



DATASIM Projet CLIPS

CLIPS: Curriculum Learning for Improved PET Segmentation

FALK Anthonin
HAMIE Bachar



Sommaire





01 Contexte

02 Objectifs

03 Contributions

04

Résultats et Difficultées rencontrées

05

Conclusion

Collaboration entre:

- CHU de Nantes
- Équipe de chercheur de Vancouver
- École Centrale de Nantes







Collaboration entre:

- CHU de Nantes
- Équipe de chercheur de Vancouver
- École Centrale de Nantes

Encadrants:

- Thomas CARLIER
- Oriane THIERY
- Diana MATEUS
- Mira RIZKALLAH







Collaboration entre:

- CHU de Nantes
- Équipe de chercheur de Vancouver
- École Centrale de Nantes

Encadrants:

- Thomas CARLIER
- Oriane THIERY
- Diana MATEUS
- Mira RIZKALLAH

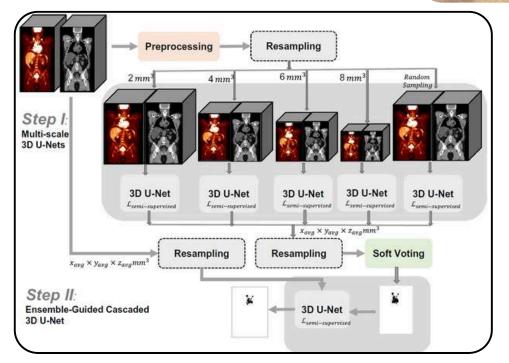
<u>Sujet:</u>

Améliorer les performances d'un CNN réalisant une segmentation d'images TEP et scanographie (développé par Vancouver)











Imagerie avant traitement

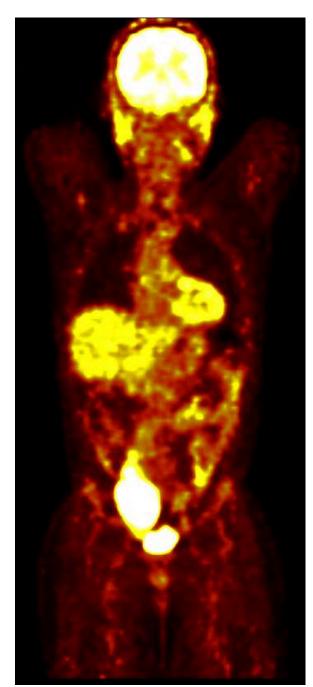




Image TEP

Scanographie

Superposition

Deux modalités d'image :

- TEP: Tomographie par Emission de Positron
- Scanographie (rayons X)



Imagerie avant traitement

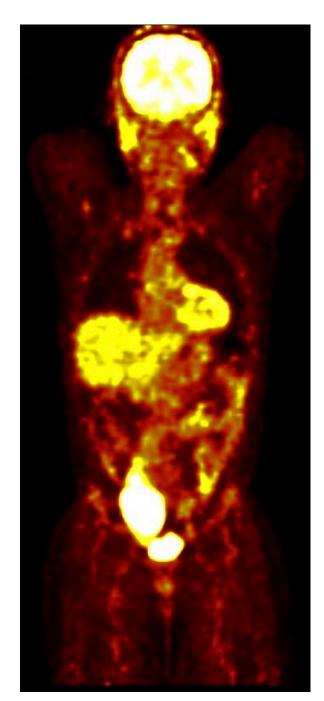
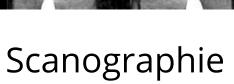
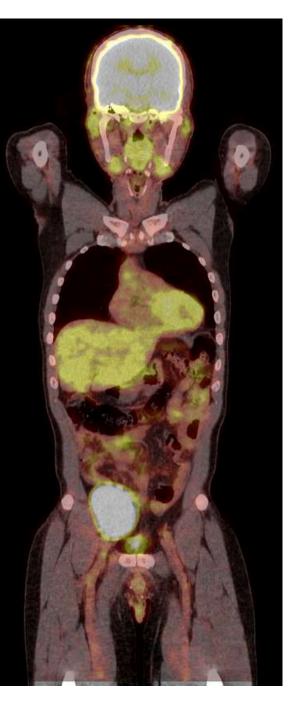


Image TEP







Superposition

<u>Deux modalités d'image :</u>

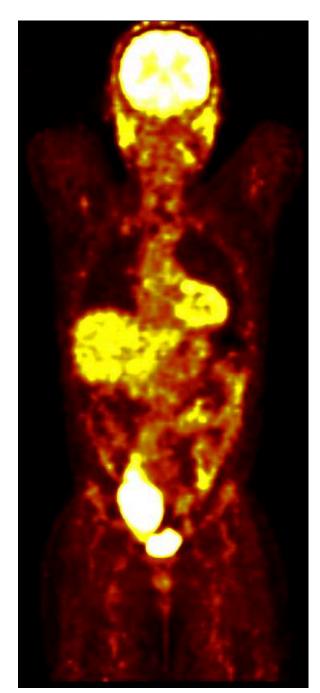
- TEP: Tomographie par Emission de Positron
- Scanographie (rayons X)

Fonctionnement de la TEP :

Injection d'une solution de FDG (glucose modifié avec du Fluor radioactif) et mesure de la concentration



Imagerie avant traitement





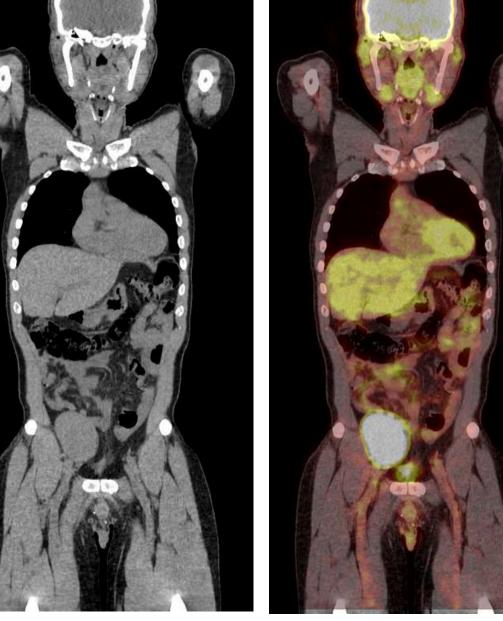


Image TEP Scanographie

Superposition

<u>Deux modalités d'image :</u>

- TEP: Tomographie par Emission de Positron
- Scanographie (rayons X)

<u>Fonctionnement de la TEP :</u>

Injection d'une solution de FDG (glucose modifié avec du Fluor radioactif) et mesure de la concentration

<u>Base de données</u>: issue du protocole clinique GAINED réalisé par LYSA (Lymphoma Study Association)



Imagerie avant traitement

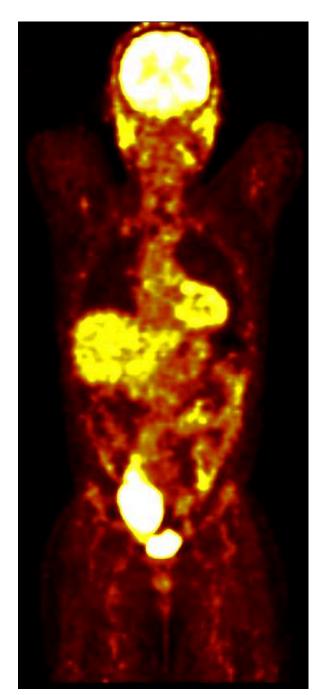
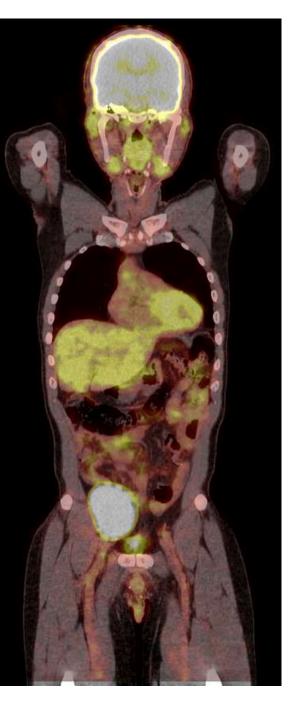


Image TEP







Superposition

Deux modalités d'image :

- TEP: Tomographie par Emission de Positron
- Scanographie (rayons X)

<u>Fonctionnement de la TEP :</u>

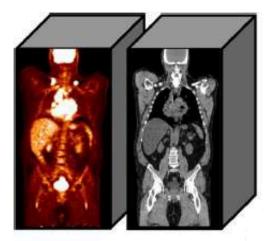
Injection d'une solution de FDG (glucose modifié avec du Fluor radioactif) et mesure de la concentration

<u>Base de données</u>: issue du protocole clinique GAINED réalisé par LYSA (Lymphoma Study Association)

<u>Type de maladie</u>: Lymphome B-diffus à grandes cellules (DLBCL)

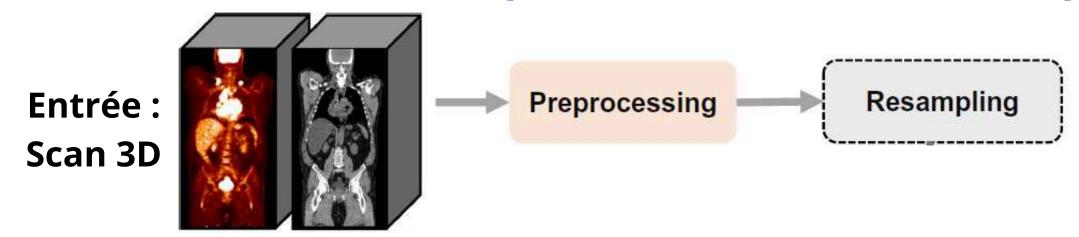


Entrée : Scan 3D

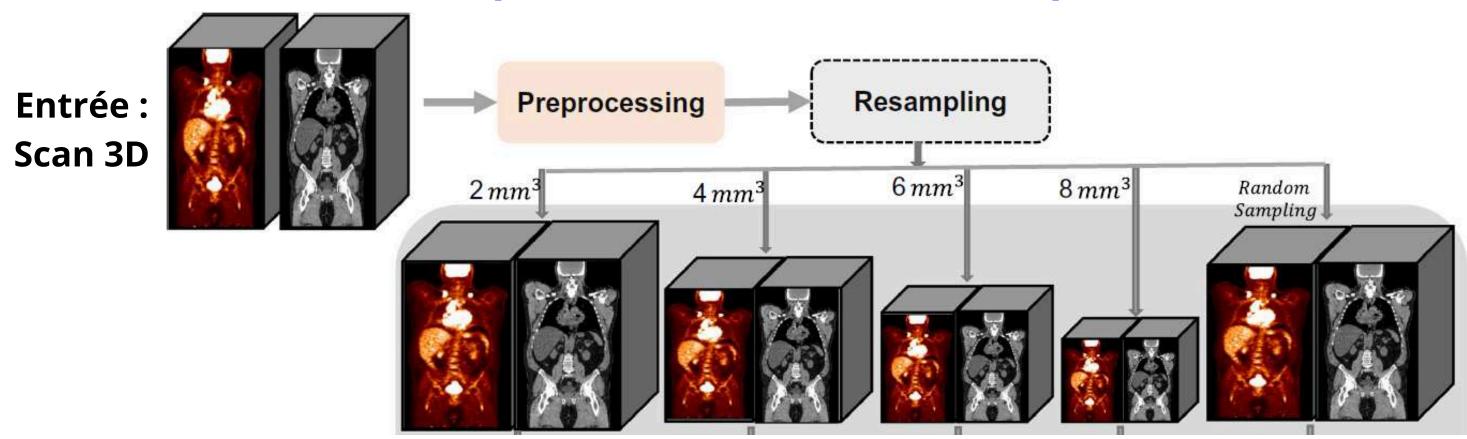




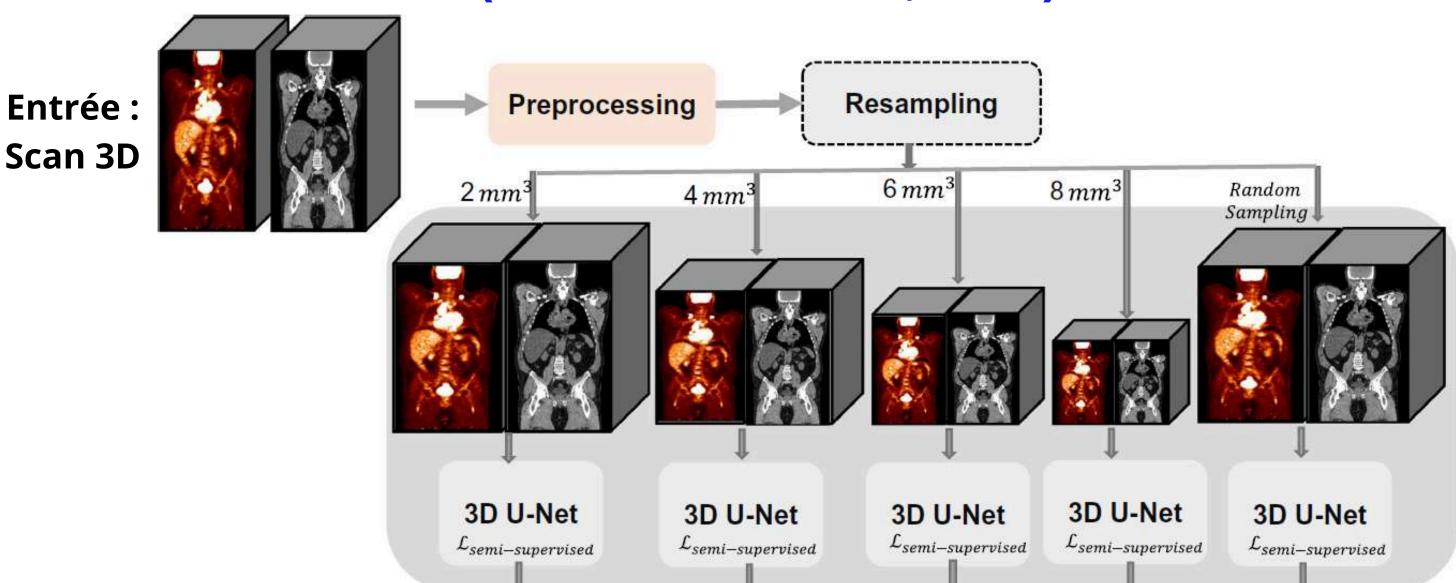


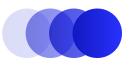


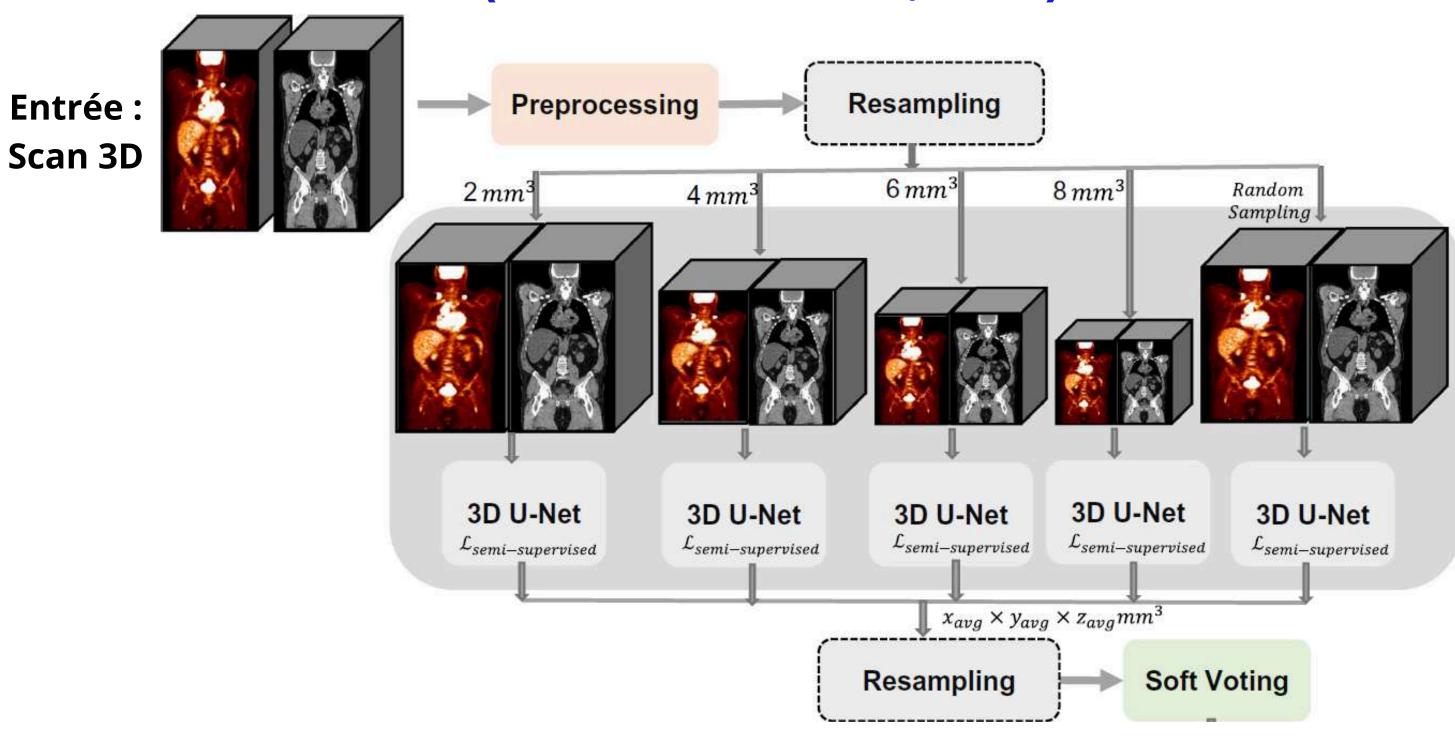


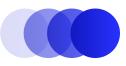












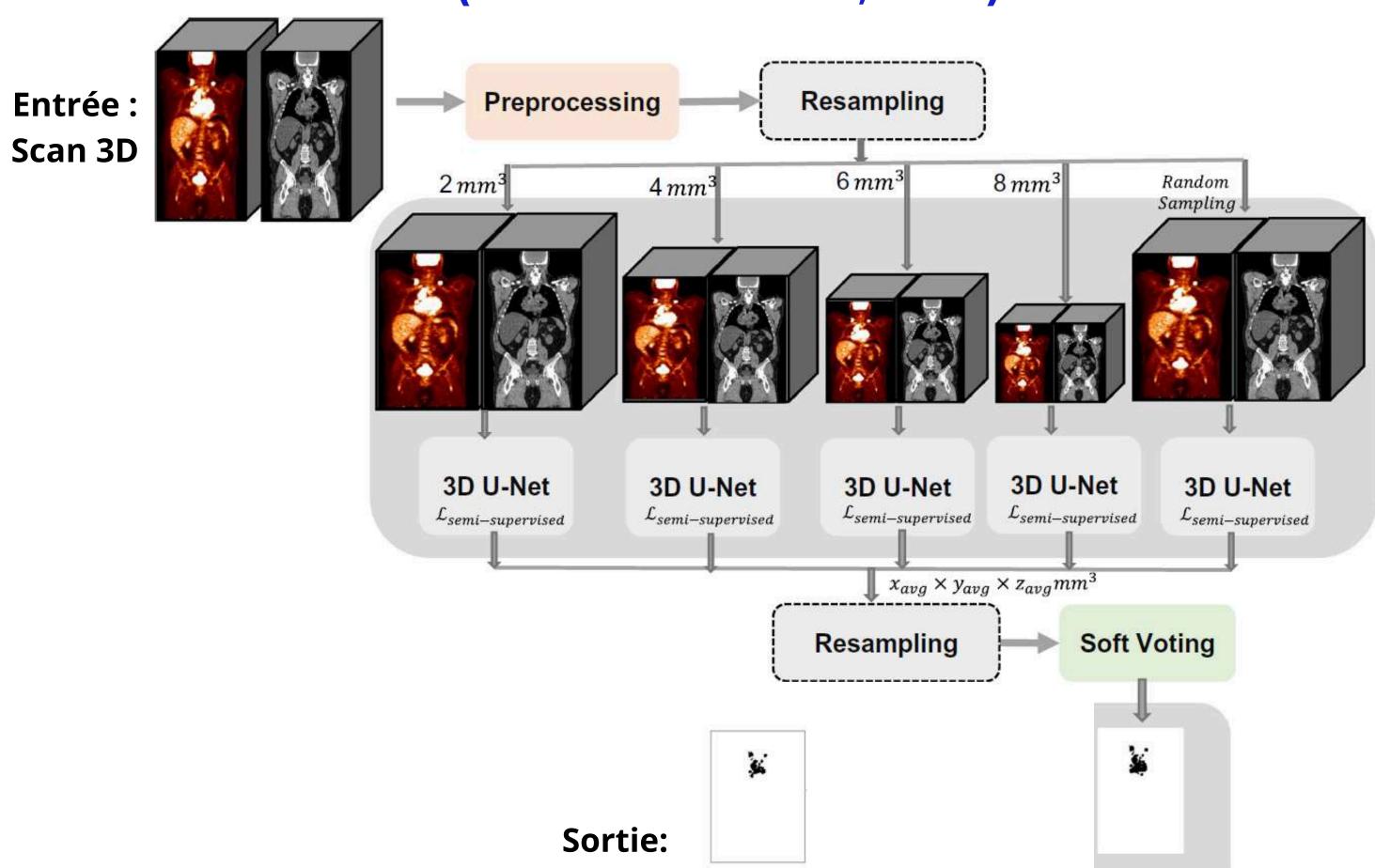
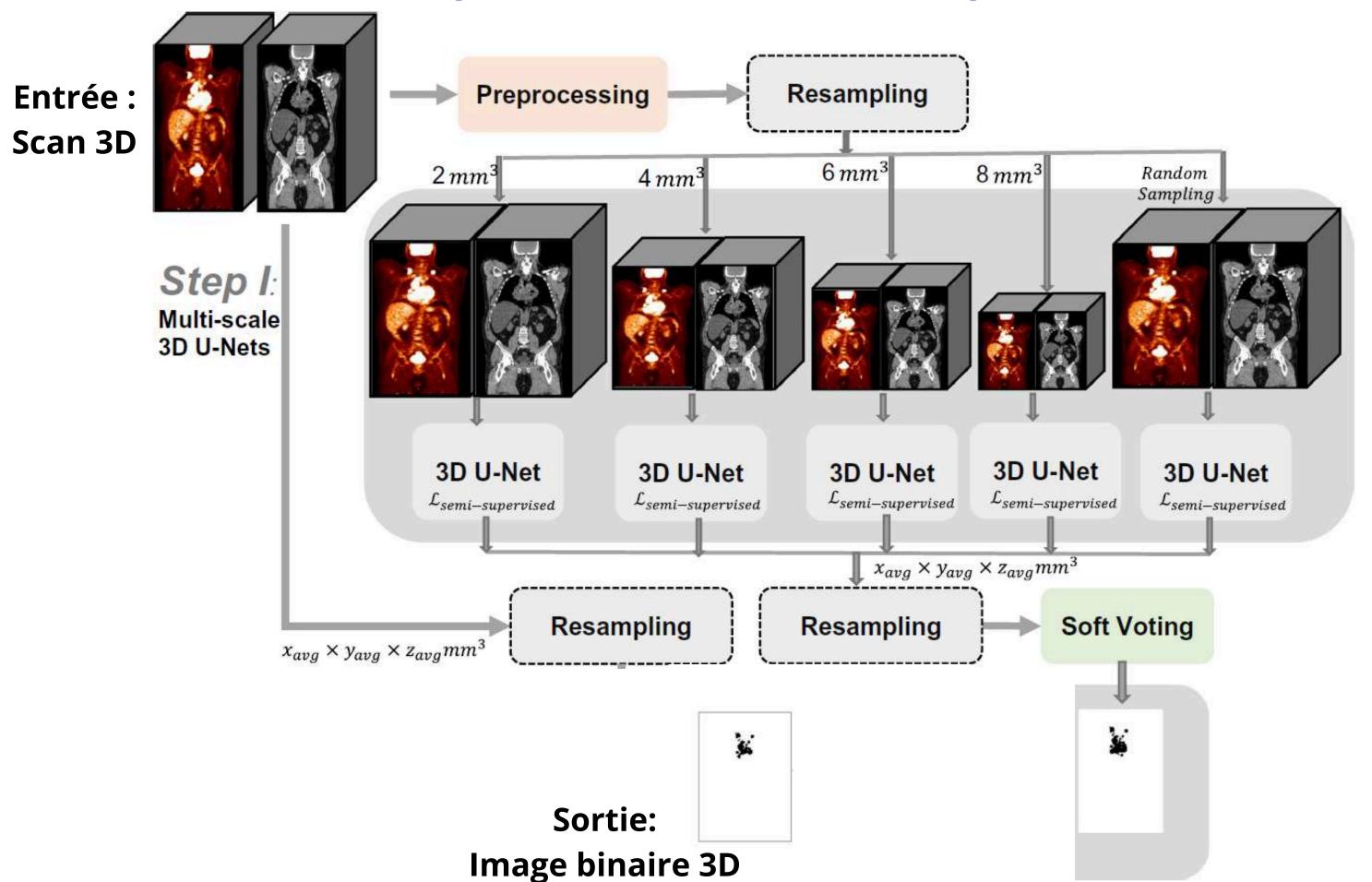
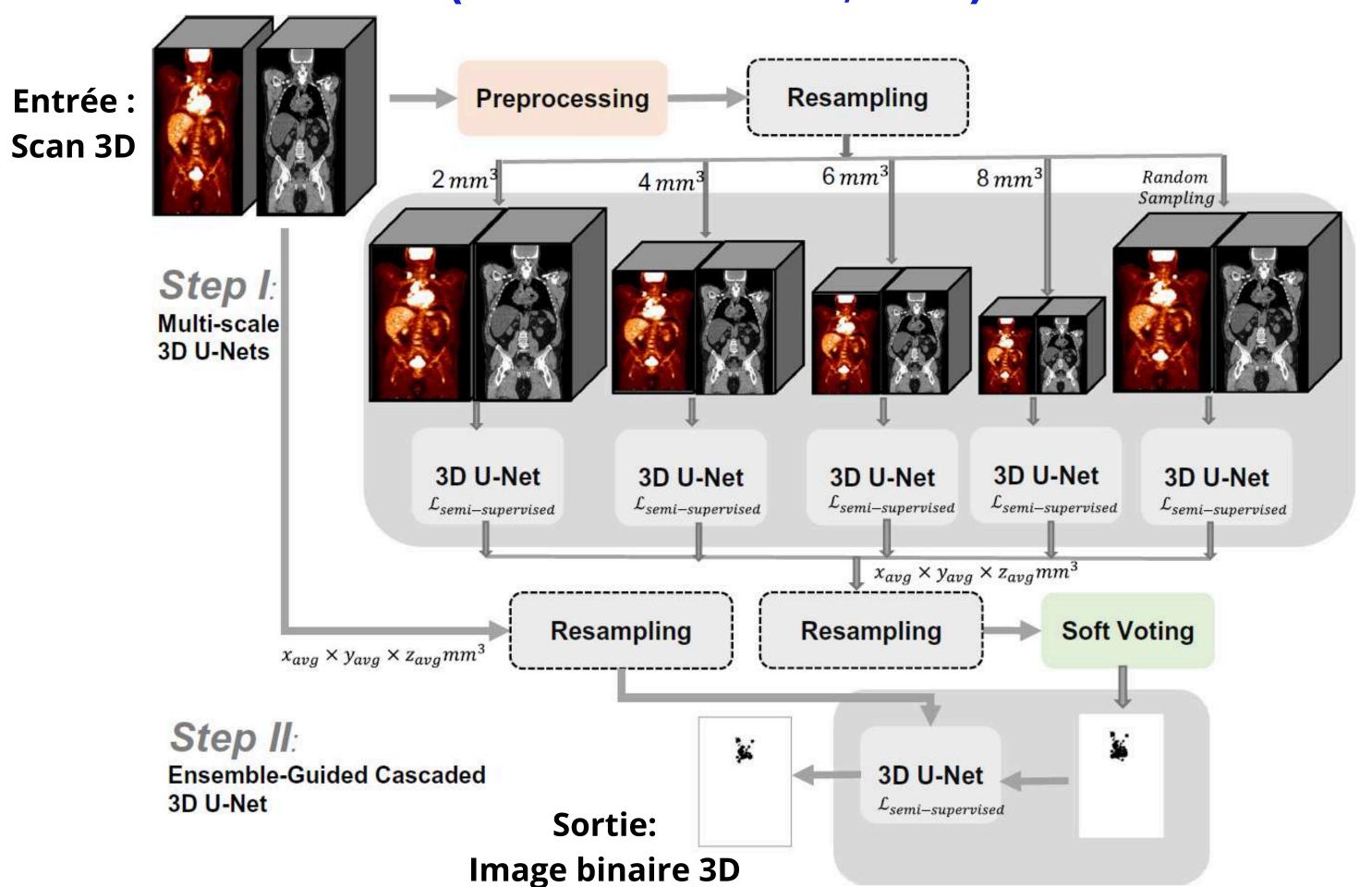


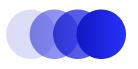
Image binaire 3D











 $y: sortie \ du \ r\'eseau \qquad \theta: param\`etre \ du \ r\'eseau \qquad g: v\'erit\'e \ terrain$

$$\mathcal{L}_{semi-supervised}(y, g; \theta) =$$



y : sortie du réseau

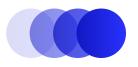
 θ : paramètre du réseau

g: vérité terrain

$$\mathcal{L}_{semi-supervised}(y, g; \theta) = \alpha \mathcal{L}_{MS}(y; \theta)$$

Qualité de la segmentation, non supervisé

(négligeable) $\alpha = 10^{-5}$, $\beta = 1$, $\lambda = 2$



y : sortie du réseau

 θ : paramètre du réseau

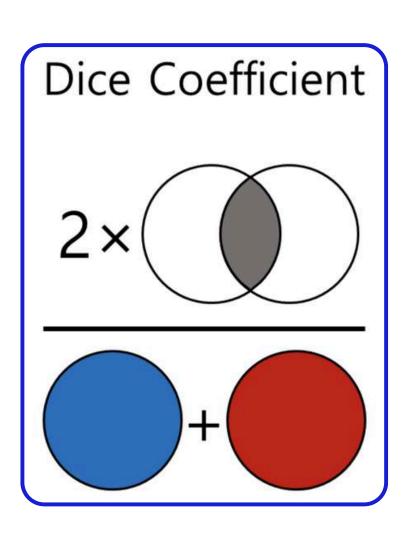
Ecart de surface

g: vérité terrain

$$\mathcal{L}_{semi-supervised}(y,g;\theta) = \alpha \mathcal{L}_{MS}(y;\theta) + \beta \mathcal{L}_{Dice}(y,g;\theta)$$

Qualité de la segmentation, non supervisé

(négligeable) $\alpha = 10^{-5}, \beta = 1, \lambda = 2$





y : sortie du réseau

 θ : paramètre du réseau

g : vérité terrain

$$\mathcal{L}_{semi-supervised}(y,g;\theta) = \alpha \mathcal{L}_{MS}(y;\theta) + \beta \mathcal{L}_{Dice}(y,g;\theta) + \lambda \mathcal{L}_{CE}(y,g;\theta)$$

Qualité de la segmentation, non supervisé

Ecart de surface

Entropie croisée

$$\left(\mathcal{L}_{CE}(g,y) = -g\log(y) - (1-g)\log(1-y)\right)$$

(négligeable)
$$\alpha = 10^{-5}, \beta = 1, \lambda = 2$$

Objectifs

Problème

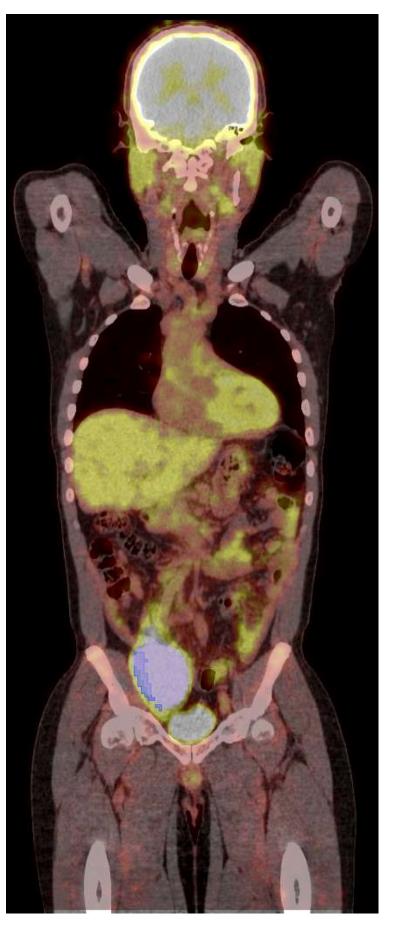


Mauvaise segmentation de certains patients

Objectif

02

Améliorer les performances de TMTV-NET avec des méthodes d'Apprentissage Progressif



Patient mal segmenté



Patient "mal" segmenté



Démarche de notre projet





01

État de l'art de toutes les méthodes d'Apprentissage Progressif (Curriculum Learning)

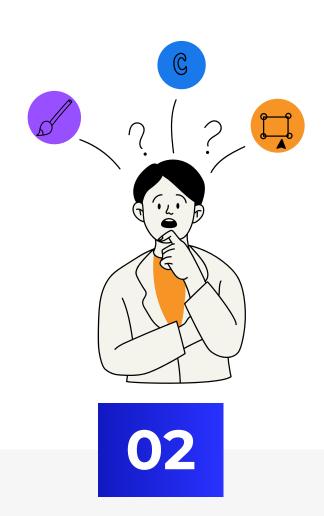
Démarche de notre projet





01

État de l'art de toutes les méthodes d'Apprentissage Progressif (Curriculum Learning)



Choix de la méthode la plus adaptée

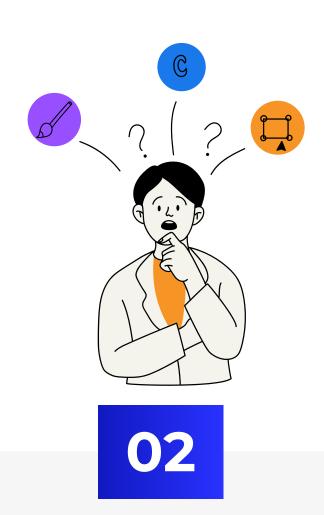
Démarche de notre projet





01

État de l'art de toutes les méthodes d'Apprentissage Progressif (Curriculum Learning)



Choix de la méthode la plus adaptée



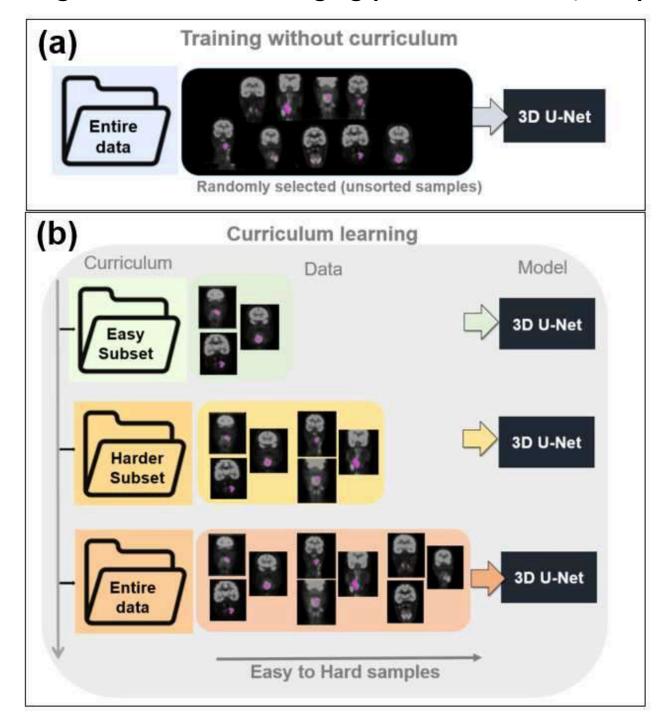
03

Application de la méthode pour améliorer les performances de TMTV-NET

03 Contribution

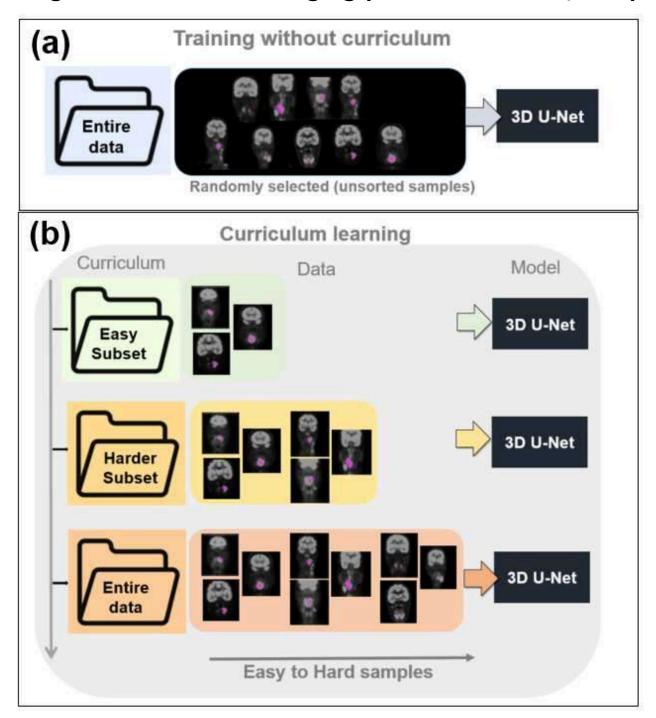


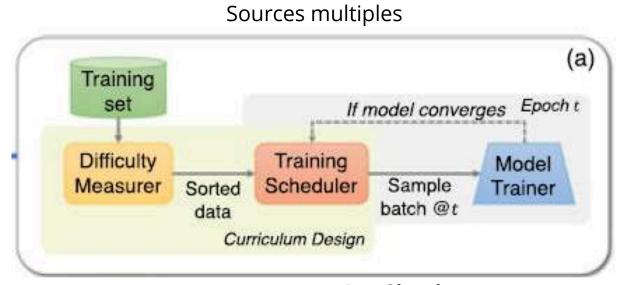
Curriculum Learning for Improved Tumor Segmentation in PET Imaging (F. Yousefirizi et al, 2022)





Curriculum Learning for Improved Tumor Segmentation in PET Imaging (F. Yousefirizi et al, 2022) A Survey on Curriculum Learning (X. Wang et al, 2022)





AP Prédéfini (Predefined Curriculum Learning)

Training

set

Difficulty

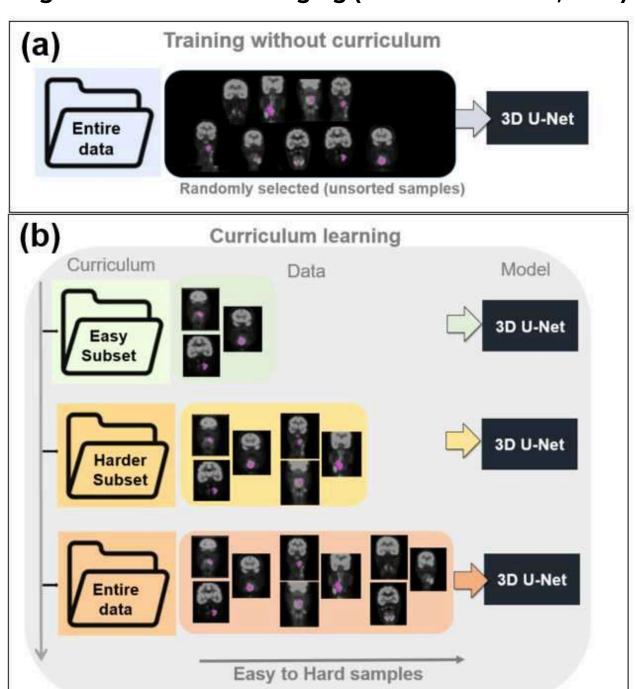
Measurer

Sorted

data



Curriculum Learning for Improved Tumor Segmentation in PET Imaging (F. Yousefirizi et al, 2022)



A Survey on Curriculum Learning (X. Wang et al, 2022)

(a)

If model converges Epoch t

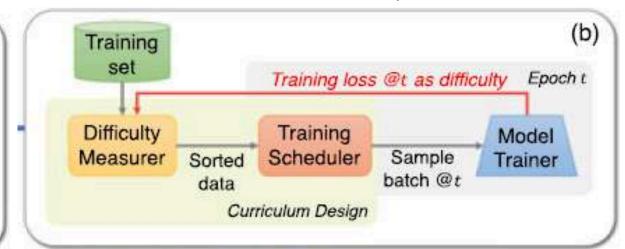
Sample

batch @t

Model

Trainer

M. Kumar et al., "Self-paced learning for latent variable models," 2010



AP Prédéfini

Training

Scheduler

Curriculum Design

Sources multiples

Apprentissage Autorythmé (Self-paced Learning)

Training

set

Difficulty

Measurer

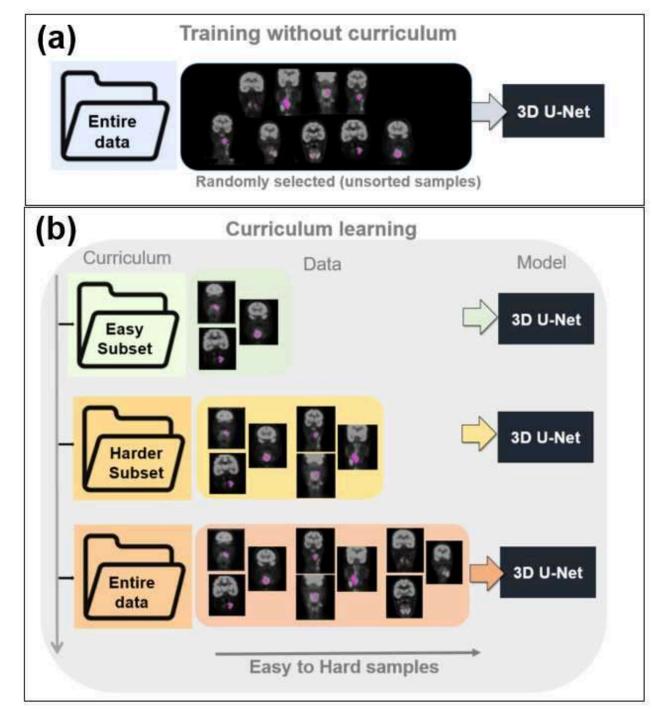
Sorted

data



Curriculum Learning for Improved Tumor





A Survey on Curriculum Learning (X. Wang et al, 2022)

(a)

If model converges Epoch t

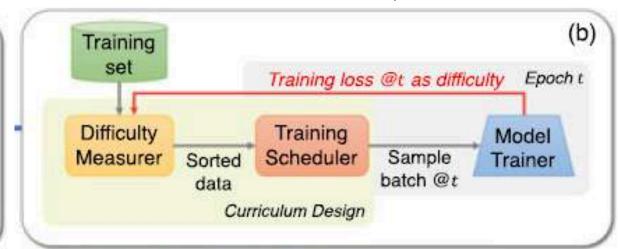
Sample

batch @t

Model

Trainer

M. Kumar et al., "Self-paced learning for latent variable models," 2010



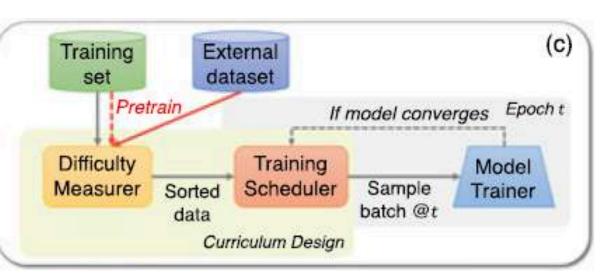
AP Prédéfini

Sources multiples

Training

Scheduler

Curriculum Design



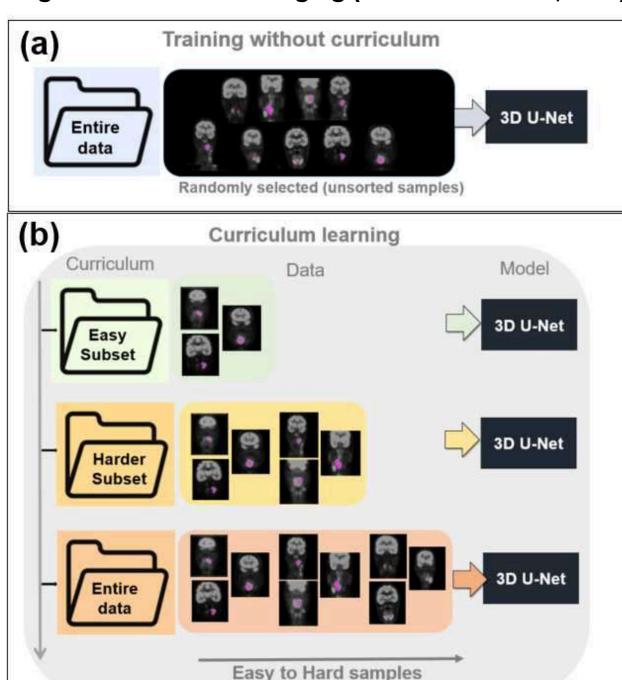
Professeur Transféré (Transfer Teacher)

G. Hacohen and D. Weinshall," On the power of curriculum learning in training deep networks," 2019 + Sources multiples

Apprentissage Autorythmé

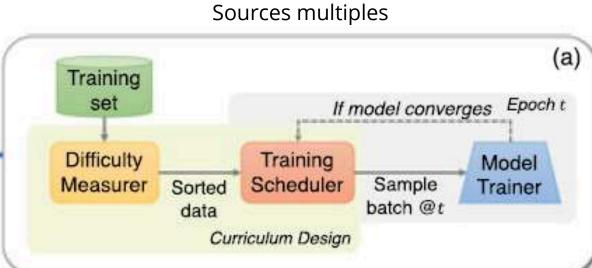


Curriculum Learning for Improved Tumor Segmentation in PET Imaging (F. Yousefirizi et al, 2022)

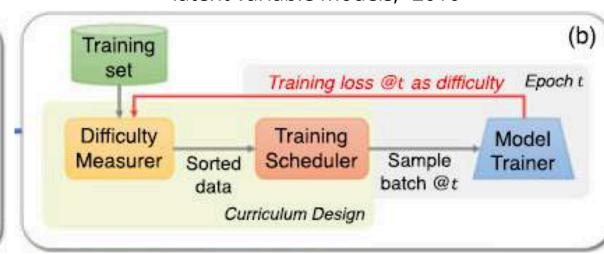


A Survey on Curriculum Learning (X. Wang et al, 2022)

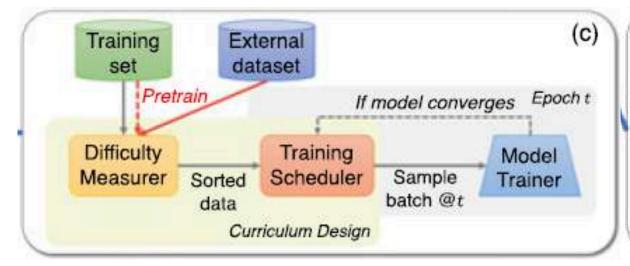
M. Kumar et al., "Self-paced learning for latent variable models," 2010



AP Prédéfini

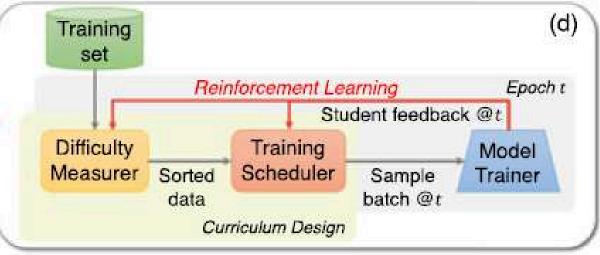


Apprentissage Autorythmé



Professeur Transféré

G. Hacohen and D. Weinshall," On the power of curriculum learning in training deep networks," 2019+ Sources multiples



Professeur Apprenant par Renforcement

A. Graves et al., "Automated curriculum learning for neural networks," 2017

Training

set

Difficulty

Measurer

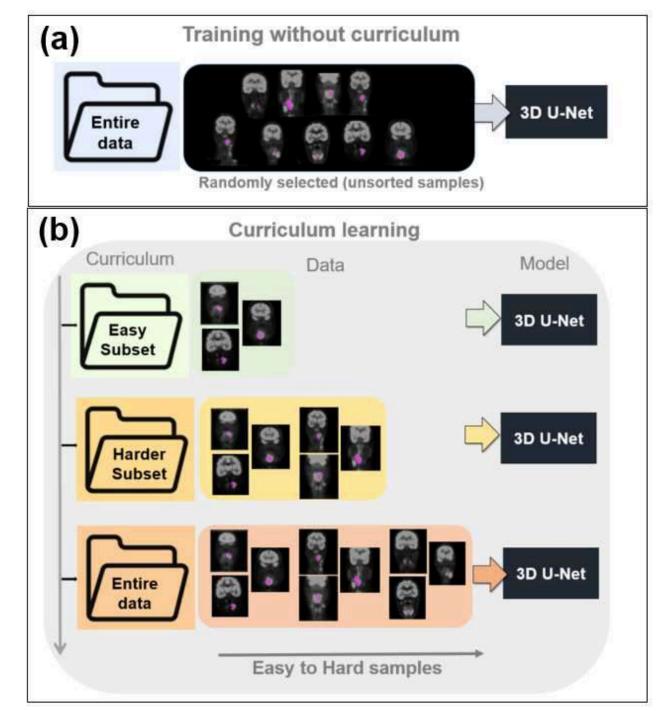
Sorted

data



Curriculum Learning for Improved Tumor

Segmentation in PET Imaging (F. Yousefirizi et al, 2022)



Filtre

Gaussien

A Survey on Curriculum Learning (X. Wang et al, 2022)

Training

(a)

If model converges Epoch t

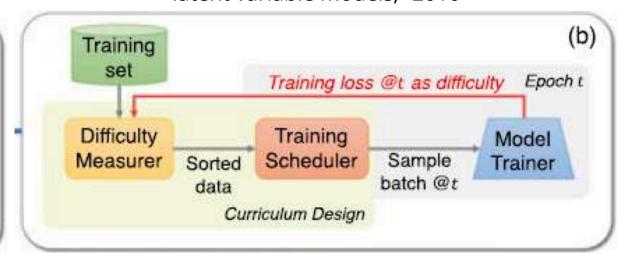
Sample

batch @t

Model

Trainer

M. Kumar et al., "Self-paced learning for latent variable models," 2010



AP Prédéfini

Sources multiples

Training

Scheduler

Curriculum Design

(c) Training External dataset set Pretrain If model converges Difficulty Training Model Sample Measurer Scheduler Sorted Trainer batch @t data Curriculum Design

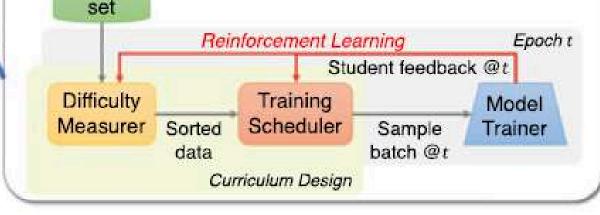
Professeur Transféré

G. Hacohen and D. Weinshall," On the power of curriculum learning in training deep networks," 2019 + Sources multiples

Apprentissage Progressif par lissage (Curriculum by Smoothing)

Samarth Sinha et al. 2020

Apprentissage Autorythmé



Professeur Apprenant par Renforcement

A. Graves et al., "Automated curriculum learning for neural networks," 2017

(d)

Training

set

Difficulty

Measurer

Difficulty

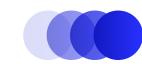
Measurer

Sorted

data

Sorted

data



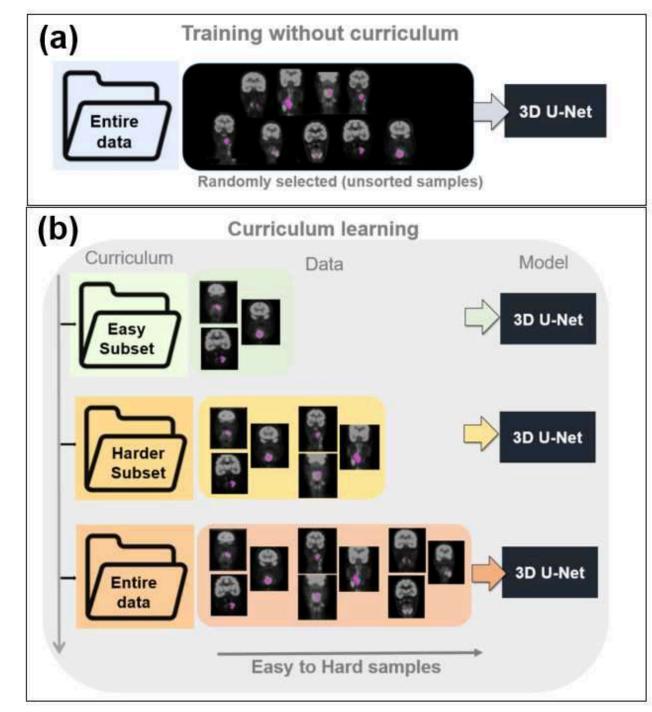
Student feedback @t

Sample

batch @t

Curriculum Learning for Improved Tumor

Segmentation in PET Imaging (F. Yousefirizi et al, 2022)



A Survey on Curriculum Learning (X. Wang et al, 2022)

(a)

If model converges Epoch t

Sample

batch @t

Sample

batch @t

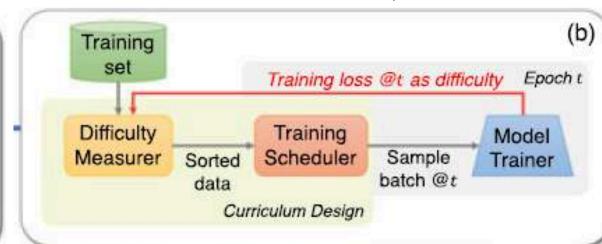
Model

Trainer

Model

Trainer

M. Kumar et al., "Self-paced learning for latent variable models," 2010



AP Prédéfini

Sources multiples

Training

Scheduler

Curriculum Design

Apprentissage Autorythmé (d) Training Training External dataset set Reinforcement Learning Epoch t Pretrain If model converges

Difficulty

Measurer

Sorted

data

Professeur Transféré

Curriculum Design

Training

Scheduler

G. Hacohen and D. Weinshall," On the power of curriculum learning in training deep networks," 2019 + Sources multiples

Professeur Apprenant par Renforcement

Training

Scheduler

Curriculum Design

A. Graves et al., "Automated curriculum learning for neural networks," 2017

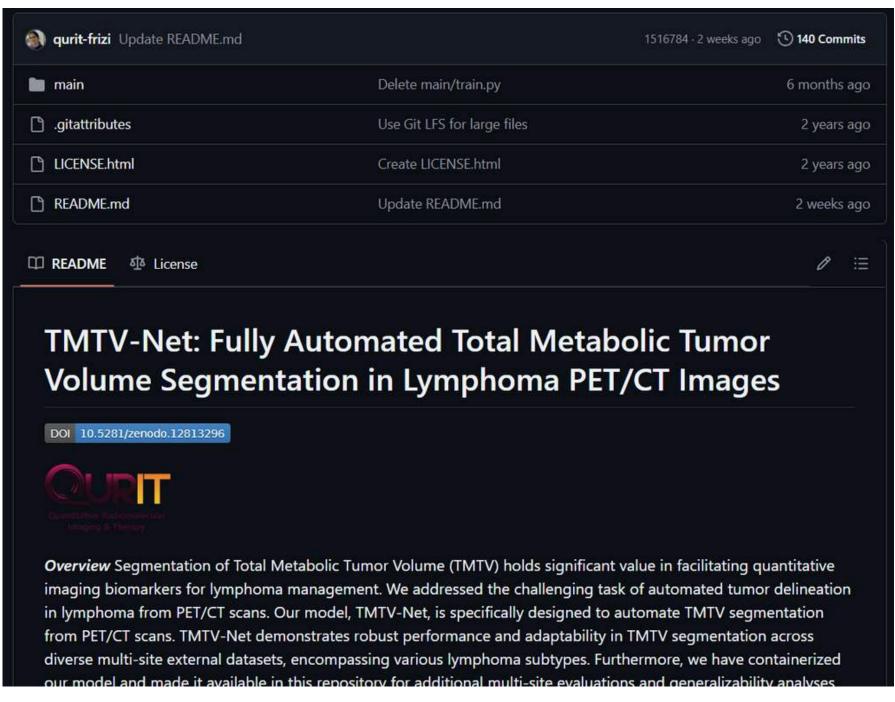
Motivations de ce choix : Poids du réseau pré-entraîné disponibles, Métriques de performances déjà produites, Peaufinage des poids possible

Model

Trainer

Prise en main du code (version du 19/12/2024)



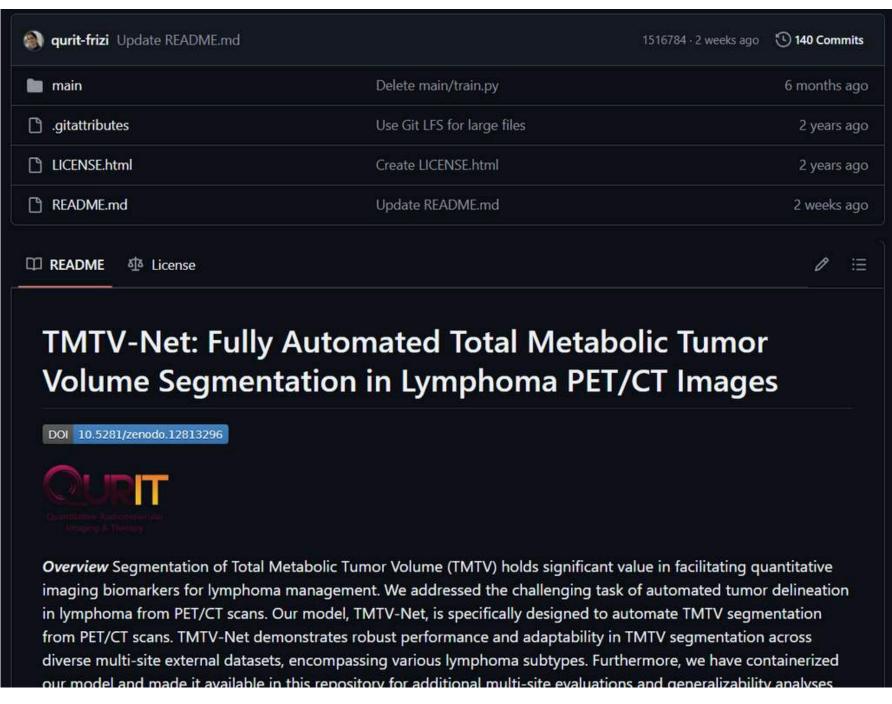


Code disponible sur GitHub

(https://github.com/qurit-frizi/TMTV-Net/)

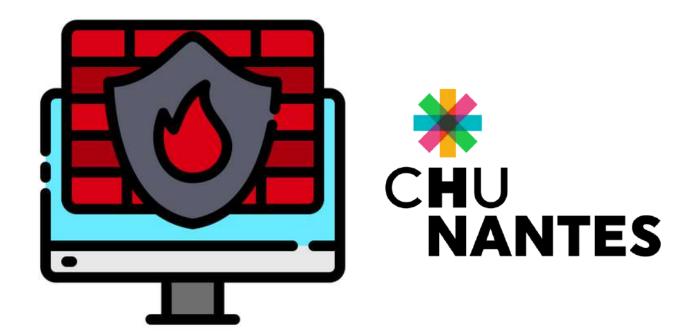
Prise en main du code (version du 19/12/2024)









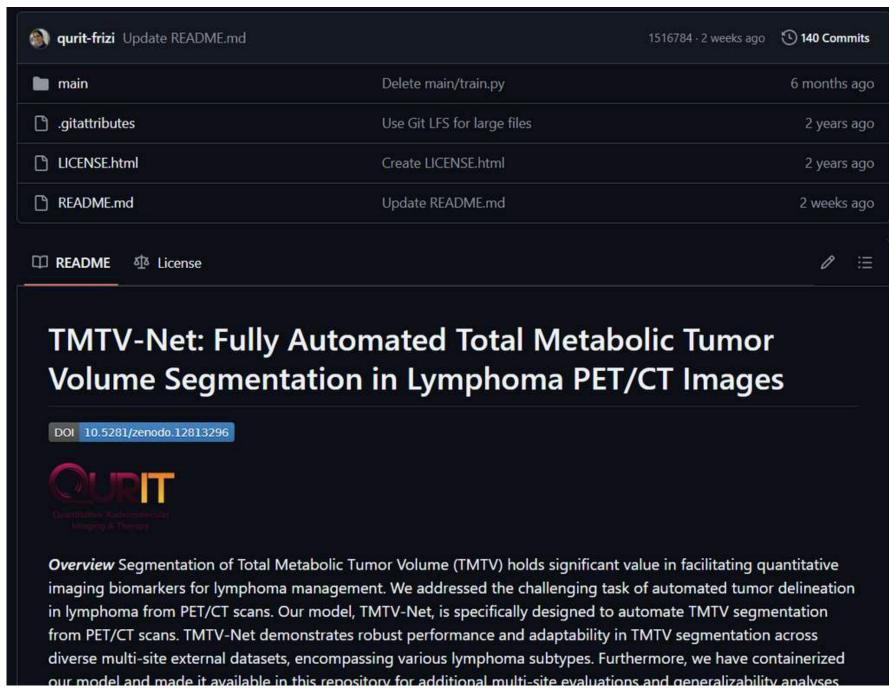


Code disponible sur GitHub

(https://github.com/qurit-frizi/TMTV-Net/)

Prise en main du code (version du 19/12/2024)







~5 min

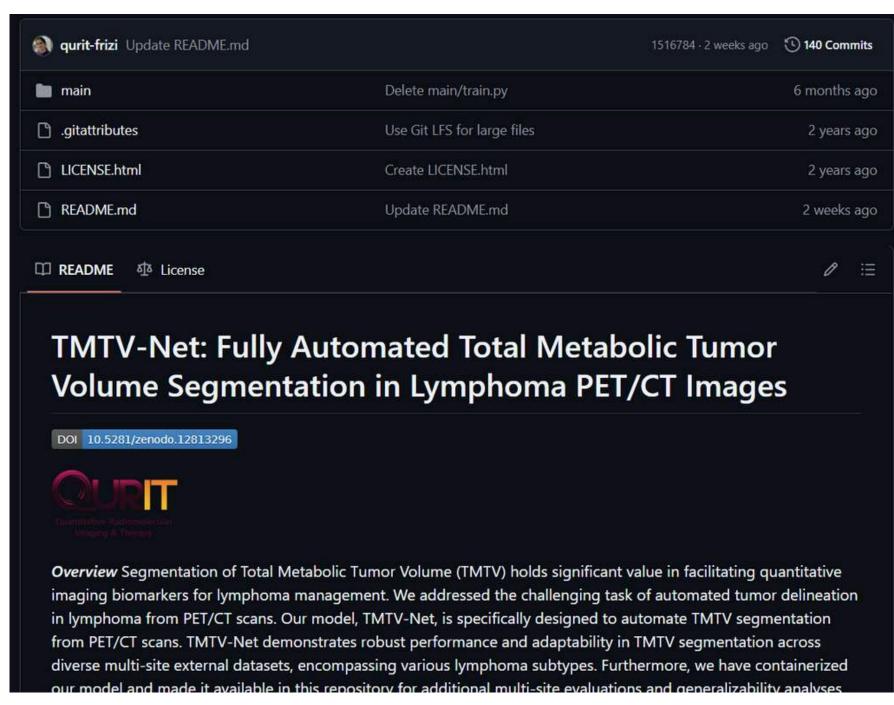
~20 min (ou +)

Code disponible sur GitHub

(https://github.com/qurit-frizi/TMTV-Net/)

Prise en main du code (version du 19/12/2024)





Code disponible sur GitHub (https://github.com/qurit-frizi/TMTV-Net/)





~5 min

~20 min (ou +)

- Code très bien structuré
- Très peu de commentaires
- Compréhension du code jusqu'à un point de blocage
- Objet de type "Dataset" qui ne possède aucun exemple

Écriture d'un petit code



```
Patient: 11011101021004
Tolerance : 5
Lesionwise threshold : 50.0%
Max SUV = 23.127735137939453
Distance moyenne : 10.613 mm
Distance de Hausdorff : 44.9 mm
Dice: 0.558
NSD à 5mm : 0.668
BJI à 5mm : 0.626
TMTV calculé par TMTV-NET (non seuillé):
TMTV calculé par TMTV-NET (seuillé): 52.1
TMTV réel (seuillé à 4): 134.4 ml
TMTV FP non seuillé :42.18 ml
TMTV FP seuillé : 0.06 ml
TMTV FN : 82.37 ml
TMTV TP : 52.03 ml
Précision : 99.88 %
Recall : 38.71 %
Approach 1:
Nombre de lésions TP : 1 / 1 (100.0%)
Nombre de lésions FN : 0 / 1 (0.0%)
Nombre de prédictions FP : 0 / 1 (0.0%)
Approach 2:
Nombre de lésions TP : 1 / 1 (100.0%)
Nombre de lésions FN : 0 / 1 (0.0%)
Nombre de prédictions FP : 0 / 1 (0.0%)
```

Fichier texte contenant les métriques

Écriture d'un petit code



```
Patient: 11011101021004
Tolerance : 5
Lesionwise threshold : 50.0%
Max SUV = 23.127735137939453
Distance moyenne : 10.613 mm
Distance de Hausdorff : 44.9 mm
Dice: 0.558
NSD à 5mm : 0.668
BJI à 5mm : 0.626
TMTV calculé par TMTV-NET (non seuillé):
TMTV calculé par TMTV-NET (seuillé): 52.1
TMTV réel (seuillé à 4): 134.4 ml
TMTV FP non seuillé :42.18 ml
TMTV FP seuillé : 0.06 ml
TMTV FN : 82.37 ml
TMTV TP : 52.03 ml
Précision: 99.88 %
Recall : 38.71 %
Approach 1:
Nombre de lésions TP : 1 / 1 (100.0%)
Nombre de lésions FN : 0 / 1 (0.0%)
Nombre de prédictions FP : 0 / 1 (0.0%)
Approach 2:
Nombre de lésions TP : 1 / 1 (100.0%)
Nombre de lésions FN : 0 / 1 (0.0%)
Nombre de prédictions FP : 0 / 1 (0.0%)
```

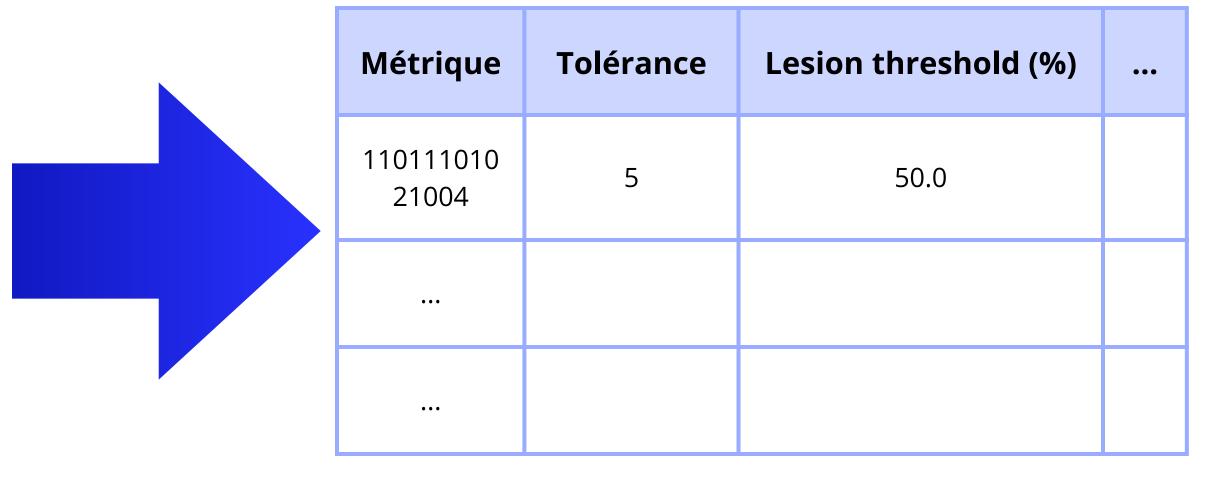
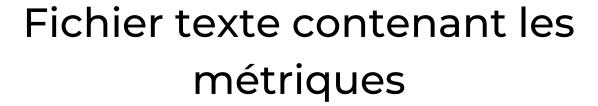
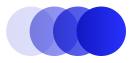


Tableau contenant les données



04 Résultats et Difficultés rencontrées

Difficultées rencontrées



CHU Nantes

- Besoin d'accéder aux ordinateurs du CHU
- Données trop grosses et sensibles
- Création environnement malgré le pare-feu du CHU

 Code très difficilement exploitable

Vancouver

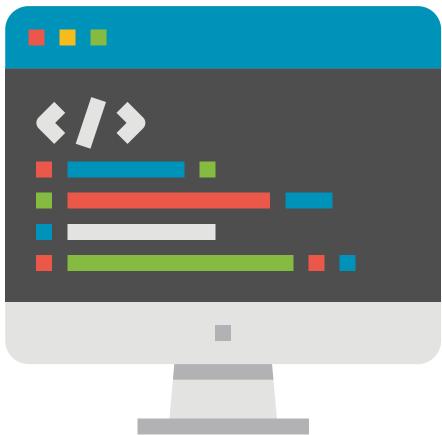
 Besoin d'aide mais peu d'interactions





- État de l'art des méthodes d'Apprentissage Progressif
- Compréhension et Maîtrise du code
- Programme pour exploitation des métriques
- Documentation recommandée par le CHU pour les repreneurs





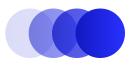




- État de l'art des méthodes d'Apprentissage Progressif
- Compréhension et Maîtrise du code
- Programme pour exploitation des métriques
- Documentation recommandée par le CHU pour les repreneurs

• Démarche et réflexion de ce projet

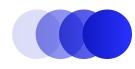




- État de l'art des méthodes d'Apprentissage Progressif
- Compréhension et Maîtrise du code
- Programme pour exploitation des métriques
- Documentation recommandée par le CHU pour les repreneurs

- Démarche et réflexion de ce projet
 - Recherche bibliographique
 - Compréhension du code
 - Difficultés rencontrées





- État de l'art des méthodes d'Apprentissage Progressif
- Compréhension et Maîtrise du code
- Programme pour exploitation des métriques
- Documentation recommandée par le CHU pour les repreneurs

- Démarche et réflexion de ce projet
 - Recherche bibliographique
 - Compréhension du code
 - Difficultés rencontrées
- Construction du Docker ou de l'environnement venv





- État de l'art des méthodes d'Apprentissage Progressif
- Compréhension et Maîtrise du code
- Programme pour exploitation des métriques
- Documentation recommandée par le CHU pour les repreneurs

- Démarche et réflexion de ce projet
 - Recherche bibliographique
 - Compréhension du code
 - Difficultés rencontrées
- Construction du Docker ou de l'environnement venv
- Comment utiliser le code



• Importance des commentaires dans un code



• Importance des commentaires dans un code

• Passer moins de temps sur la création de

l'environnement



• Importance des commentaires dans un code

• Passer moins de temps sur la création de

l'environnement

• Un premier pas vers le monde de la recherche



Merci pour votre attention

