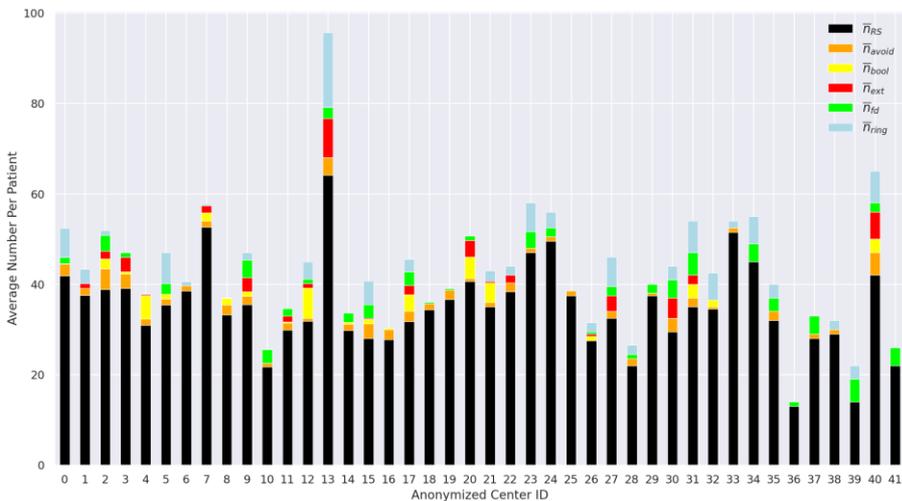
Conventional Statistics

- Correlation Matrix
- Kruskal-Wallis test to compare centres as to experience (#patients)
- Coefficient of Variation

Machine Learning

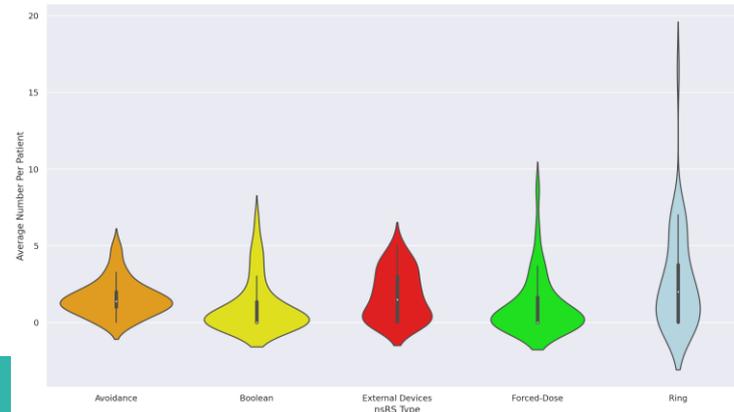
- Gradient boosted decision trees classifier
- Multilayer perceptron classifier
 - ❖ ADASYN sampling
 - ❖ Swish activation function
 - ❖ Focal cross entropy loss
 - ❖ F_β ($\beta = 2$) score

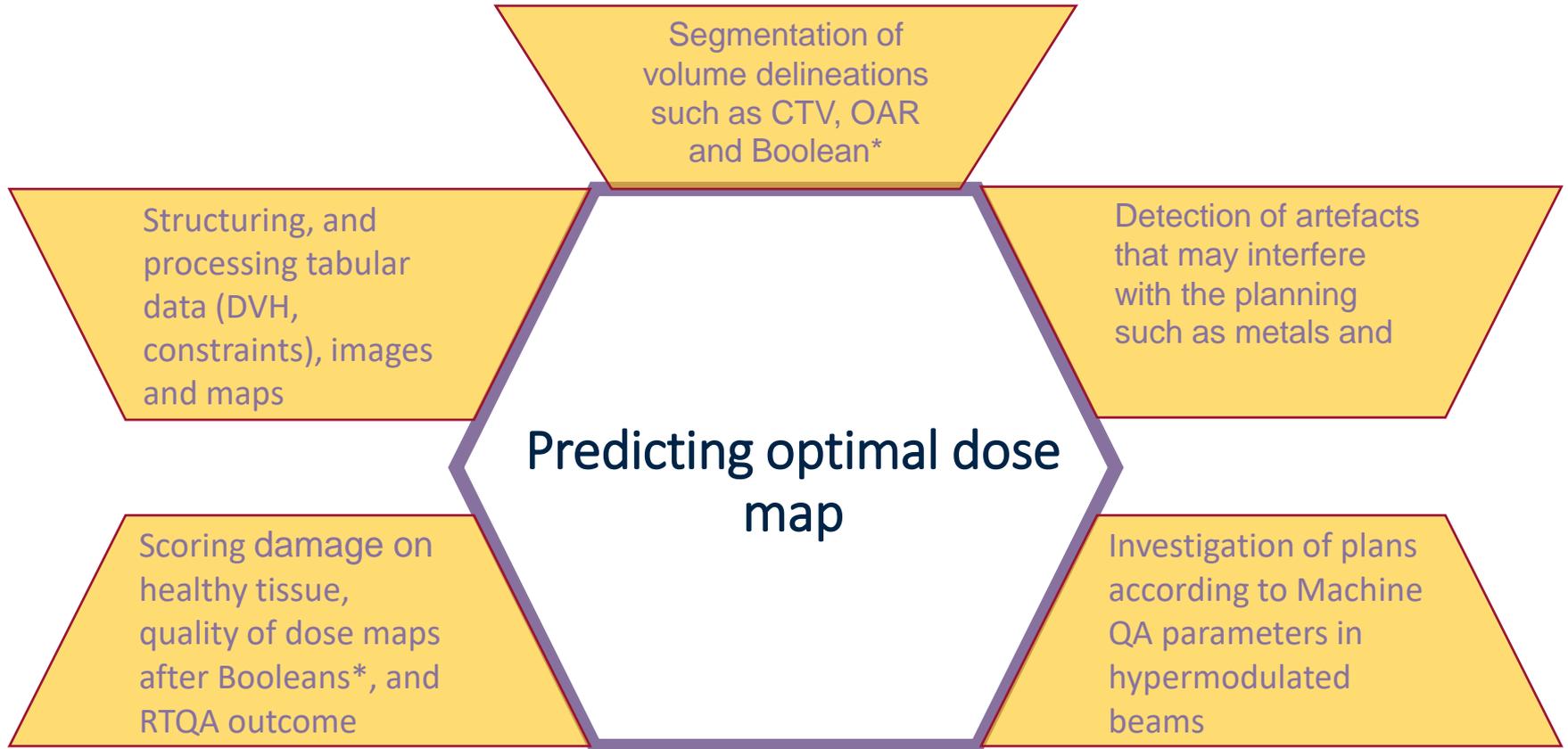
Results



- No significant score from **Kruskal-Wallis** test to indicate a relation between #patients and use of nsRS
- **TC** prediction score: **0.70 ±0.06**
- **DVH-based QA** prediction score: **0.58 ±0.05**
- **Expert QA** prediction score: **0.72 ±0.05**

#Avoidance	1	0.019	0.00083	0.15	0.25	0.23	0.13	0.093	-0.057	-0.052	-0.0089	0.081
#Boolean	0.019	1	0.11	0.038	-0.12	0.04	-0.066	0.072	0.026	0.08	-0.048	-0.073
#External Devices	0.00083	0.11	1	0.11	0.033	0.048	-0.094	-0.012	-0.033	0.088	0.03	0.13
#Forced-Dose	0.15	0.038	0.11	1	0.12	0.18	0.085	0.22	0.051	0.14	-0.068	0.0013
#Ring	0.25	-0.12	0.033	0.12	1	0.32	0.55	0.33	0.011	-0.11	-0.077	-0.076
#OAR	0.23	0.04	0.048	0.18	0.32	1	0.48	0.24	0.089	-0.068	-0.083	-0.097
#PRV	0.13	-0.066	-0.094	0.085	0.55	0.48	1	0.13	0.15	-0.12	-0.12	-0.084
#Tumor	0.093	0.072	-0.012	0.22	0.33	0.24	0.13	1	-0.037	0.06	-0.092	-0.13
Tumor Volume	-0.057	0.026	-0.033	0.051	0.011	0.089	0.15	-0.037	1	0.39	-0.018	-0.038
Topological Complexity	-0.052	0.08	0.088	0.14	-0.11	-0.068	-0.12	0.06	0.39	1	-0.16	0.059
DVH-based QA	-0.0089	-0.048	0.03	-0.068	-0.077	-0.083	-0.12	-0.092	-0.018	-0.16	1	-0.04
Expert QA	0.081	-0.073	0.13	0.0013	-0.076	-0.097	-0.084	-0.13	-0.038	0.059	-0.04	1

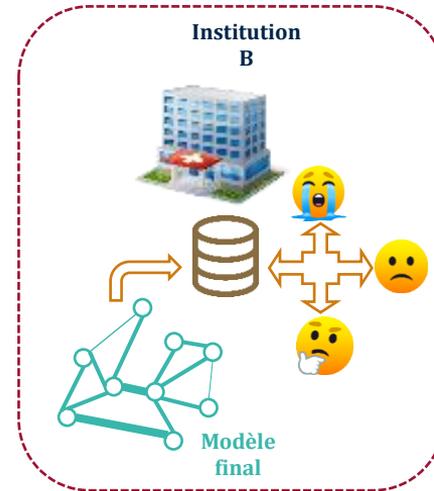
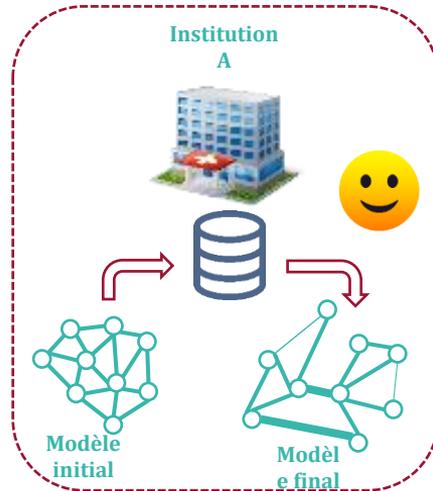




*Incorporating MVision

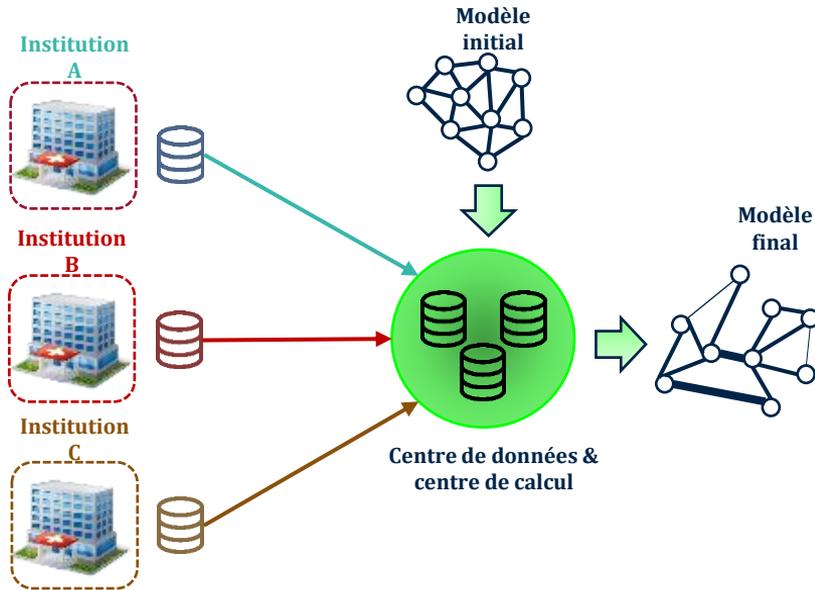
Limite de l'IA : portabilité des modèles entre les centres

Apprentissage **local** & utilisation de ce modèle dans d'autres centres
(contraintes réglementaires)



Limite de l'IA : portabilité des modèles entre les centres

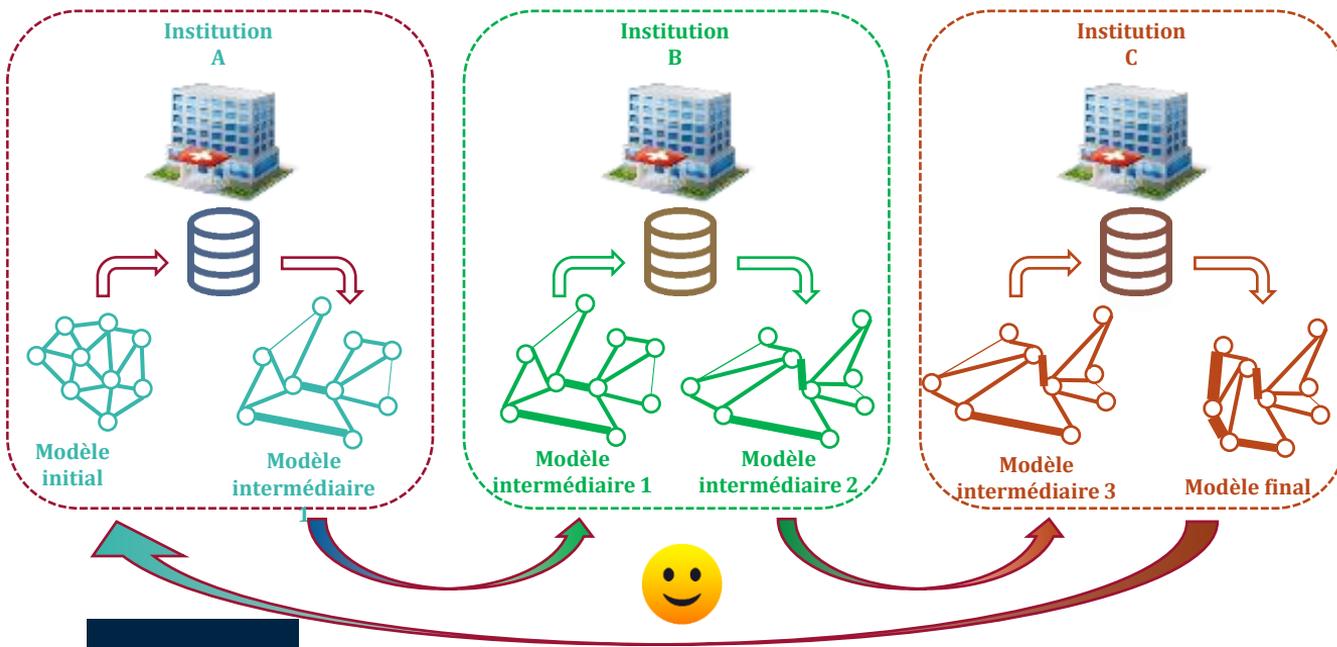
Apprentissage centralisé :



=> **Transfert de données patients...**

Limite de l'IA : portabilité des modèles entre les centres

Apprentissage **fédéré**, entraînement séquentiel et connecté



- Structurer la recherche médicale en oncologie autour de l'apprentissage fédéré et de la structuration des données

Mutualiser les données via les algorithmes, preuve de concept clinique validée

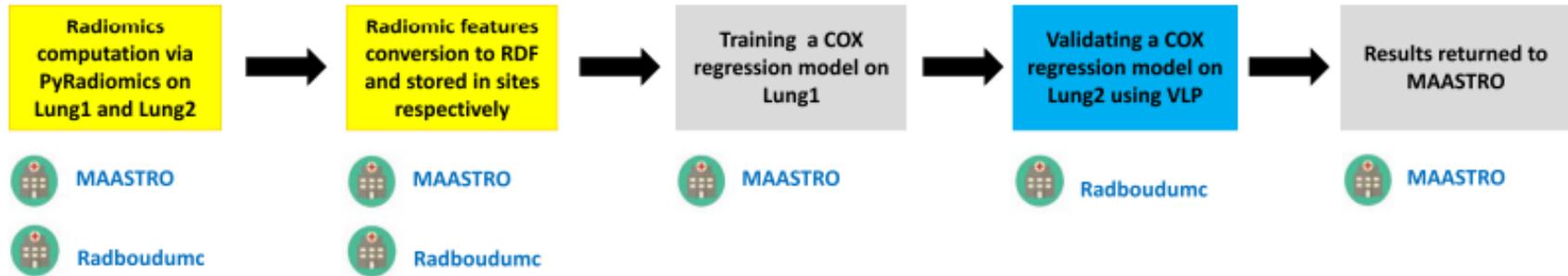


Fig. 2 A schematic diagram explaining the primary methodology for survival analysis used in this study. Details have been provided in the text. Briefly, radiomics features were extracted locally by each institution and then labelled with the radiomics ontology. We then trained a Cox regression model on Lung1 (MAASTRO) and then validated on Lung2 (Radboudumc) by distributing the learning algorithm through the Varian Learning Portal (VLP). Only the event coordinates required to plot a Kaplan-Meier survival curve was returned to MAASTRO, without any identifiable patient-level data.



Conclusion

- IA : Contribution majeure au diagnostic, thérapeutique dans tous les aspects de la cancérologie
 - Exigence médicale et réticence aux résultats obtenus par méthodes IA
 - Formation médicale initiale; Temps dédié recherche
 - Flux pérennes automatisés, quantités de données
 - Données enrichies
 - texte, images, données brutes (paraclinique avec leurs formats spécifiques : génétique, biologie, signaux ; données cliniques codées ; outils connectés ; sources patients/soignants (médecins, autres) , données vraie vie /essais clinique
 - Valeurs des données manquantes
 - Études longitudinales, séries temporelles
- Compréhension des contraintes médicales (quantité, qualité des données)
 - > 1/3 du temps en pré-processing
 - Feedback (Bench to bedside and back, active learning etc)



Conclusion

- Adhésion médicale :
 - Interdisciplinarité
 - performances avec quantification de l'incertitude dans les prédictions dans la population d'intérêt (validation externe)
 - exigence (en général assez forte) variable selon implications (invasivité, gravité)
- Transfert à la clinique
 - coût hospitalier
 - fluidité des processus
- Valorisation : brevet (vs 0 publication / SIGAPS), partenariat industrie laboratoire hôpital, revente industriel, API ?