

Master Informatique, Sorbonne Université  
Laboratoire d'Imagerie Biomédicale

# Débruitage D'IRMs

Par SVM et GANs

Encadré par :

**Clara Bremond Martin**

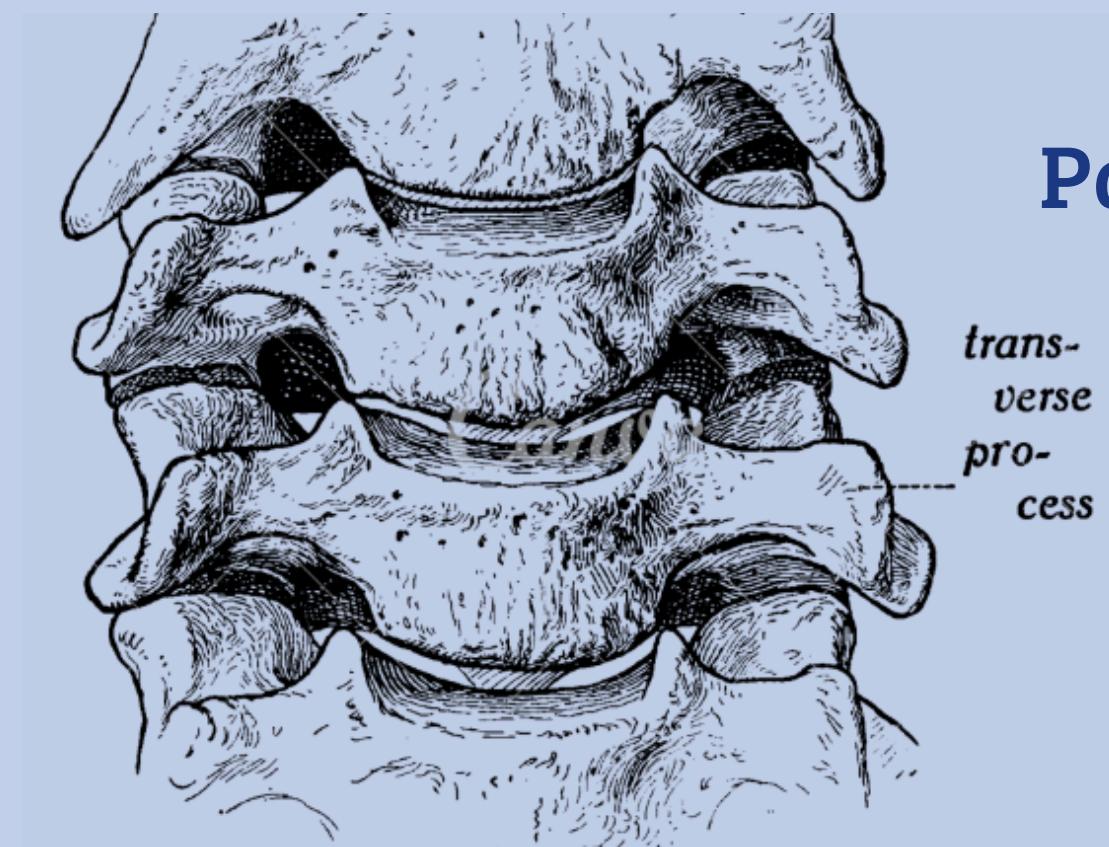


Laboratoire d'Imagerie Biomédicale

Par :

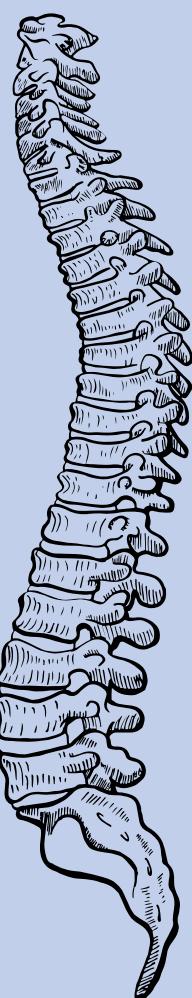
**Loubar Hocine**

**Chrysanthou Athena**



# IRM ? →

La modalité de référence pour le rachis lombaire,  
on en distingue plusieurs types :



La T1 =  
visualisation  
de  
l'anatomie  
générale

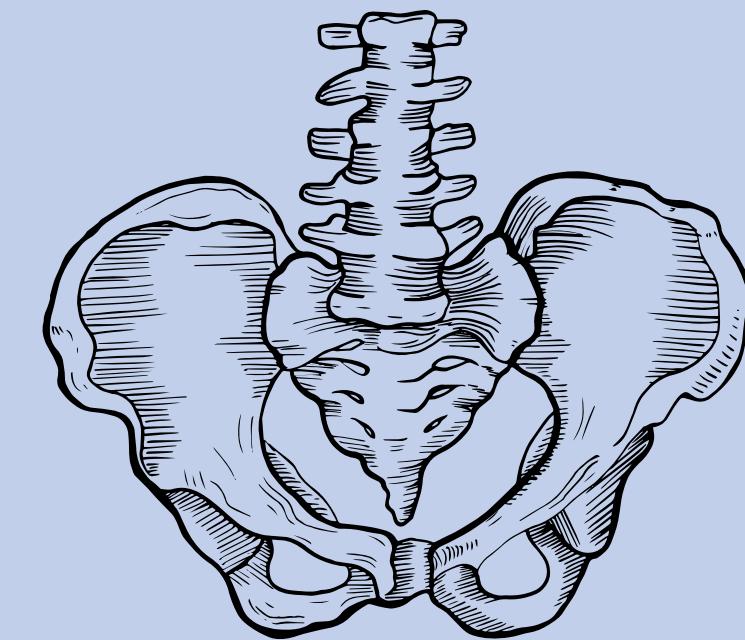
La T2 =  
la visualisation  
de  
pathologies

Ce qui peut altérer/masquer  
les détails cliniques cruciaux

Les T2 prennent jusqu'à 45 mins pour l'acquisition  
= bruit :  
thermique, mouvement, respiration

# Problématique

**Le bruit touche les zones où l'information est la plus critique!**



Filtrage classique

Flou

Perte d'information

Pourquoi le machine learning ?

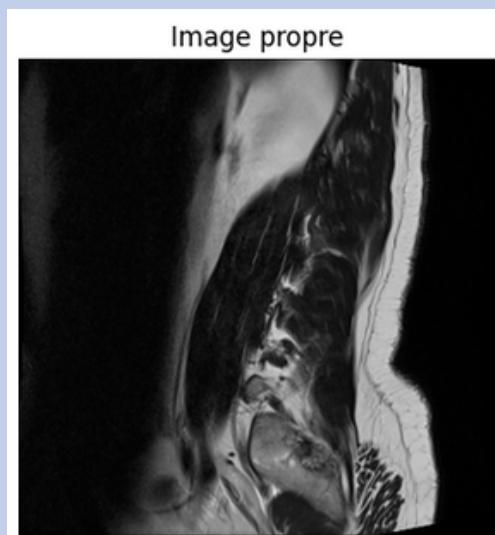
Comment supprimer le bruit sans perdre les détails?

SVM

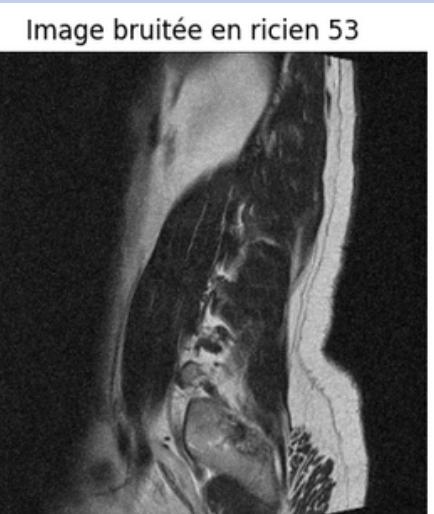
GAN

# Méthodes

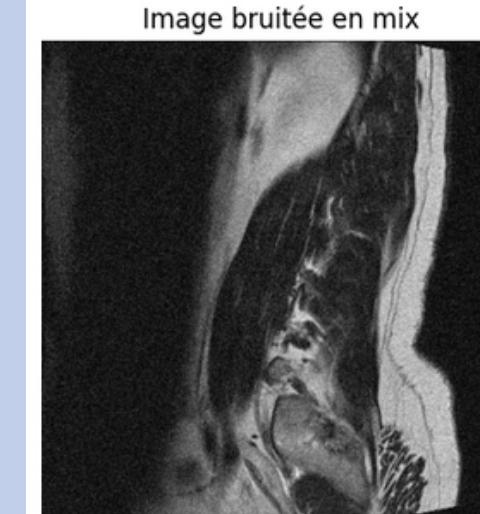
Original



Gaußien (4)



Mix



Lecture des images



Bruitage des images

Dataset utilisé (2)



Images Lombaires

Ressources



Entraînement



GAN : 230 im.

SVM : 75 (70k p.)



Test



GAN : 88 im.

SVM : 75 (30k p.)

Métriques (1)



MSE



PSNR



IM



AKLD



SSIM



BLUR

Computational



ThinkPad Carbon xl gen 7



Asus Zenbook UX331FA

(1) Alqahtani (2019) An analysis of evaluation metrics of GANs

(2) Coupé (2010) Robust Rician noise estimation for MR images

(3) Sud Sudirman et al. Lumbar Spine MRI Dataset. Version 2. 2019..

(4) Bergounioux. (2011) Quelques méthodes de filtrage en Traitement d'Image

**SVR** →

Prédire la vraie valeur d'un pixel bruité.

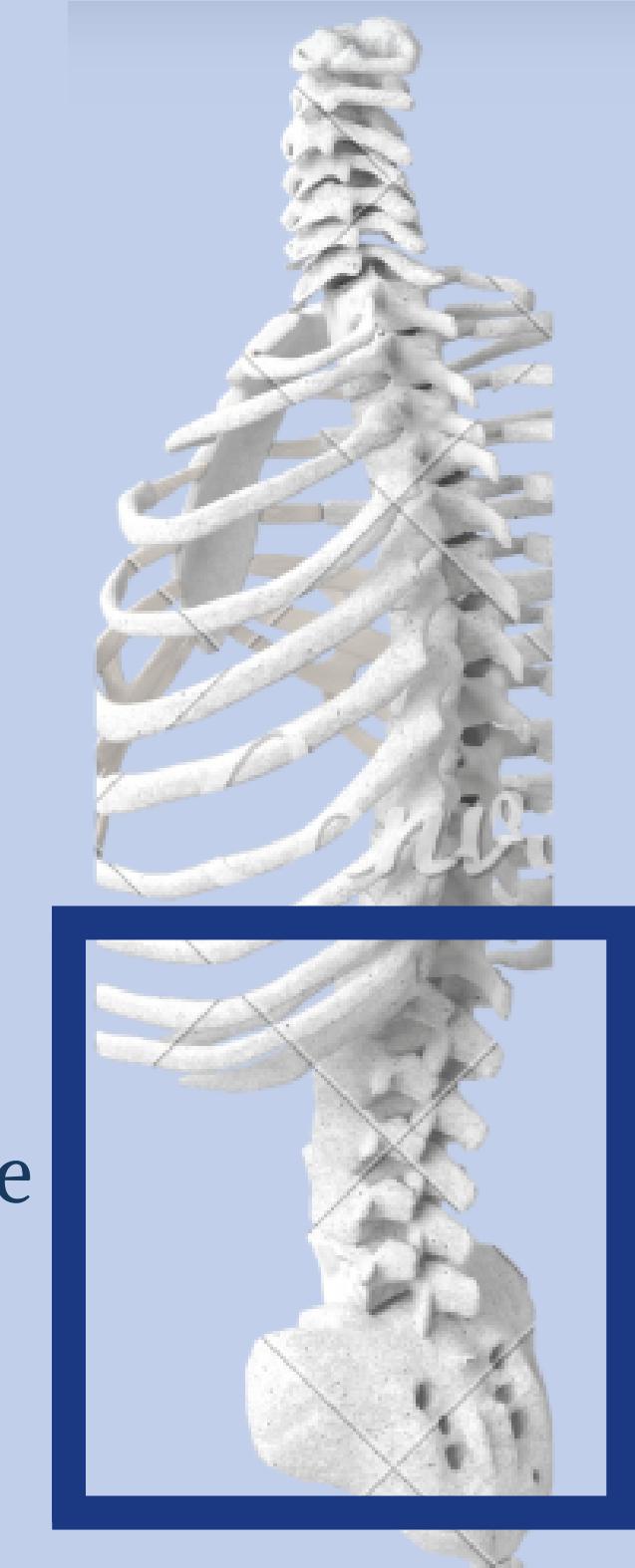
**Entrée** →

Un patch centré sur un pixel bruité  
(voisinage).

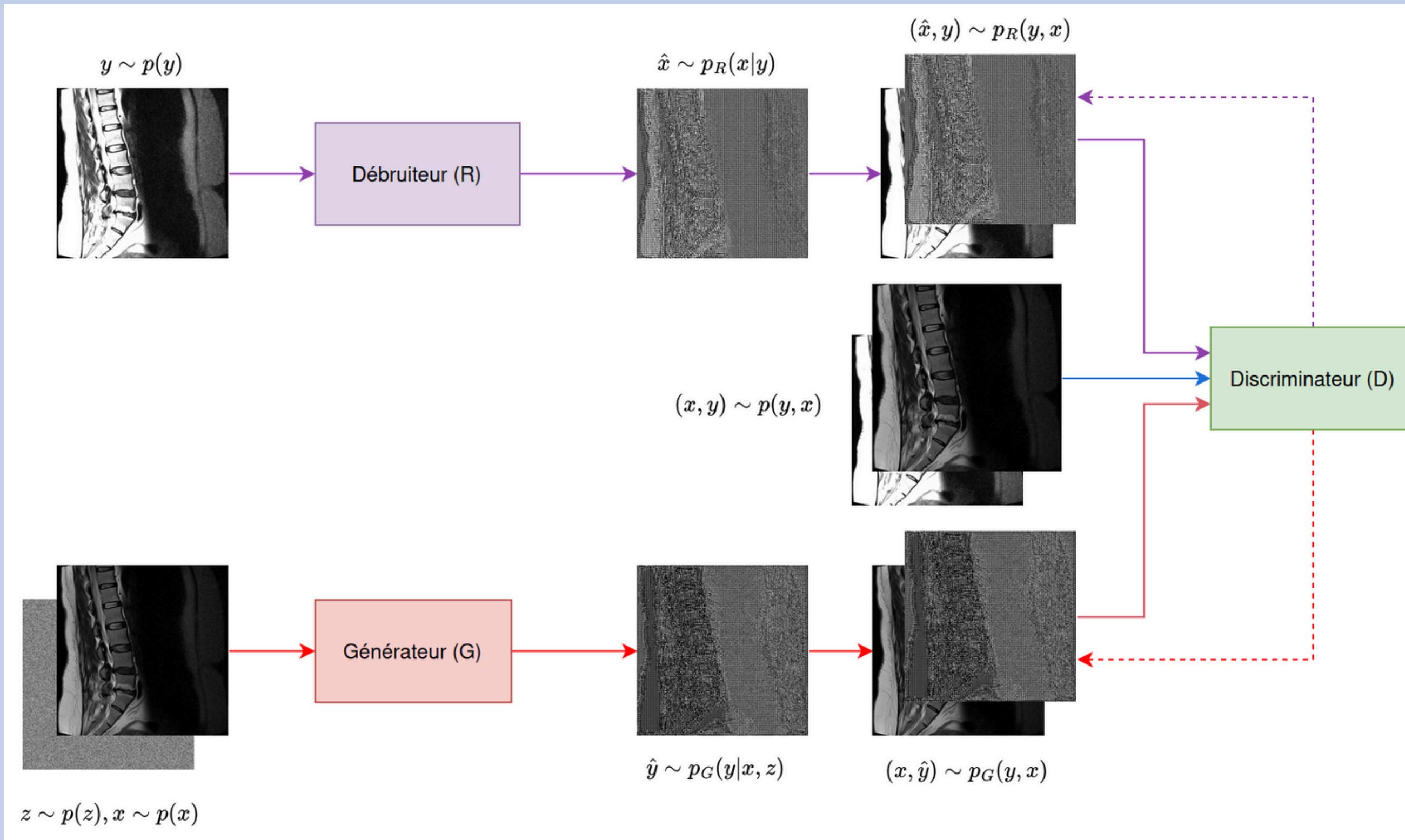
**Sortie** →

Pixel propre correspondant  
(vérité terrain).

# SVM

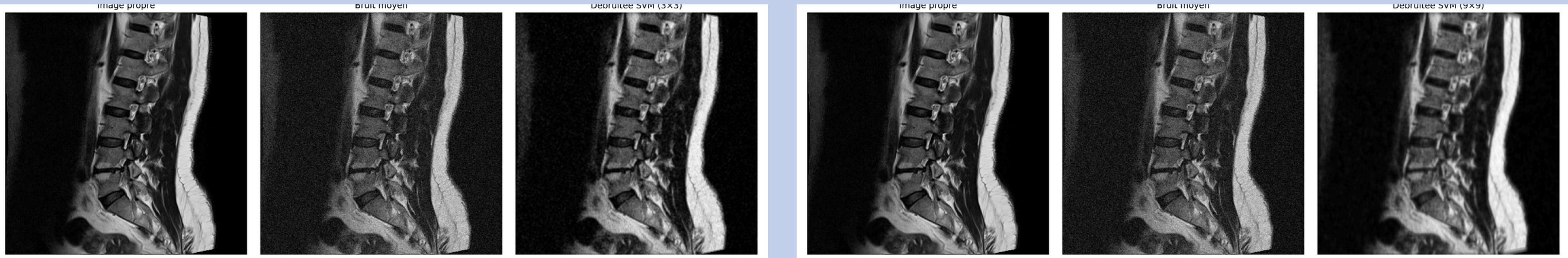


# Triple-GAN



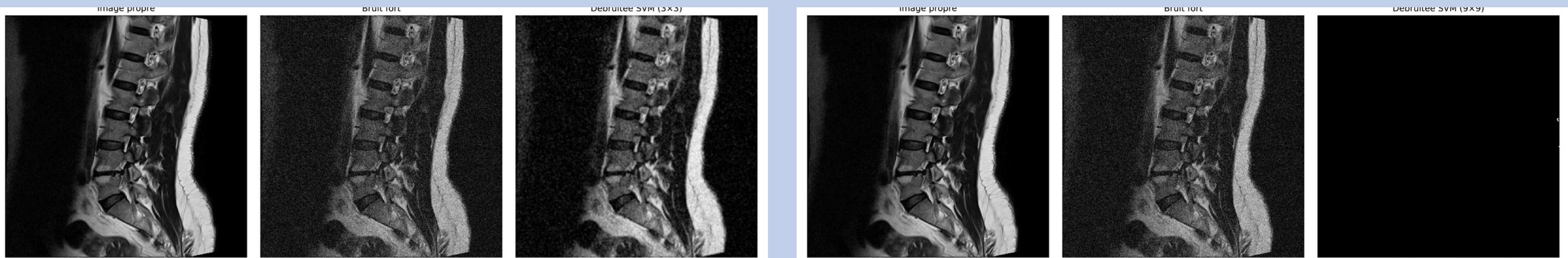
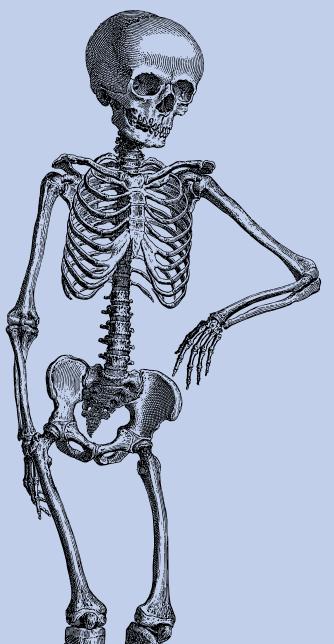
# Effet de la taille des patchs : Résultats qualitatifs

Moyen  
(similaire  
au faible)



Détails préservés.

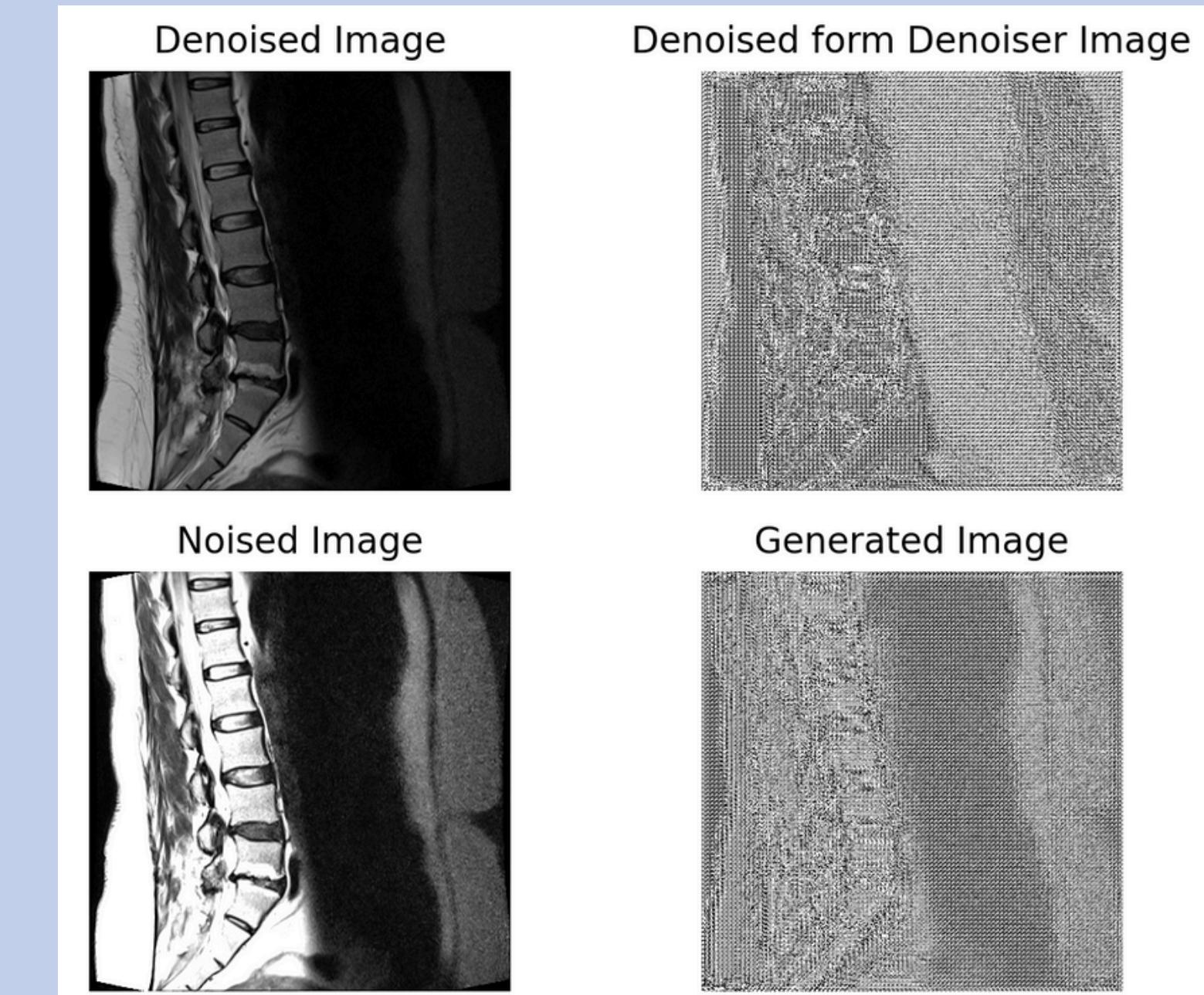
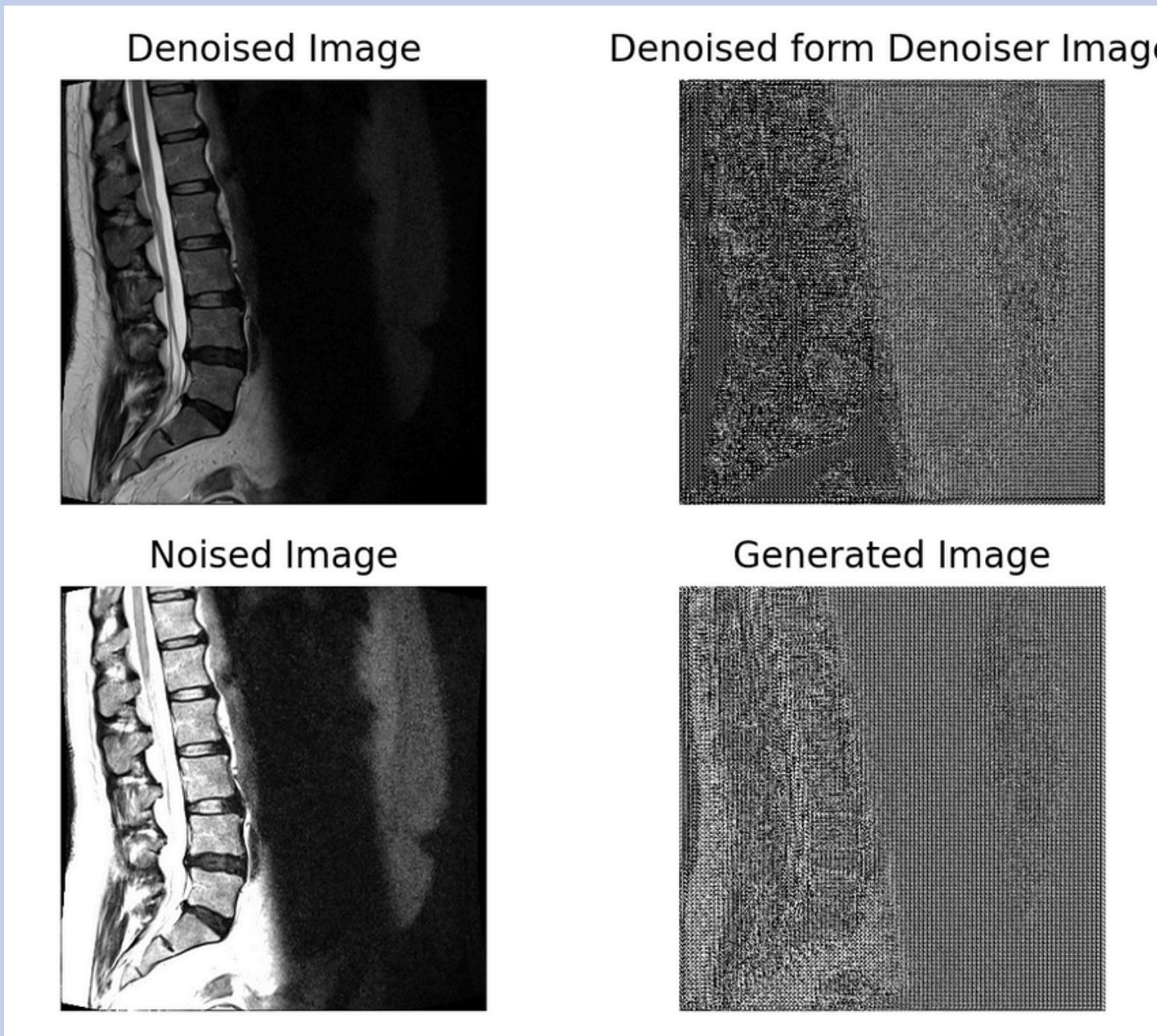
Fort



Reconstruction réussie,  
moins efficace que celle du bruit  
moyen.

Échec.

# Résultats Qualitatifs (GAN)

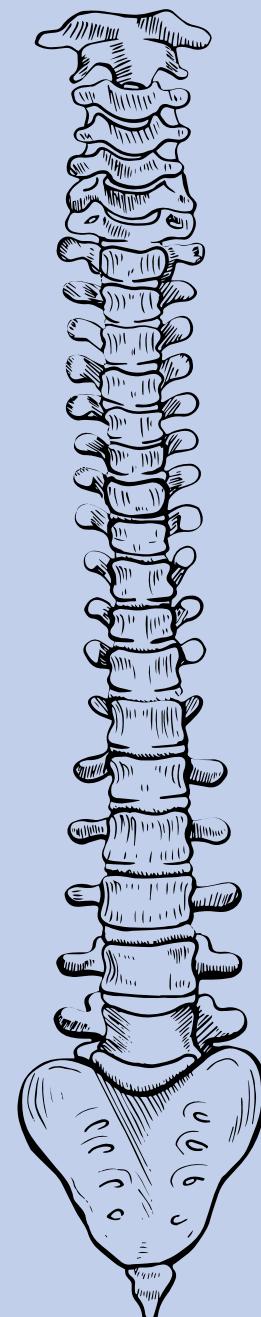


Modèle 1

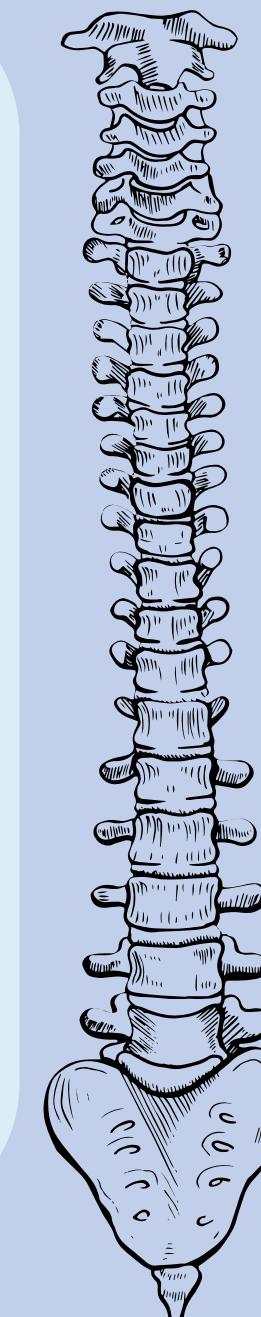
Modèle 2

# Résultats quantitatifs : SVR

- + patch 3x3 plus performant. (46dB, ~0.98 et 6.78 BLUR pour bruit faible). tendance similaire pour bruit moyen.
  - + Augmentation taille = dégradation progressive.
- + Le Bruit fort = impossibilité de reconstruction si taille > 3 pixels.

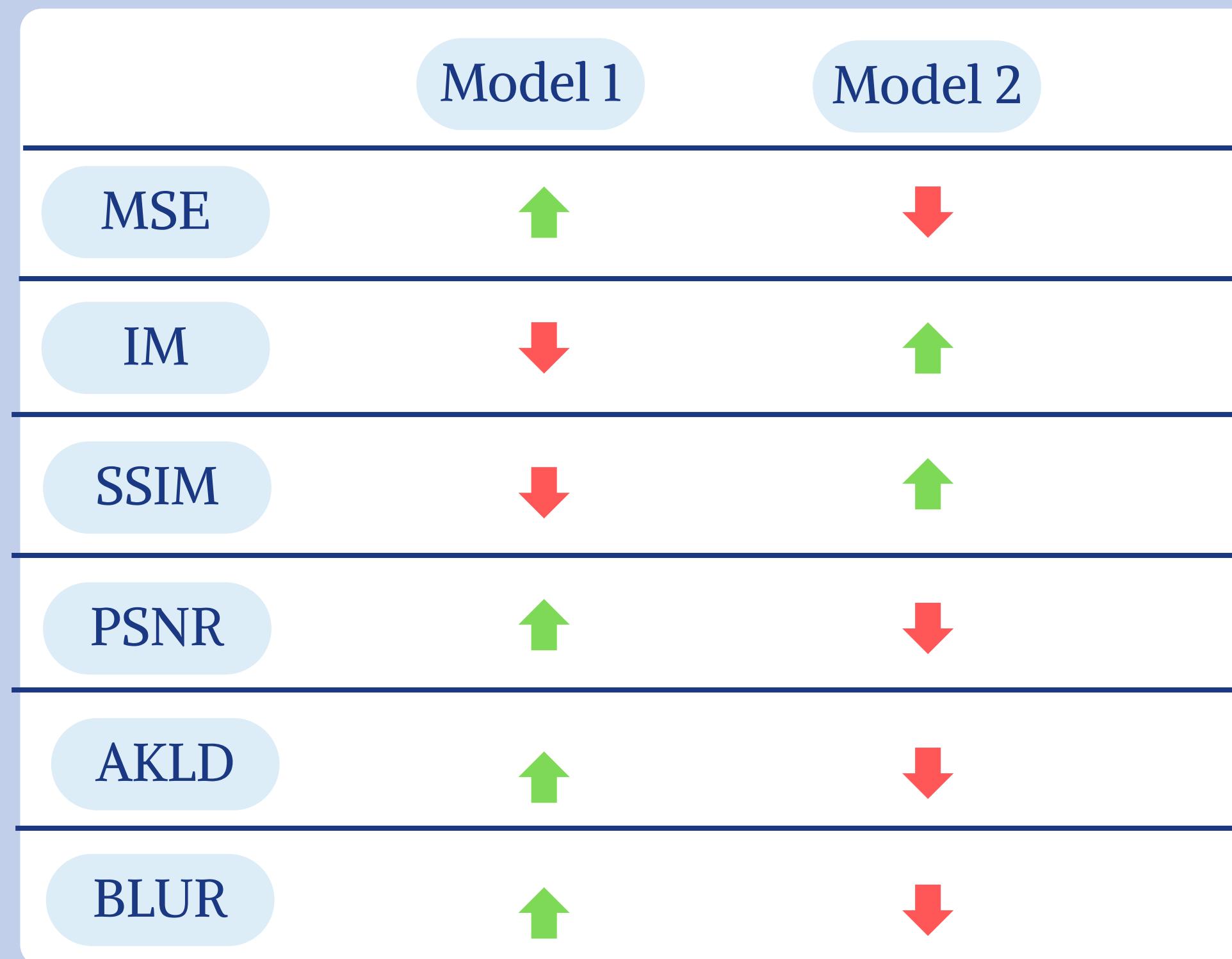


- + Le chevauchement améliore légèrement la performance.
- + PSNR, SSIM, BLUR et AKLD similaires au bruit moyen avec redondance.



- + Modèle robuste entre patients (3 cas testés) = stabilité.
- + Le mix = le plus facile à corriger (max de PSNR, SSIM, AKLD et BLUR).
- + Gaussien plus difficile.

# Résultats Quantitatifs



# Discussions et perspectives

## Comment améliorer les modèles (GANs)

→ Variation des paramètres

→ taille des filtres, taux d'apprentissage, n\_critic...

**GANs** → avantage et limites

→ bon résultat

→ temps

→ confiance

## Limites (SVR)

- Sensible au bruit fort : échec pour patch > 3 pixels.
- Apprentissage local, sans contexte global.
- Performances fortement liées à la taille du patch.
- Temps d'apprentissage/reconstruction long.

## Améliorations (SVR)

- Adaptation dynamique du patch selon la région.
- Considérer les caractéristiques globales aussi.
- Optimisation : batching intelligent/sous-échantillonnage.

## Perspectives



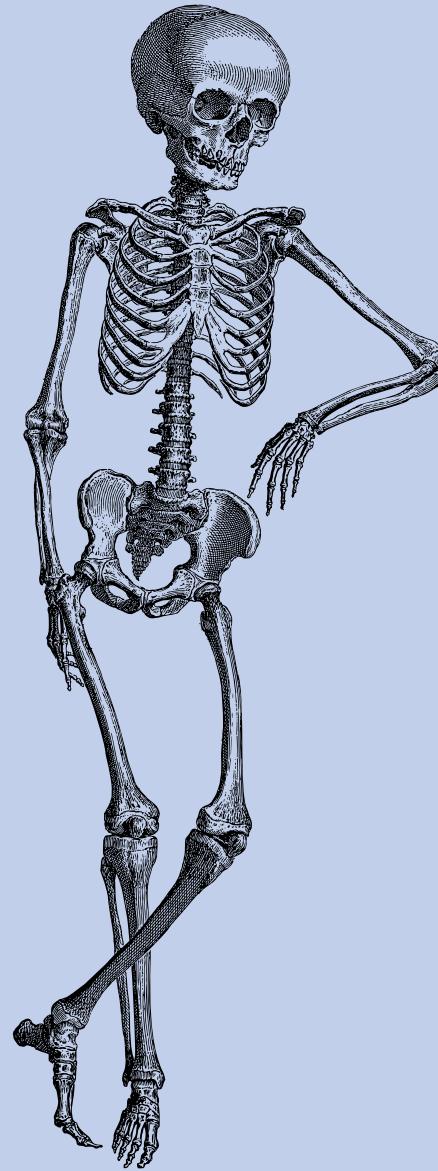
Fusion :

SVR = précis localement

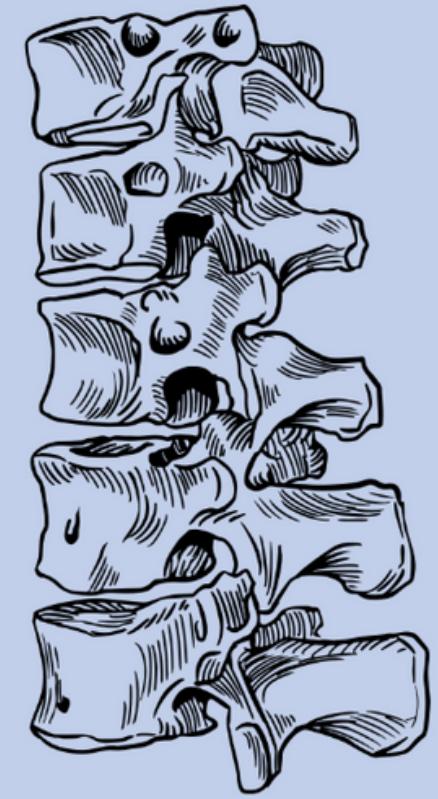
GAN = capture les structures globales, mais instable seul..

Expérimentation sur + de cas réels = généralisation du modèle.

tester : variabilité anatomique, position..



**Merci pour votre  
attention !**



# Bibliography

- (1) Alqahtani (2019) An analysis of evaluation metrics of GANs
- (2) Coupé (2010) Robust Rician noise estimation for MR images
- (3) Sud Sudirman et al. Lumbar Spine MRI Dataset. Version 2. 2019..
- (4) Bergounioux. (2011) Quelques méthodes de filtrage en Traitement d'Image
- (5) Zongsheng Yue et al. ; (2020) ; Dual Adversarial Network: Toward Real-world Noise Removal and Noise Generation
- (6) Assa (2023) Improving Solar Radiation Forecasting Utilizing Data Augmentation Model Generative Ad-versarial Networks with Convolutional Support Vector Machine
- (7) Zhang et al. (2012) ; Image Denoising via Sparse Representation: A Unified Algorithm and Performance Analysis

# Annexe

$$\min_{R,G} \max_D \mathcal{L}_{\text{gan}}(R, G, D) + \tau_1 \|\hat{x} - x\|_1 + \tau_2 \|\text{GF}(\hat{y} - x) - \text{GF}(y - x)\|_1$$

$$\min_{R,G} \max_D \mathcal{L}_{\text{gan}}(R, G, D) = \mathbb{E}_{(x,y)}[D(x,y)] - \alpha \mathbb{E}_{(\hat{x},y)}[D(\hat{x},y)] - (1-\alpha) \mathbb{E}_{(x,\hat{y})}[D(x,\hat{y})]$$

$$\text{SSIM}(x, y) = \frac{(2\mu_x\mu_y + C_1)(2\sigma_{xy} + C_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + C_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + C_2)}$$

où  $x, y$  sont les deux images à comparer,  $\mu_x, \mu_y$  sont les moyennes,  $\sigma_x^2, \sigma_y^2$  les variances,  $\sigma_{xy}$  la covariance,  $C_1$  et  $C_2$  les constantes de stabilisation pour éviter la division par zéro, souvent définies comme : -  $C_1 = (K_1 L)^2$

$$\text{PSNR} = 10 \log_{10} \left( \frac{R^2}{\text{MSE}} \right)$$

$$\text{Blur}(I) = \text{Var}(\Delta I)$$

# Annexe

$$AKLD = \frac{1}{L} \sum_{j=1}^L KL(P, Q)$$

$$P = \mathcal{N}(x^r, \text{diag}(V^f))$$

$$Q = \mathcal{N}(x^r, \text{diag}(V^r)).$$

$$V^c = \text{GF}((y^c - x^r)^2), \quad c \in \{f, r\}.$$

$$IM = H(x^r) + H(x^f) - H(x^r, x^f)$$

**zsyOAOA/**DANet****

Dual Adversarial Network: Toward Real-world Noise Removal and Noise Generation (ECCV 2020)



<https://github.com/athelc/PIMA>