

Journées Techniques SFRP – 9 et 10 mars 2023

UTILISATION DE L'INTELLIGENCE ARTIFICIELLE DANS LE CADRE DE L'ASSURANCE QUALITÉ EN RADIOTHÉRAPIE : EXEMPLE DE L'ASSURANCE QUALITÉ PRÉTRAITEMENT

Flavien RALITE¹, Alexandre HÉBRÉ², N. SIMMONEAU¹, Mikaël ANTOINE³, Jérôme CARON¹

¹Institut Bergonié, Département de Radiothérapie, Bordeaux, France

²Service de physique médicale, Institut Curie, Paris, France

³Polyclinique de Bordeaux Nord, Service d'onco-radiothérapie, Bordeaux, France



Contact : f.ralite@bordeaux.unicancer.fr

L'INTELLIGENCE ARTIFICIELLE, C'EST QUOI?

Intelligence artificielle (IA)

- Terme **vague et subjectif** dont le sens évolue avec les avancées techniques
- L'**IA** fait référence à des **ordinateurs imitant le raisonnement** que peut avoir un être vivant pour **résoudre un problème** jusqu'à un certain degré d'apprentissage
- Repose généralement sur des **méthodes avancées de statistiques**

(Luk, Clinical Oncology, 2022)

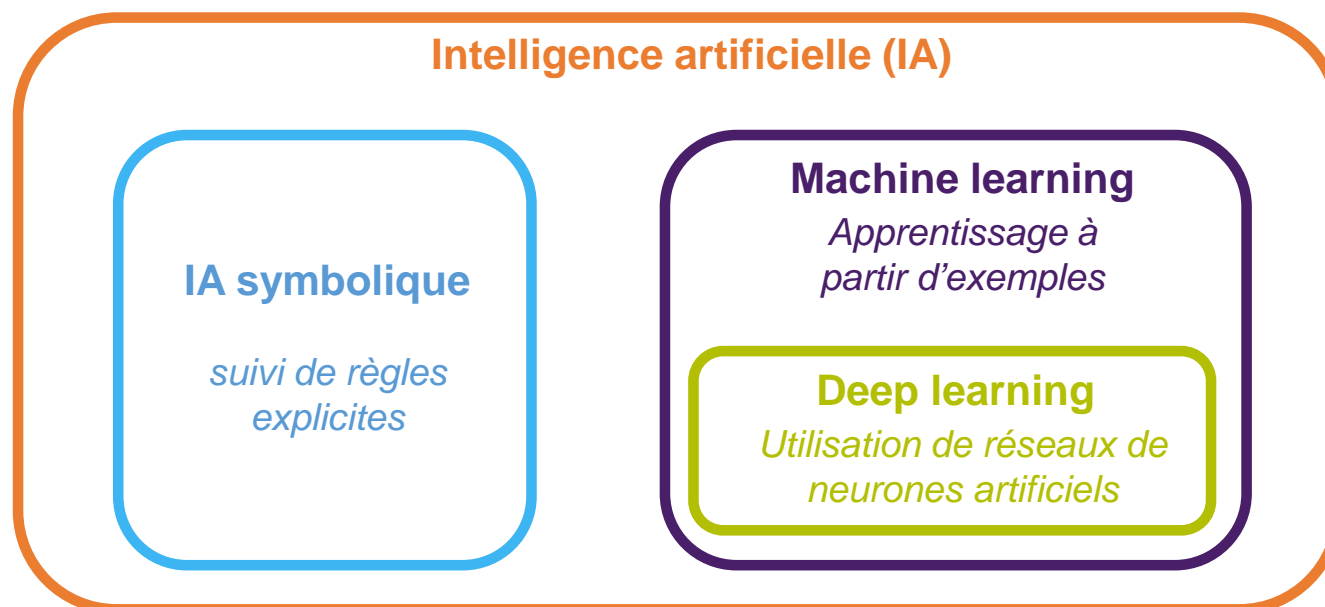
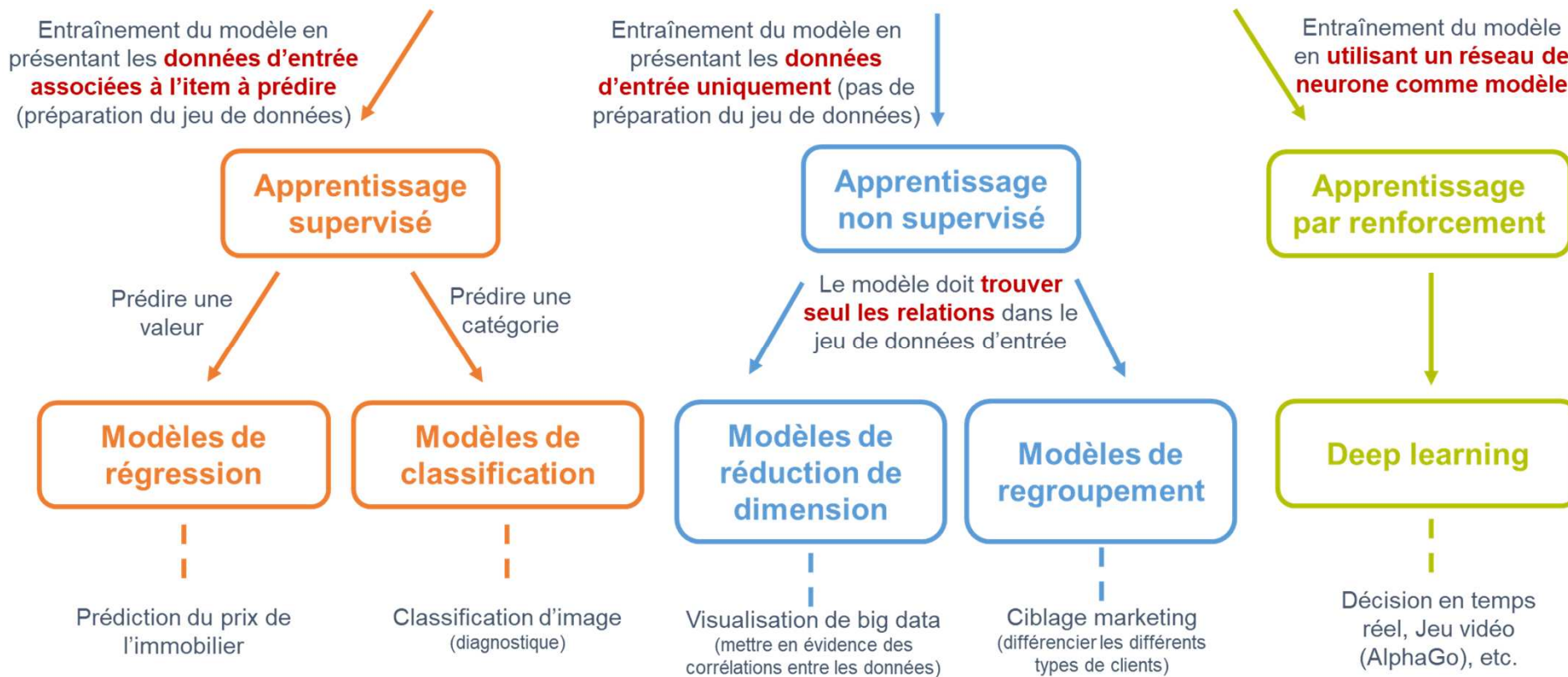


Figure 1 : Organigramme des différentes formes d'intelligence artificielle.

(Ascoli, First Editions, 2020)

MACHINE LEARNING

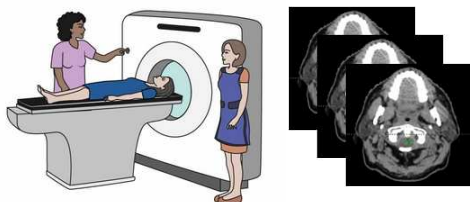
(Ascoli, First Editions, 2020)



Il faut choisir son / ses algorithmes selon ses objectifs et les données dont on dispose

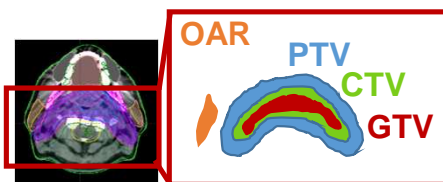
INTELLIGENCE ARTIFICIELLE ET RADIOTHÉRAPIE

Acquisition de l'image scanner du patient dans la position de traitement



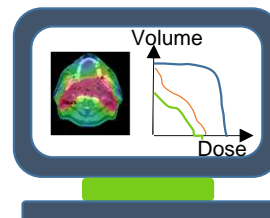
- Réduction des artefacts sur les images acquises

Contours des volumes cibles et organes à risques



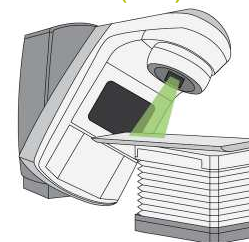
- Délimitation automatique des volumes d'intérêts (cibles et OARs)
- **Vérification automatisée des contours**

Planification de plan de traitement



- Planification dosimétrique automatisée
- **Revue automatisée de la qualité du plan de traitement**

Assurance qualité (AQ)



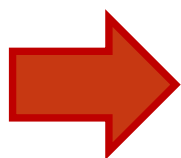
- **AQ patient**
- **AQ machine de traitement**

Traitement



- Gestion des mouvements du patient
- RT adaptative :
 - Planification dosimétrique
 - **AQ patient**

Figure 2 : Processus de la radiothérapie précisant les différentes tâches qui pourraient bénéficier du développement de l'intelligence artificielle.



IA en AQ

- **Automatiser les tâches (Machine QA, Patient QA, etc.)**
 - **Reduction des temps de contrôles**
 - **Homogénéisation des pratiques**
- **Améliorer la sécurité des traitements en radiothérapie**

(Luk, Clinical Oncology, 2022)

(Vandewinckele, Radiotherapy Oncology, 2020)

ASSURANCE QUALITÉ MACHINE

Recette d'un accélérateur :

- Données d'entraînements :
 - 43 jeux de données provenant de 7 centres
 - PDD pour différentes énergies
 - Profils pour différentes tailles de champ
- Modèle : **Régression multi-variables (Ridge)**
 - Donnée d'entrée : champ 10 cm x 10 cm
 - Donnée de sortie : **prédiction de PDD et profils**
- Performance du modèle :
 - PDD : MAE < 1%**
 - Profils : MAE < 4%**



Apport de l'IA

Réduction du nombre de mesures lors d'une recette machine

(Zhao, Radiotherapy Oncology, 2020)

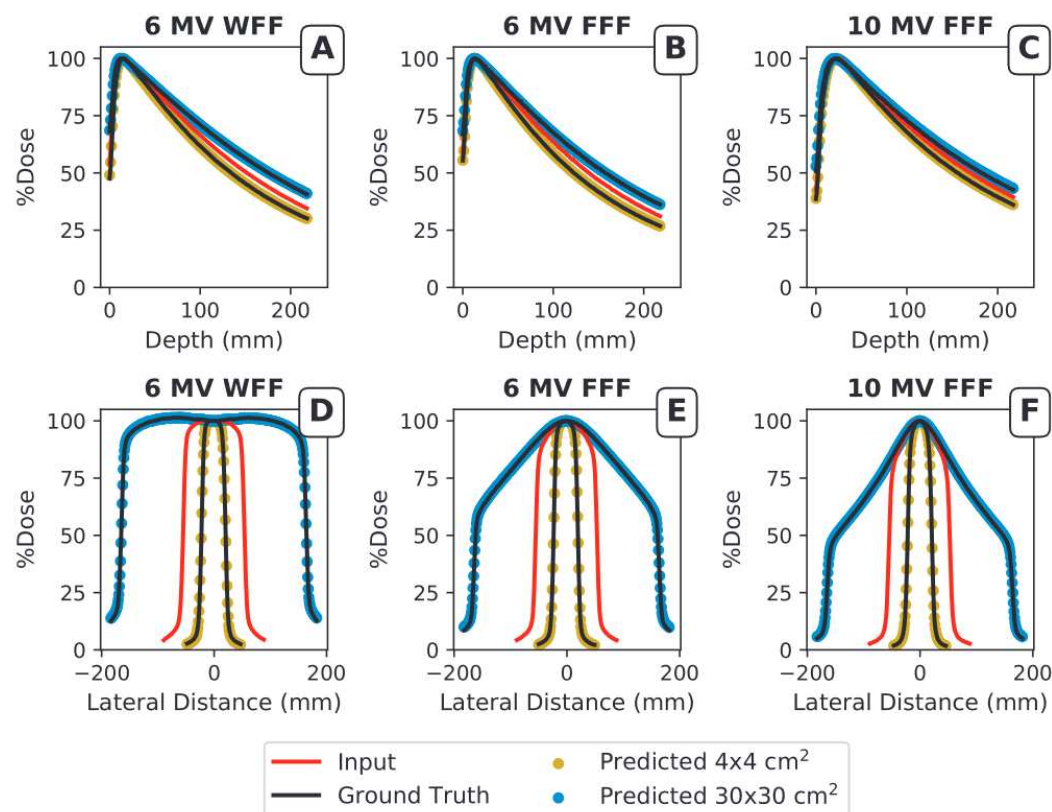


Figure 3 : Comparaison des PDD et profils mesurés et prédits à partir d'un champ 10cm x 10 cm pour différentes énergies photons.

ASSURANCE QUALITÉ MACHINE

Assurance qualité dosimétrique :

- Données d'entrainements :
 - 5 ans de mesures quotidiennes
 - Daily QA : Dose, Homogénéité, Symétrie
- Modèle : **Artificial Neural Network (ANN)**
 - Donnée d'entrée : Mesure du Daily QA
 - Donnée de sortie : **Prédiction de la tendance temporelle des mesures quotidiennes du Daily QA**
- Performance du modèle :
 - MSE < 0,15**
 - Coefficient de détermination entre les valeurs prédites et mesurés **$R^2 > 0,9$**



Apport de l'IA

Avoir une action préventive sur les problèmes machines

(Li and Chan, Annals NY Acad, 2017)

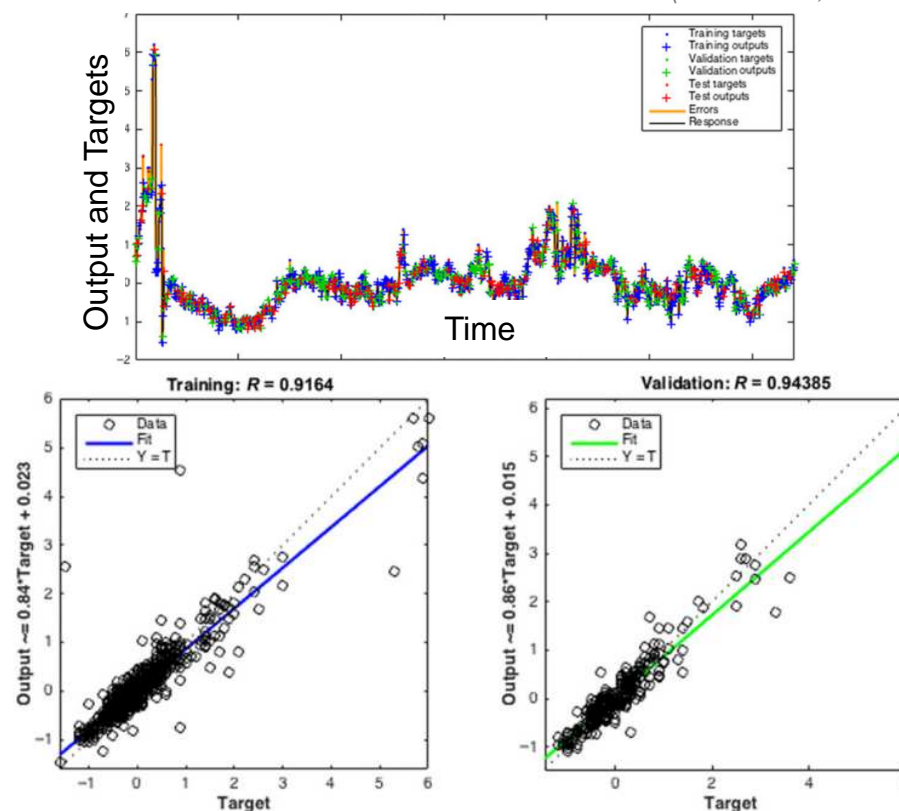


Figure 4 : Allure des données prédites et mesurées de la symétrie sur 5 ans (Haut). Données prédites en fonction des données mesurées (Bas).

PRÉDICTION DES ERREURS SUR LE TRAITEMENT

(Carlson, Phys. Med. Biol., 2016)

- Données d'entraînements :
 - 74 plans VMAT
 - Positions planifiées des lames du MLC (DICOM-RP)
 - Positions réelles des lames du MLC (log files)
- Modèle : **Cubist (Random Forest)**
 - Donnée d'entrée : DICOM-RP
 - Donnée de sortie : **Prédiction de la position des lames du MLC**

Apport de l'IA

Contrôler la délivrance des traitements, et évaluer l'impact dosimétrique des erreurs machine

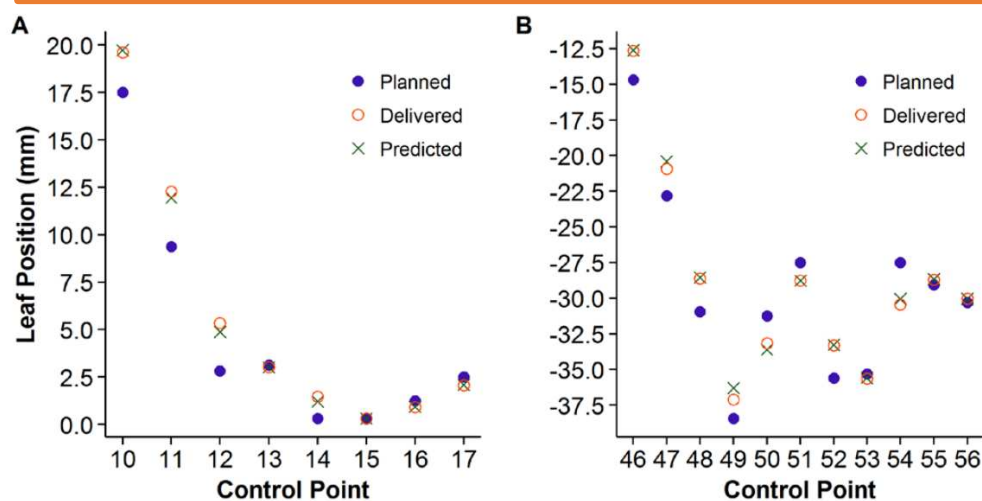


Figure 5 : Positions planifiées, réelles et prédites des lames du MLC pour un plan peu modulé (A) et très modulé (B).

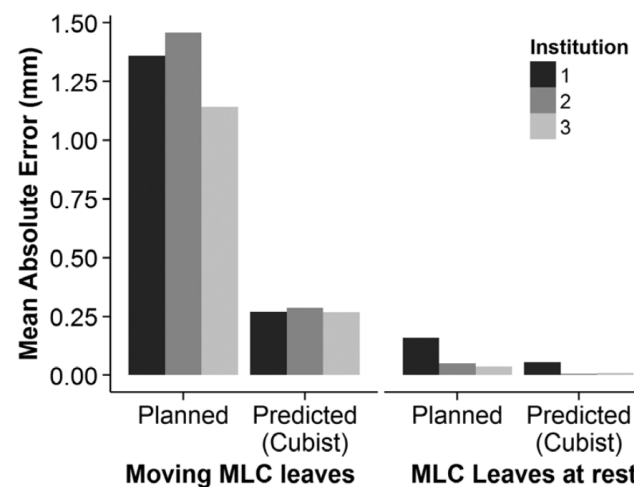


Figure 6 : MAE des positions de lames planifiées et réelles comparées aux valeurs réelles retournées par les log.

ASSURANCE QUALITÉ MACHINE

(Chan, *Frontiers AI*, 2020)

Référence	Système de mesure	Données d'entraînement	Modèle IA	Application
Carlson et al. 2016	Fichiers DICOM et log	74 plans VMAT	Regression, Random Forest, Cubist	Détection erreurs de position MLC
Li and Chan 2017	Daily QA	Trending sur 5 ans	ANN time-series, ARMA models	Prédiction temporelle CQ dose quotidien
Sun et al. 2018	Chambre d'ionisation (CI)	1754 faisceaux protons	Random Forest, XGBoost, Cubist	FOC spécifique au patient
El Naqa et al. 2019	EPID	119 images de 8 linacs	Support Vector Data description, Clustering	Erreur MLC, Erreur de taille de champ, Position du Bras
Grewal et al. 2020	Chambre d'ionisation (CI)	4231 faisceaux protons	Gaussian Processes, Shallow Neural Network	FOC spécifique au patient
Osman et al. 2020	Fichiers log	400 fichiers log machine	Artificial Neural Network (ANN)	Détection erreurs de position MLC
Zhao et al. 2020	Cuve à eau / CI	43 Truebeam PDD et profils	Ridge regression	Recette d'accélérateur, modélisation machine
Chuang et al. 2021	Fichiers log	116 plans IMRT, 125 plans VMAT	Boosted Tree Outperformed	Détection erreurs de position MLC

Tableau 1 : Revue de l'utilisation de l'apprentissage machine et profond pour l'assurance qualité machine en radiothérapie externe.

CONTRÔLE PATIENT PRÉ-TRAITEMENTS

Prediction des résultats de CQPT:

- Données d'entrainements :
 - 1255 plans VMAT
 - Indice de modulation, Dosiomics, paramètres cliniques
 - Mesures gamma pass 2%/2mm
- Modèle : **XGBoost**
 - Donnée d'entrée : fichier DICOM-RP
 - Donnée de sortie : **Prédiction du gamma pass**
- Performance du modèle :
 - Modèle incluant indices de modulation et de texture plus performant
 - MAE < 5%**
 - AUC = 0,83** (Courbe ROC)



Apport de l'IA

Réduction du nombre de CQ pré-traitement patient
Mise en place d'un CQPT virtuel

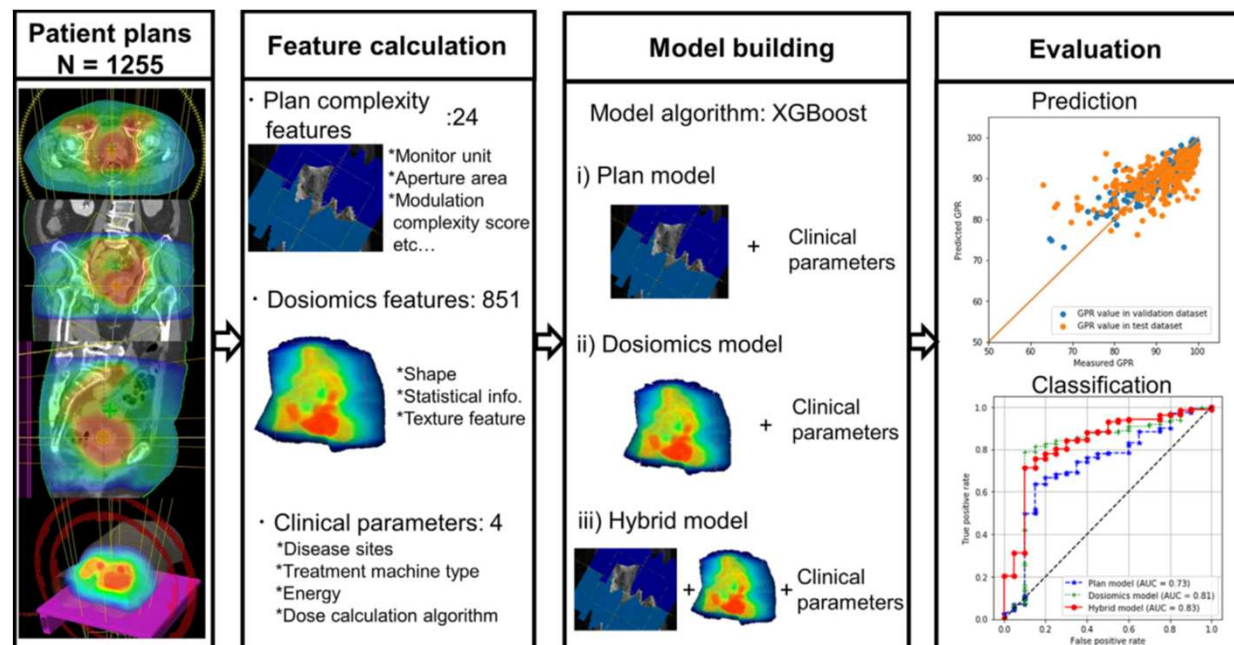


Figure 7 : Schéma de l'étude pour la prédiction du gamma pass à partir d'indices de modulations et de texture de la carte de fluence.

CONTRÔLE PATIENT PRÉ-TRAITEMENTS

(Chan, *Frontiers AI*, 2020)

Référence	TPS	Système de mesure	Données d'entraînement	Modèle IA	Remarque
Valdes et al. 2016	Eclipse	MapCHECK2	498 plans IMRT	Poisson Regression	Preuve de concept IMRT
Valdes et al. 2017	Eclipse	EPID	203 faisceaux IMRT	Poisson Regression	Validation Multi-sites
Interian et al. 2018	Eclipse	MapCHECK2	498 plans IMRT	CNN	Utilisation de fluence
Tomori et al. 2018	iPlan	Film EBT3	60 plans IMRT	CNN	Approche Deep Learning
Lam et al. 2019	Eclipse	EPID	1497 plans IMRT	Random Forest, XGBoost	Comparaison de modèles
Nyflot et al. 2019	Pinnacle	EPID	186 faisceaux IMRT	CNN	Utilisation de fluence
Grandville et al. 2019	Monaco	Delta4	1620 arcs VMAT	SVC	Preuve de concept VMAT
Ono et al. 2019	Raystation	ArcCHECK	600 plans VMAT	Multiple Regression, NN	Comparaison de modèles
Li et al. 2019	Eclipse	MatriXX	255 arcs VMAT	Poisson Regression, Random Forest	Comparaison de modèles
Wang et al. 2020	Eclipse	MatriXX	576 arcs VMAT	Hybrid model	Comparaison de modèles
Wall et al. 2020	Pinnacle	MapCHECK2	500 plans VMAT	Linear regression, SVM, ANN	Comparaison de modèles
Hirashima et al. 2020	Raystation	ArcCHECK	1255 plans VMAT	Hybrid model, XGBoost	Indice modulation, Dosiomics
Tomori et al. 2021	Eclipse	Delta4	147 plans VMAT	CNN	Approche Deep Learning
Wall et al. 2022	Pinnacle / Raystation	Fantôme MOBIUS / CI	579 plans VMAT	Poisson Regression	CQPT virtuel

Tableau 2 : Revue de l'utilisation de l'apprentissage automatique et profond pour les contrôles qualités pré-traitements en radiothérapie externe.

ET EN PRATIQUE ?

(Vandewinckele, Radiotherapy Oncology, 2020)

Commissioning :

- Entraînement et Validation :
 - Importance de la **qualité du jeu de données d'entraînement**
 - Représentativité** des données d'entraînement
 - Division du jeu de données** en deux groupes : Entraînement / Validation
 - Validation du modèle en évaluant sa **performance avec des indices quantitatifs**
 - Cross-validation recommandée
- Test :
 - Evaluation du modèle avec des données inconnues du modèle**
 - MAJ nécessaire si la phase de test n'est pas concluante

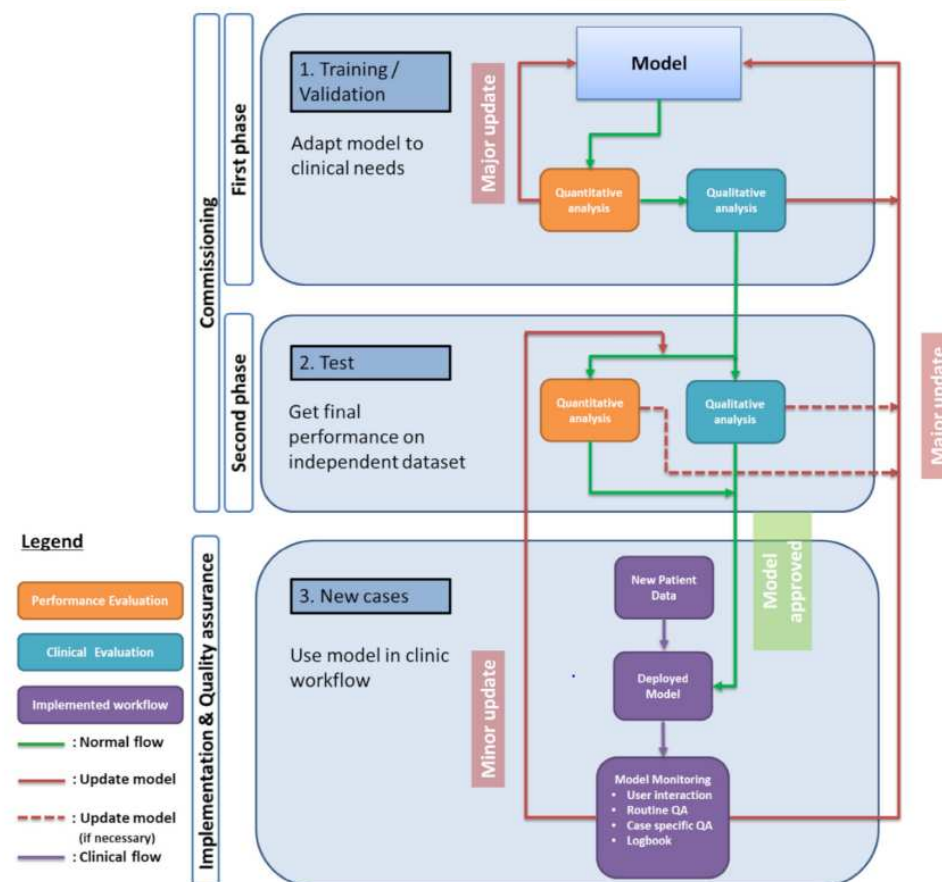


Figure 8 : Schéma de la mise en place d'un modèle d'IA.

ET EN PRATIQUE ?

(Vandewinckele, Radiotherapy Oncology, 2020)

Implémentation :

- Mettre en place une assurance qualité du modèle:
 - Tester le modèle sur des cas particulier afin d'évaluer l'adaptabilité du modèle
 - **Contrôle de la constance du modèle**, en utilisant un jeu de donnée de référence
 - **Permet d'identifier des changements de pratiques** dans le workflow (modèle à réajuster le cas échéant).
 - Tenir un registre des cas pour lesquels le modèle montre ses limites afin de **définir son domaine de validité** et l'optimiser a posteriori
- Formation de l'équipe médico-technique recommandée
 - **Garder la maîtrise des tâches automatisées**
 - Connaitre les avantages et limites du modèle

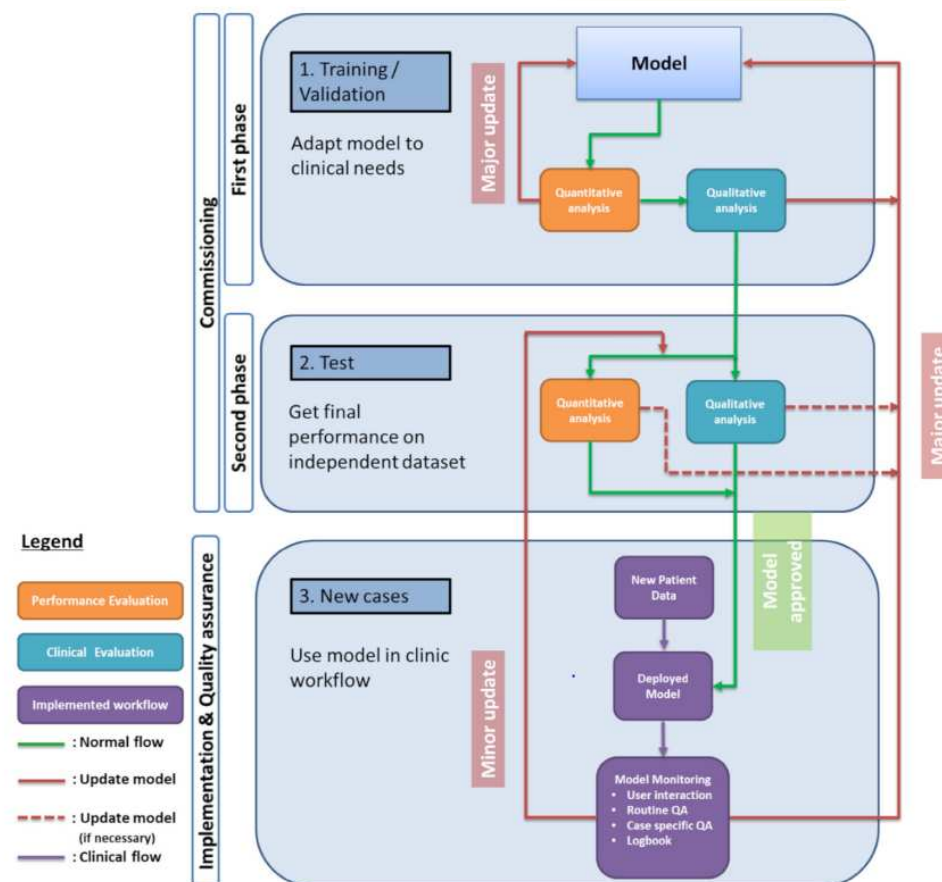


Figure 9 : Schéma de la mise en place d'un modèle d'IA.

EXEMPLE D'APPLICATION

Objectif de l'étude :

- Traitement VMAT
- **Prédiction des résultats CQPT via un modèle de ML**

510 arcs de plans validés cliniquement

localisations : sein - ORL – poumon – pelvis/prostate

Calculés sur Eclipse v13.7, algorithme AAA ou AXB

Mesures

Réalisation des contrôles qualité pré-traitement :

- Accélérateur : Truebeam Novalis STX
- Détecteur : Octavius 4D + matrice 1500 (chambres d'ionisation)

Analyse des CQPT par indice gamma (4 critères) :

- 3% / 3mm, normalisation globale, seuil 10%
- 2% / 2mm, normalisation globale, seuil 10%
- 3% / 3mm, normalisation locale, seuil 10%
- 2% / 2mm, normalisation locale, seuil 10 %

Calcul

Export du DICOM RT-plan

Calcul d'indices quantifiant la modulation :

- 23 indices basés sur les degrés de liberté calculés par arc
- 4 indices basés sur la carte de fluence calculés par arc

CHOIX DES INDICES DE MODULATION

- 2 types d'indices utilisés :
 - Indices de texture basés sur la carte de fluence du plan
 - Indices basés sur les degrés de liberté

Indice	Référence	Intensité verticale	Intensité horizontale	Intensité diagonale	Statistique de la fluence
MI (Webb)	<i>Webb, Phy. Med. Biol., 2003</i>		X		X
MI (Georgia)	<i>Georgia, Radiat. Oncol. Lond. Engl., 2007</i>	X	X	X	X
PIMV	<i>Coselmon, Med. Phys., 2005</i>	X	X		
FMC	<i>Llacer, Phys. Med. Biol., 2001</i>	X	X		

Tableau 3 : Détail des indices de modulation basés sur la carte de fluence calculés pour chaque plan

Indice	Référence	Vitesse du bras	Ouverture du champ	Vitesse des lames
AAV	<i>Masi, Med. Phys., 2013</i>		X	
LSV	<i>Masi, Med. Phys., 2013</i>			X
MCS _v	<i>Masi, Med. Phys., 2013</i>		X	X
M	<i>Younge, Med. Phys., 2012</i>		X	
MFA	<i>Crowe, Aus. Phys. Eng. Sci. Med., 2014</i>		X	
C/A	<i>Götstedt, Med. Phys., 2015</i>		X	
SAS (1,3,5,7 et 10 mm)	<i>Crowe, Aus. Phys. Eng. Sci. Med., 2014</i>		X	
CLS	<i>Crowe, Aus. Phys. Eng. Sci. Med., 2014</i>		X	
AvGS	<i>Park, Phys. Med. Biol., 2014</i>	X		
ALPO	<i>Zygmanski, Med. Phys., 2001</i>		X	
UM	/			

Tableau 4 : Détail des indices de modulation basés sur les degrés de liberté calculés pour chaque plan

CHOIX DES ALGORITHMES

- 4 algorithmes de machine learning ont été comparés :
 - Régression linéaire
 - Régression linéaire + régularisation de Lasso
 - Régression linéaire + régularisation de Ridge
 - Support Vector Regression (SVR) à kernel gaussien
- Ce sont des **algorithmes de régression** : prédiction d'une **grandeur quantitative** (le taux de gamma pass) en fonction de **variables** (indices de modulation) dans le but de minimiser une **fonction objectif**
- Algorithmes choisis pour leur **utilisation dans la littérature** et leur **simplicité**

Algorithme	Type de régression	Fonction objectif	Intérêt
Régression linéaire	Linéaire	$\min_w \ Xw - y\ ^2$	Le plus simple
Lasso	Linéaire	$\min_w \frac{1}{2n} \ Xw - y\ _2^2 + \alpha \ w\ _1$	Simple Réduit les coefficients (0 possible)
Ridge	Linéaire	$\min_w \ Xw - y\ _2^2 + \alpha \ w\ _2^2$	Simple Réduit les coefficients (0 impossible)
SVR gaussien	Vecteur de support	$\min_{w,b,\zeta,\zeta^*} \frac{1}{2} w^T w + C \sum_{i=1}^n (\zeta_i + \zeta_i^*)$	Non-linéaire

Tableau 5 : Présentation des algorithmes utilisés dans cette étude

EXEMPLE D'APPLICATION

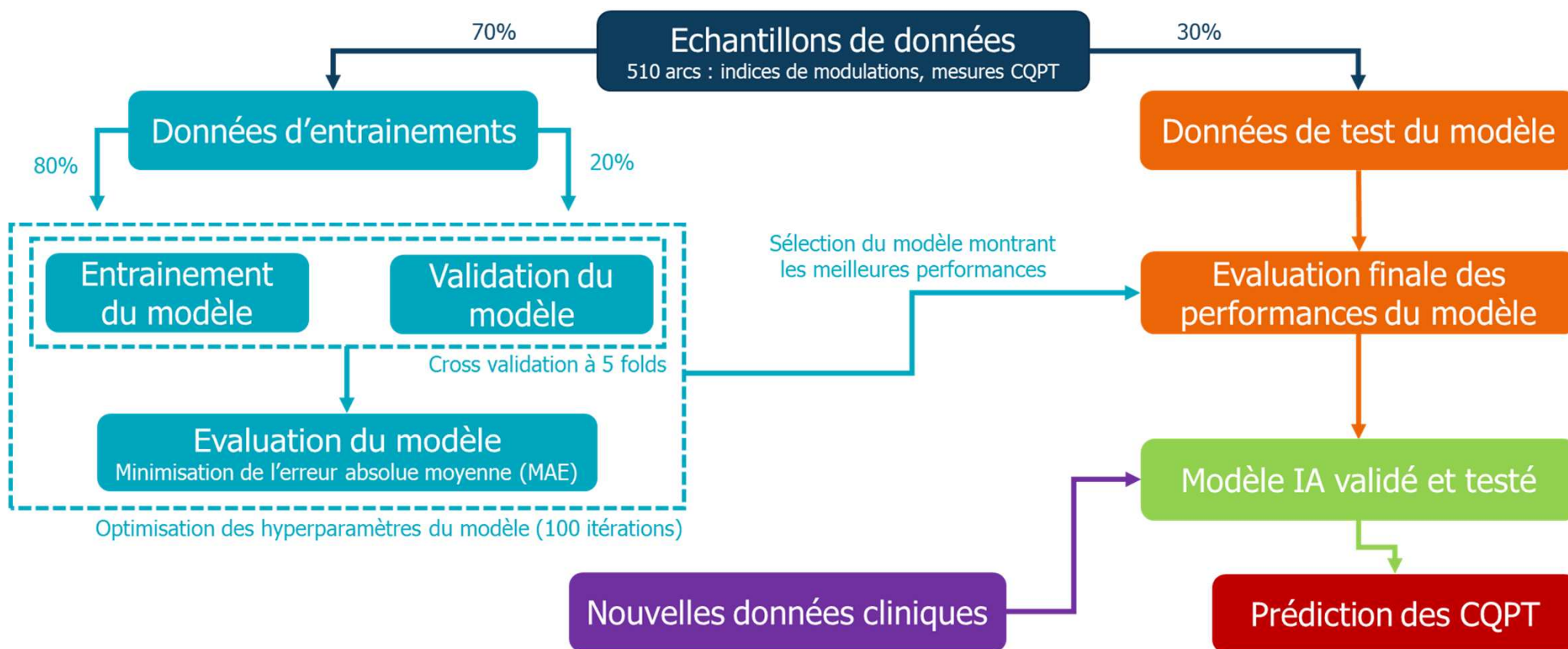


Figure 10 : Schéma de la méthode d'entraînement et de validation pour la prédiction des contrôles qualités pré-traitement.

EXEMPLE D'APPLICATION

- Construction du modèle ML
 - 4 modèles différents entraînés et testés
 - Données d'entraînements : 27 indices de complexité VMAT
 - Cross-validation utilisée pour optimiser les hyper-paramètres de chacun des modèles
- Performance du modèle
 - Evaluation par MAE
 - MAE = 1,18 +/- 1,05 pour une analyse globale 3%/3mm

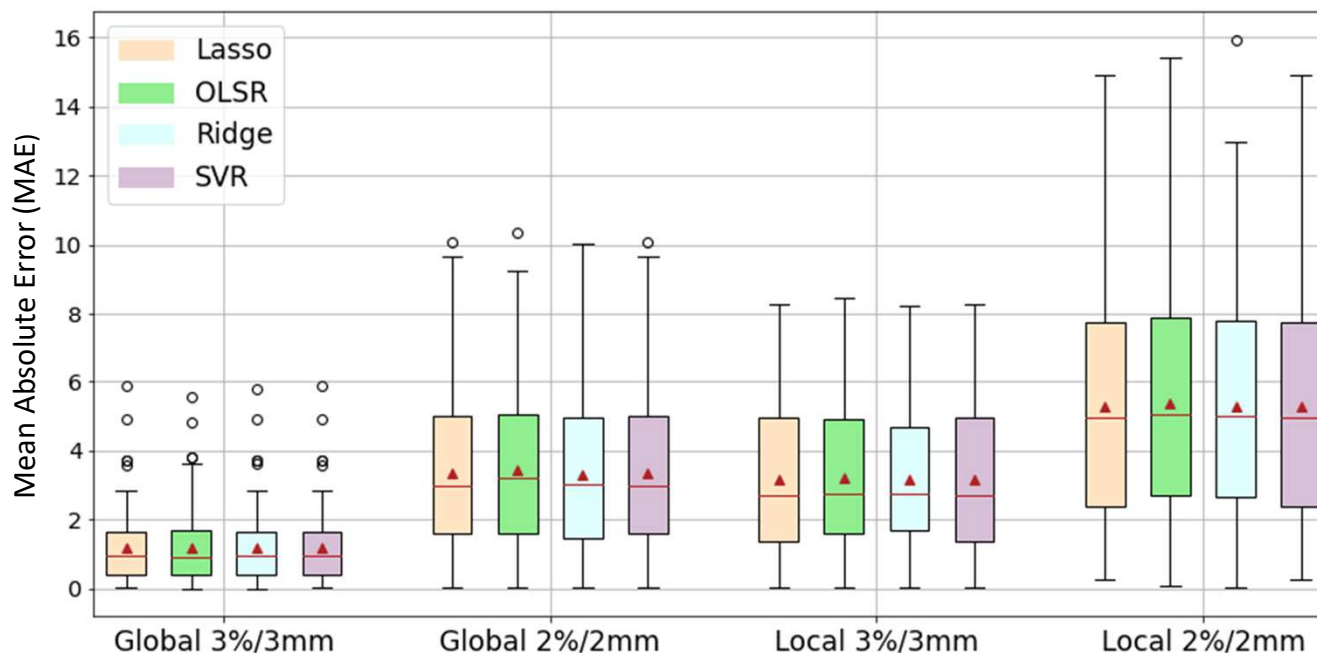


Figure 11 : Résultats de l'erreur absolue moyenne (MAE) pour différents modèles de régression et différents critères d'analyse gamma.

EXEMPLE D'APPLICATION

Référence	Nombre d'arc	Critère Gamma	Détecteur	TPS	ML model	MAE \pm σ (%)
Cette étude	510	G 3%/3mm G 2%/2mm L 3%/3mm L 2%/2mm	Octavius 4D	Eclipse	Linear regression (LR) + Lasso Regularization	1.18 \pm 1.05 3.33 \pm 2.21 3.17 \pm 2.16 5,26 \pm 3,46
Hirashima et al. (2020)	1255	G 5%/1mm G 2%/2mm G 3%/2mm	ArcCHECK	Raystation, Eclipse	Gradient Boosting (GB)	2.7 4.2 2.7
Wall et al. (2020)	500	L 3%/3mm	MapCHECK2	Pinnacle	LR Elastic Net SVM GB	4.29 4.17 3.85 3.94
Ono et al. (2019)	600	G 3%/3mm G 2%/2mm	ArcCHECK	Raystation, Eclipse	LR	0.5 \pm 2.4 1.0 \pm 5.8
Li et al. (2019)	255	G 3%/3mm G 3%/2mm G 2%/2mm	MatriXX	Eclipse	Poisson Lasso Random Forest	1.83 \pm 1.82 2.98 \pm 2.91 5.10 \pm 4.71

Tableau 6 : Comparaison des valeurs de MAE obtenues vis-à-vis des données disponibles dans la littérature. Les localisations ne sont pas dissociées

Les résultats obtenus sont du même ordre de grandeur que ceux dans la littérature, à critères d'analyse semblables.

CONCLUSION

(Luk, Clinical Oncology, 2022)

(Simon, SFRO, 2021)

Avantages :

- Assurance qualité machine
 - **Gain de temps** pour le commissioning d'une machine
 - Surveillance des appareils de traitement : Outil pour **exploiter davantage les résultats des CQ périodiques et fichiers log des machines**
- Contrôle qualité patient pré-traitement
 - Outil prometteur pour **réduire le nombre de mesures de CQPT**
 - Application pour la **radiothérapie adaptative**
- Outil pour **observer / contrôler des changements de pratiques** dans un centre et la **délivrance des traitements**

Limites :

- **Pas de solution commerciale encore disponible** pour l'IA appliquée à l'assurance qualité
- Nécessité de **compétences avancées en mathématiques** / informatiques / sciences des données
- Nécessité de **garder la maîtrise du processus** (effet « boîte noire » pour le deep learning)
- CQPT
 - **Difficultés d'obtenir un modèle multi-centrique** dû aux divergences de pratiques
 - Pose la **question de la grandeur à prédire** (Gamma Pass, Gamma moyen, Différence de dose, etc.)

BIBLIOGRAPHIE

- Alves, Victor Gabriel Leandro, Mahmoud Ahmed, Eric Aliotta, Wookjin Choi, et Jeffrey Vincent Siebers. « An Error Detection Method for Real-time EPID-based Treatment Delivery Quality Assurance ». *Medical Physics* 48, n° 2 (février 2021): 569-78. <https://doi.org/10.1002/mp.14633>.
- Avanzo, Michele, Lise Wei, Joseph Stancanello, Martin Vallières, Arvind Rao, Olivier Morin, Sarah A. Mattonen, et Issam El Naqa. « Machine and Deep Learning Methods for Radiomics ». *Medical Physics* 47, n° 5 (mai 2020). <https://doi.org/10.1002/mp.13678>.
- Binny, Diana, Emilio Mezzenga, Craig M. Lancaster, Jamie V. Trapp, Tanya Kairn, et Scott B. Crowe. « Investigating Output and Energy Variations and Their Relationship to Delivery QA Results Using Statistical Process Control for Helical Tomotherapy ». *Physica Medica* 38 (juin 2017): 105-10. <https://doi.org/10.1016/j.ejmp.2017.05.052>.
- Bosmans, Hilde, Federica Zanca, et Frederik Gelaude. « Procurement, Commissioning and QA of AI Based Solutions: An MPE's Perspective on Introducing AI in Clinical Practice ». *Physica Medica* 83 (mars 2021): 257-63. <https://doi.org/10.1016/j.ejmp.2021.04.006>.
- Cai, Bin, Olga L. Green, Rojano Kashani, Vivian L. Rodriguez, Sasa Mutic, et Deshan Yang. « A Practical Implementation of Physics Quality Assurance for Photon Adaptive Radiotherapy ». *Zeitschrift Für Medizinische Physik* 28, n° 3 (août 2018): 211-23. <https://doi.org/10.1016/j.zemedi.2018.02.002>.
- Carlotti, D., D. Aragno, R. Faccini, M.C. Pressello, R. Rauco, et S. Giagu. « Deep Learning Method for Tomotherapy Delivery Quality Assurance: Prediction of Three-Dimensional Dose Distribution and Performance Evaluation on Phantom ». *Physica Medica* 92 (décembre 2021): S197-98. [https://doi.org/10.1016/S1120-1797\(22\)00422-7](https://doi.org/10.1016/S1120-1797(22)00422-7).
- Carlson, Joel N K, Jong Min Park, So-Yeon Park, Jong In Park, Yunseok Choi, et Sung-Joon Ye. « A Machine Learning Approach to the Accurate Prediction of Multi-Leaf Collimator Positional Errors ». *Physics in Medicine and Biology* 61, n° 6 (21 mars 2016): 2514-31. <https://doi.org/10.1088/0031-9155/61/6/2514>.
- Chan, Maria F., Qiongge Li, Xiaoli Tang, Xiang Li, Jingdong Li, Grace Tang, Margie A. Hunt, et Joseph O. Deasy. « Visual Analysis of the Daily QA Results of Photon and Electron Beams of a Trilogy Linac over a Five-Year Period ». *International Journal of Medical Physics, Clinical Engineering and Radiation Oncology* 04, n° 04 (2015): 290-99. <https://doi.org/10.4236/ijmpcero.2015.44035>.

BIBLIOGRAPHIE

- Chan, Maria F., Alon Witztum, et Gilmer Valdes. « Integration of AI and Machine Learning in Radiotherapy QA ». *Frontiers in Artificial Intelligence* 3 (29 septembre 2020): 577620. <https://doi.org/10.3389/frai.2020.577620>.
- Chen, Xinyuan, Kuo Men, Yexiong Li, Junlin Yi, et Jianrong Dai. « A Feasibility Study on an Automated Method to Generate Patient-Specific Dose Distributions for Radiotherapy Using Deep Learning ». *Medical Physics* 46, n° 1 (janvier 2019): 56-64. <https://doi.org/10.1002/mp.13262>.
- Chen, Xinyuan, Kuo Men, Ji Zhu, Bining Yang, Minghui Li, Zhiqiang Liu, Xuena Yan, Junlin Yi, et Jianrong Dai. « DVHnet: A Deep Learning-based Prediction of Patient-specific Dose Volume Histograms for Radiotherapy Planning ». *Medical Physics* 48, n° 6 (juin 2021): 2705-13. <https://doi.org/10.1002/mp.14758>.
- Cho, Young-Bin, Makan Farrokhkish, Bern Norrlinger, Robert Heaton, David Jaffray, et Mohammad Islam. « An Artificial Neural Network to Model Response of a Radiotherapy Beam Monitoring System ». *Medical Physics* 47, n° 4 (avril 2020): 1983-94. <https://doi.org/10.1002/mp.14033>.
- Chuang, Kai-Cheng, William Giles, et Justus Adamson. « A Tool for Patient-specific Prediction of Delivery Discrepancies in Machine Parameters Using Trajectory Log Files ». *Medical Physics* 48, n° 3 (mars 2021): 978-90. <https://doi.org/10.1002/mp.14670>.
- Cui, Sunan, Huan-Hsin Tseng, Julia Pakela, Randall K. Ten Haken, et Issam El Naqa. « Introduction to Machine and Deep Learning for Medical Physicists ». *Medical Physics* 47, n° 5 (mai 2020). <https://doi.org/10.1002/mp.14140>.
- El Naqa, Issam, et Shiva Das. « The Role of Machine and Deep Learning in Modern Medical Physics ». *Medical Physics* 47, n° 5 (mai 2020). <https://doi.org/10.1002/mp.14088>.
- El Naqa, Issam, Jim Irrer, Tim A. Ritter, John DeMarco, Hania Al-Hallaq, Jeremy Booth, Grace Kim, et al. « Machine Learning for Automated Quality Assurance in Radiotherapy: A Proof of Principle Using EPID Data Description ». *Medical Physics* 46, n° 4 (avril 2019): 1914-21. <https://doi.org/10.1002/mp.13433>.
- El Naqa, Issam, Dan Ruan, Gilmer Valdes, Andre Dekker, Todd McNutt, Yaorong Ge, Q. Jackie Wu, et al. « Machine Learning and Modeling: Data, Validation, Communication Challenges ». *Medical Physics* 45, n° 10 (octobre 2018): e834-40. <https://doi.org/10.1002/mp.12811>.

BIBLIOGRAPHIE

- Field, Matthew, Nicholas Hardcastle, Michael Jameson, Noel Aherne, et Lois Holloway. « Machine Learning Applications in Radiation Oncology ». *Physics and Imaging in Radiation Oncology* 19 (juillet 2021): 13-24. <https://doi.org/10.1016/j.phro.2021.05.007>.
- George, Rose S., Arkar Htoo, Michael Cheng, Timothy M. Masterson, Kun Huang, Nabil Adra, Hristos Z. Kaimakliotis, Mahmut Akgul, et Liang Cheng. « Artificial Intelligence in Prostate Cancer: Definitions, Current Research, and Future Directions ». *Urologic Oncology: Seminars and Original Investigations* 40, n° 6 (juin 2022): 262-70. <https://doi.org/10.1016/j.urolonc.2022.03.003>.
- Granville, Dal A, Justin G Sutherland, Jason G Belec, et Daniel J La Russa. « Predicting VMAT Patient-Specific QA Results Using a Support Vector Classifier Trained on Treatment Plan Characteristics and Linac QC Metrics ». *Physics in Medicine & Biology* 64, n° 9 (29 avril 2019): 095017. <https://doi.org/10.1088/1361-6560/ab142e>.
- Han, B., L. Xing, S.G. Soltys, et L. Wang. « Machine Learning Application for Accurate Dose Verification of MLC-Based Robotic Stereotactic Radiosurgery and Stereotactic Body Radiotherapy ». *International Journal of Radiation Oncology*Biophysics*Physics* 105, n° 1 (septembre 2019): E691. <https://doi.org/10.1016/j.ijrobp.2019.06.929>.
- Hoffmann, Christian Hugo. « Is AI Intelligent? An Assessment of Artificial Intelligence, 70 Years after Turing ». *Technology in Society* 68 (février 2022): 101893. <https://doi.org/10.1016/j.techsoc.2022.101893>.
- Hussein, Mohammad, Enrico Clementel, David J. Eaton, Peter B. Greer, Annette Haworth, Satoshi Ishikura, Stephen F. Kry, et al. « A Virtual Dosimetry Audit – Towards Transferability of Gamma Index Analysis between Clinical Trial QA Groups ». *Radiotherapy and Oncology* 125, n° 3 (décembre 2017): 398-404. <https://doi.org/10.1016/j.radonc.2017.10.012>.
- Interian, Yannet, Vincent Rideout, Vasant P. Kearney, Efsthios Gennatas, Olivier Morin, Joey Cheung, Timothy Solberg, et Gilmer Valdes. « Deep Nets vs Expert Designed Features in Medical Physics: An IMRT QA Case Study ». *Medical Physics* 45, n° 6 (juin 2018): 2672-80. <https://doi.org/10.1002/mp.12890>.
- Kimura, Yuto, Noriyuki Kadoya, Seiji Tomori, Yohei Oku, et Keiichi Jingu. « Error Detection Using a Convolutional Neural Network with Dose Difference Maps in Patient-Specific Quality Assurance for Volumetric Modulated Arc Therapy ». *Physica Medica* 73 (mai 2020): 57-64. <https://doi.org/10.1016/j.ejmp.2020.03.022>.

BIBLIOGRAPHIE

- Lam, Dao, Xizhe Zhang, Harold Li, Yang Deshan, Brayden Schott, Tianyu Zhao, Weixiong Zhang, Sasa Mutic, et Baozhou Sun. « Predicting Gamma Passing Rates for Portal Dosimetry-based IMRT QA Using Machine Learning ». *Medical Physics* 46, n° 10 (octobre 2019): 4666-75. <https://doi.org/10.1002/mp.13752>.
- Lee, S.H., H. Geng, et Y. Xiao. « Radiotherapy Standardisation and Artificial Intelligence within the National Cancer Institute's Clinical Trials Network ». *Clinical Oncology* 34, n° 2 (février 2022): 128-34. <https://doi.org/10.1016/j.clon.2021.11.020>.
- Li, Jiaqi, Le Wang, Xile Zhang, Lu Liu, Jun Li, Maria F. Chan, Jing Sui, et Ruijie Yang. « Machine Learning for Patient-Specific Quality Assurance of VMAT: Prediction and Classification Accuracy ». *International Journal of Radiation Oncology*Biological*Physics* 105, n° 4 (novembre 2019): 893-902. <https://doi.org/10.1016/j.ijrobp.2019.07.049>.
- Li, Qiongge, et Maria F. Chan. « Predictive Time-Series Modeling Using Artificial Neural Networks for Linac Beam Symmetry: An Empirical Study: ANNs Predictive Time-Series Modeling on RT QA ». *Annals of the New York Academy of Sciences* 1387, n° 1 (janvier 2017): 84-94. <https://doi.org/10.1111/nyas.13215>.
- Luk, S.M.H., E.C. Ford, M.H. Phillips, et A.M. Kalet. « Improving the Quality of Care in Radiation Oncology Using Artificial Intelligence ». *Clinical Oncology* 34, n° 2 (février 2022): 89-98. <https://doi.org/10.1016/j.clon.2021.11.011>.
- Luo, Yi, Shifeng Chen, et Gilmer Valdes. « Machine Learning for Radiation Outcome Modeling and Prediction ». *Medical Physics* 47, n° 5 (mai 2020). <https://doi.org/10.1002/mp.13570>.
- Ma, Chaoqiong, Ruoxi Wang, Shun Zhou, Meijiao Wang, Haizhen Yue, Yibao Zhang, et Hao Wu. « The Structural Similarity Index for IMRT Quality Assurance: Radiomics-based Error Classification ». *Medical Physics* 48, n° 1 (janvier 2021): 80-93. <https://doi.org/10.1002/mp.14559>.
- Ma, Ming, Mark K. Buyyounouski, Varun Vasudevan, Lei Xing, et Yong Yang. « Dose Distribution Prediction in Isodose Feature-preserving Voxelization Domain Using Deep Convolutional Neural Network ». *Medical Physics* 46, n° 7 (juillet 2019): 2978-87. <https://doi.org/10.1002/mp.13618>.
- McDowell, Lachlan, et June Corry. « Radiation Therapy Quality Assurance in Head and Neck Radiotherapy – Moving Forward ». *Oral Oncology* 88 (janvier 2019): 180-85. <https://doi.org/10.1016/j.oraloncology.2018.11.014>.

BIBLIOGRAPHIE

- McNutt, Todd R., Kevin L. Moore, Binbin Wu, et Jean L. Wright. « Use of Big Data for Quality Assurance in Radiation Therapy ». *Seminars in Radiation Oncology* 29, n° 4 (octobre 2019): 326-32. <https://doi.org/10.1016/j.semradonc.2019.05.006>.
- Noblet, Caroline, Marie Duthy, Frédéric Coste, Marie Saliou, Benoît Samain, Franck Drouet, Thomas Papazyan, et Matthieu Moreau. « Implementation of Volumetric-Modulated Arc Therapy for Locally Advanced Breast Cancer Patients: Dosimetric Comparison with Deliverability Consideration of Planning Techniques and Predictions of Patient-Specific QA Results via Supervised Machine Learning ». *Physica Medica* 96 (avril 2022): 18-31. <https://doi.org/10.1016/j.ejmp.2022.02.015>.
- Nyflot, Matthew J., Phawis Thammason, Landon S. Wootton, Eric C. Ford, et W. Art Chaovalitwongse. « Deep Learning for Patient-specific Quality Assurance: Identifying Errors in Radiotherapy Delivery by Radiomic Analysis of Gamma Images with Convolutional Neural Networks ». *Medical Physics* 46, n° 2 (février 2019): 456-64. <https://doi.org/10.1002/mp.13338>.
- Painuli, Deepak, Suyash Bhardwaj, et Utku köse. « Recent Advancement in Cancer Diagnosis Using Machine Learning and Deep Learning Techniques: A Comprehensive Review ». *Computers in Biology and Medicine* 146 (juillet 2022): 105580. <https://doi.org/10.1016/j.compbimed.2022.105580>.
- Parkinson, C., C. Matthams, K. Foley, et E. Spezi. « Artificial Intelligence in Radiation Oncology: A Review of Its Current Status and Potential Application for the Radiotherapy Workforce ». *Radiography* 27 (octobre 2021): S63-68. <https://doi.org/10.1016/j.radi.2021.07.012>.
- Potter, Nicholas J., Karl Mund, Jacqueline M. Andreozzi, Jonathan G. Li, Chihray Liu, et Guanghai Yan. « Error Detection and Classification in Patient-specific IMRT QA with Dual Neural Networks ». *Medical Physics* 47, n° 10 (octobre 2020): 4711-20. <https://doi.org/10.1002/mp.14416>.
- Sadeghnejad Barkousaraie, Azar, Olalekan Ogunmolu, Steve Jiang, et Dan Nguyen. « A Fast Deep Learning Approach for Beam Orientation Optimization for Prostate Cancer Treated with Intensity-modulated Radiation Therapy ». *Medical Physics* 47, n° 3 (mars 2020): 880-97. <https://doi.org/10.1002/mp.13986>.
- Sakai, Madoka, Hisashi Nakano, Daisuke Kawahara, Satoshi Tanabe, Takeshi Takizawa, Akihiro Narita, Takumi Yamada, et al. « Detecting MLC Modeling Errors Using Radiomics-based Machine Learning in Patient-specific QA with an EPID for Intensity-modulated Radiation Therapy ». *Medical Physics* 48, n° 3 (mars 2021): 991-1002. <https://doi.org/10.1002/mp.14699>.

BIBLIOGRAPHIE

- Simon, L., C. Robert, et P. Meyer. « Artificial Intelligence for Quality Assurance in Radiotherapy ». *Cancer/Radiothérapie* 25, n° 6-7 (octobre 2021): 623-26. <https://doi.org/10.1016/j.canrad.2021.06.012>.
- Sun, Baozhou, Dao Lam, Deshan Yang, Kevin Grantham, Tiezhi Zhang, Sasa Mutic, et Tianyu Zhao. « A Machine Learning Approach to the Accurate Prediction of Monitor Units for a Compact Proton Machine ». *Medical Physics* 45, n° 5 (mai 2018): 2243-51. <https://doi.org/10.1002/mp.12842>.
- Tomori, Seiji, Noriyuki Kadoya, Tomohiro Kajikawa, Yuto Kimura, Kakutarou Narazaki, Takahiro Ochi, et Keiichi Jingu. « Systematic Method for a Deep Learning-based Prediction Model for Gamma Evaluation in Patient-specific Quality Assurance of Volumetric Modulated Arc Therapy ». *Medical Physics* 48, n° 3 (mars 2021): 1003-18. <https://doi.org/10.1002/mp.14682>.
- Tomori, Seiji, Noriyuki Kadoya, Yoshiki Takayama, Tomohiro Kajikawa, Katsumi Shima, Kakutarou Narazaki, et Keiichi Jingu. « A Deep Learning-Based Prediction Model for Gamma Evaluation in Patient-Specific Quality Assurance ». *Medical Physics* 45, n° 9 (septembre 2018): 4055-65. <https://doi.org/10.1002/mp.13112>.
- Valdes, G., R. Scheuermann, C. Y. Hung, A. Olszanski, M. Bellerive, et T. D. Solberg. « A Mathematical Framework for Virtual IMRT QA Using Machine Learning: Virtual IMRT QA ». *Medical Physics* 43, n° 7 (20 juin 2016): 4323-34. <https://doi.org/10.1118/1.4953835>.
- Valdes, Gilmer, Maria F. Chan, Seng Boh Lim, Ryan Scheuermann, Joseph O. Deasy, et Timothy D. Solberg. « IMRT QA Using Machine Learning: A Multi-institutional Validation ». *Journal of Applied Clinical Medical Physics* 18, n° 5 (septembre 2017): 279-84. <https://doi.org/10.1002/acm2.12161>.
- Vandewinckele, Liesbeth, Michaël Claessens, Anna Dinkla, Charlotte Brouwer, Wouter Crijns, Dirk Verellen, et Wouter van Elmpt. « Overview of Artificial Intelligence-Based Applications in Radiotherapy: Recommendations for Implementation and Quality Assurance ». *Radiotherapy and Oncology* 153 (décembre 2020): 55-66. <https://doi.org/10.1016/j.radonc.2020.09.008>.
- Wall, Phillip D.H., et Jonas D. Fontenot. « Application and Comparison of Machine Learning Models for Predicting Quality Assurance Outcomes in Radiation Therapy Treatment Planning ». *Informatics in Medicine Unlocked* 18 (2020): 100292. <https://doi.org/10.1016/j.imu.2020.100292>.
- Wall, Phillip D.H., Emily Hirata, Olivier Morin, Gilmer Valdes, et Alon Witzum. « Prospective Clinical Validation of Virtual Patient-Specific Quality Assurance of VMAT Radiation Therapy Plans ». *International Journal of Radiation Oncology*Biophysics*Physics*, mai 2022, S0360301622004011. <https://doi.org/10.1016/j.ijrobp.2022.04.040>.

BIBLIOGRAPHIE

- Wang, J.W., et M. Williams. « Registries, Databases and Repositories for Developing Artificial Intelligence in Cancer Care ». *Clinical Oncology* 34, n° 2 (février 2022): e97-103. <https://doi.org/10.1016/j.clon.2021.11.040>.
- Wojtasik, Arkadiusz Mariusz, Matthew Bolt, Catharine H. Clark, Andrew Nisbet, et Tao Chen. « Multivariate Log File Analysis for Multi-Leaf Collimator Failure Prediction in Radiotherapy Delivery ». *Physics and Imaging in Radiation Oncology* 15 (juillet 2020): 72-76. <https://doi.org/10.1016/j.phro.2020.07.011>.
- Yang, Ruijie, Xueying Yang, Le Wang, Dingjie Li, Yuexin Guo, Ying Li, Yumin Guan, et al. « Commissioning and Clinical Implementation of an Autoencoder Based Classification-Regression Model for VMAT Patient-Specific QA in a Multi-Institution Scenario ». *Radiotherapy and Oncology* 161 (août 2021): 230-40. <https://doi.org/10.1016/j.radonc.2021.06.024>.
- Zanca, F., I. Hernandez-Giron, M. Avanzo, G. Guidi, W. Crijns, O. Diaz, G.C. Kagadis, et al. « Expanding the Medical Physicist Curricular and Professional Programme to Include Artificial Intelligence ». *Physica Medica* 83 (mars 2021): 174-83. <https://doi.org/10.1016/j.ejmp.2021.01.069>.
- Zhao, Wei, Ishan Patil, Bin Han, Yong Yang, Lei Xing, et Emil Schüler. « Beam Data Modeling of Linear Accelerators (Linacs) through Machine Learning and Its Potential Applications in Fast and Robust Linac Commissioning and Quality Assurance ». *Radiotherapy and Oncology* 153 (décembre 2020): 122-29. <https://doi.org/10.1016/j.radonc.2020.09.057>.