Projet Image - Master Imagine

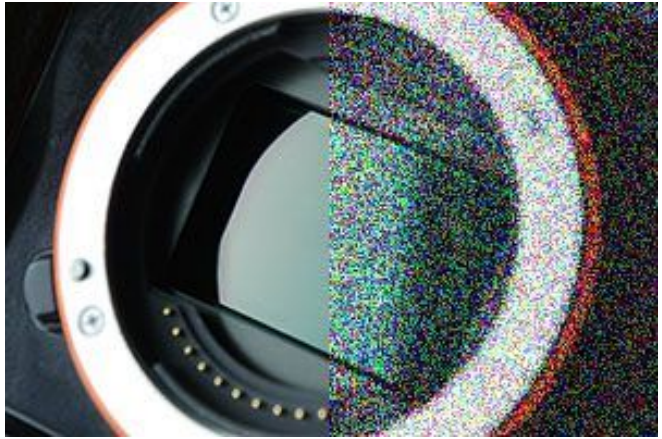
Débruitage

Thibaut Dupuis
Virgile Ecard
Gilles Gonzalez Oropeza

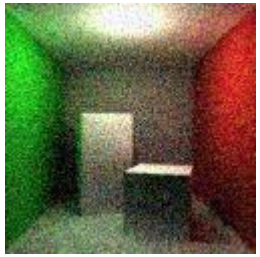
Plan de la présentation

- Contexte
- Etat de l’art
- Notre dataset
- Méthodes proposées
- Résultats
- Démonstration
- Conclusion

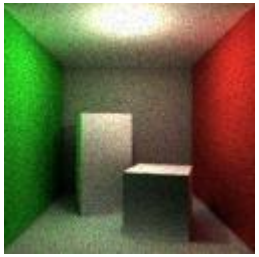
Contexte : le bruit



Raytracing
Photographie
Images médicales
Images de surveillance
…

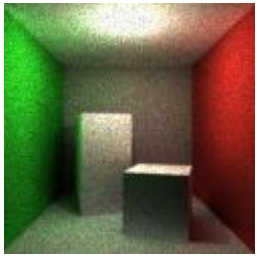


Gaussien
(additif
aléatoire)



Poisson
(additif
zone lumineuses)

Poivre & sel
(impulsif)

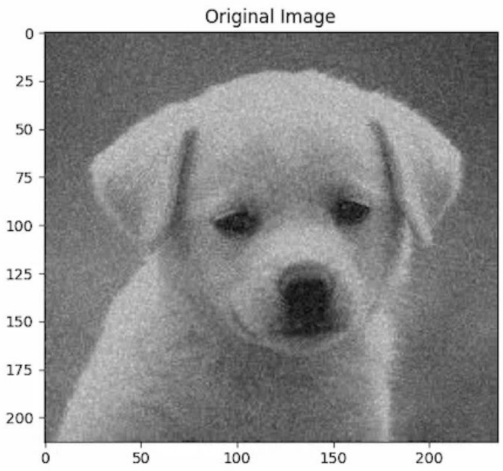


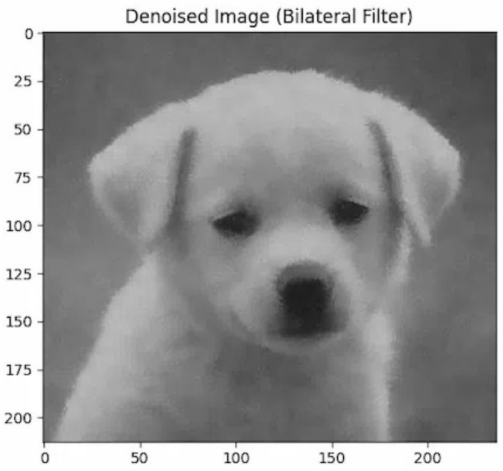
Speckle
(multiplicatif)

Etat de l’art

Méthode classique : Filtrage bilatéral

- Approximations rapides permettant du temps réel





- Introduction de flou

[Domain Transform for Edge-Aware Image and Video Processing - E. Gastal et al 2011]

Etat de l’art

Débruitage avec un réseau FFDNet

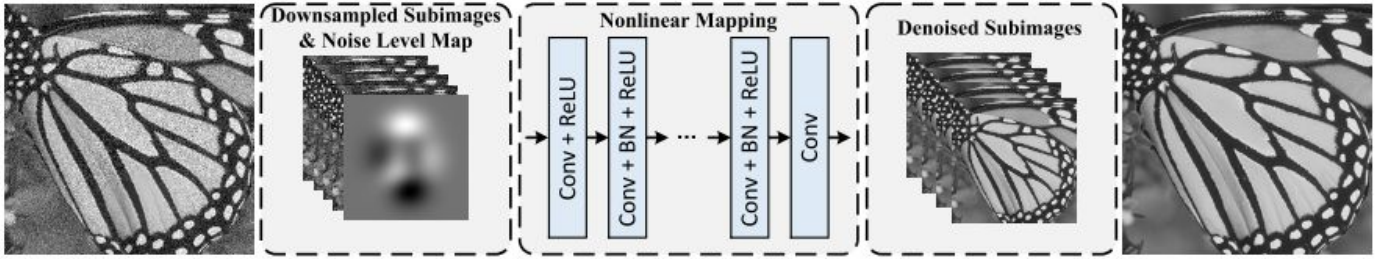


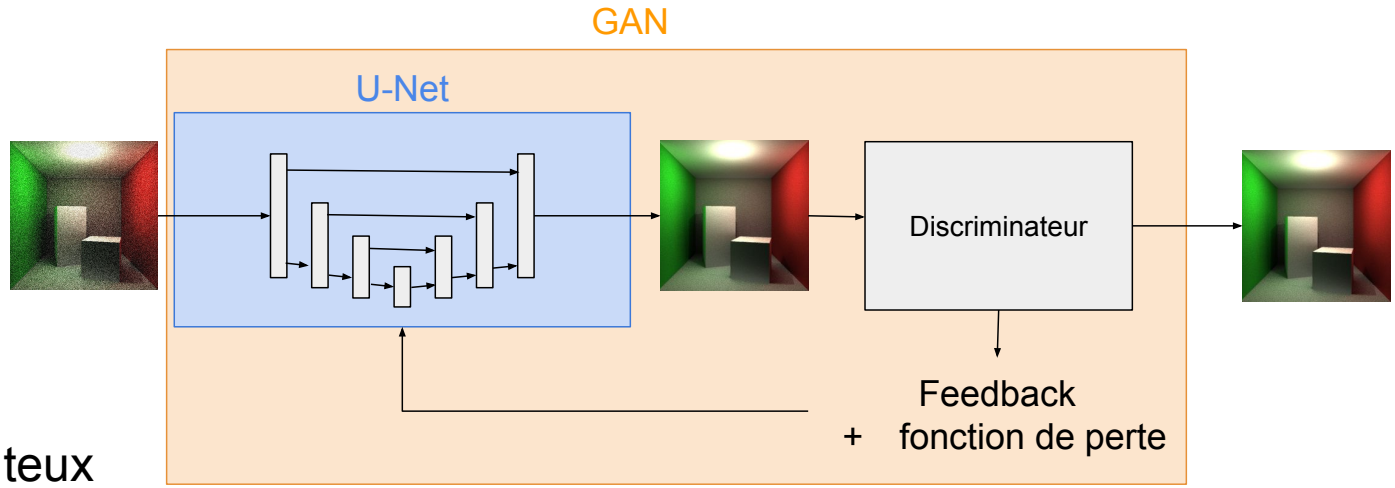
Fig. 1. The architecture of the proposed FFDNet for image denoising. The input image is reshaped to four sub-images, which are then input to the CNN together with a noise level map. The final output is reconstructed by the four denoised sub-images.

- Rapide
- Reconstruction des détails correcte

[FFDNet: Toward a Fast and Flexible Solution for CNN-Based Image Denoising - K. Zhang et al 2018]

Etat de l’art

Débruitage avec un réseau U-Net + GAN



- Plus lent et coûteux
- Reconstruction des détails bien meilleure

[GAN-based Noise Model for Denoising Real Images - L. D. Tran et al 2020]

Etat de l’art

Fonctions de perte :

- Classiques (PSNR, MSE, L1, …)
  -> Métrique parfois peu représentative de la qualité perceptuelle

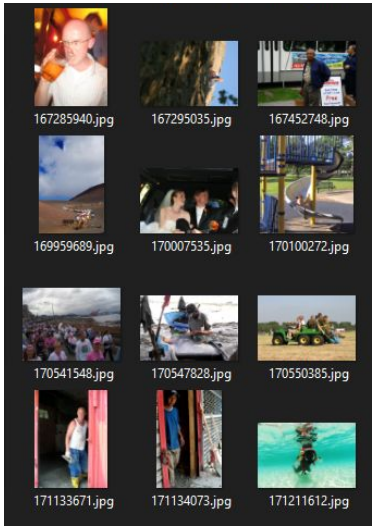
- Par deep learning (VGG, NIMA)
  -> Représente la qualité perceptuelle

Méthode utilisée : VGG

[Photo-Realistic Single Image Super-Resolution Using a Generative Adversarial Network
C. Ledig et al 2017]

Notre dataset

Flickr : 30 000 images en couleurs



250x250

Patches processor

s = 125

4x 125x125

+ 4 versions bruitées

1x 250x250

+ 4 versions bruitées

1x 125x125

+ 4 versions bruitées

Dataset d'image : https://www.kaggle.com/datasets/hsankesara/flickr-image-dataset

Méthodes proposées

- VAE
- U-net
- GAN et discriminateur
- Fonctions de pertes

VAE

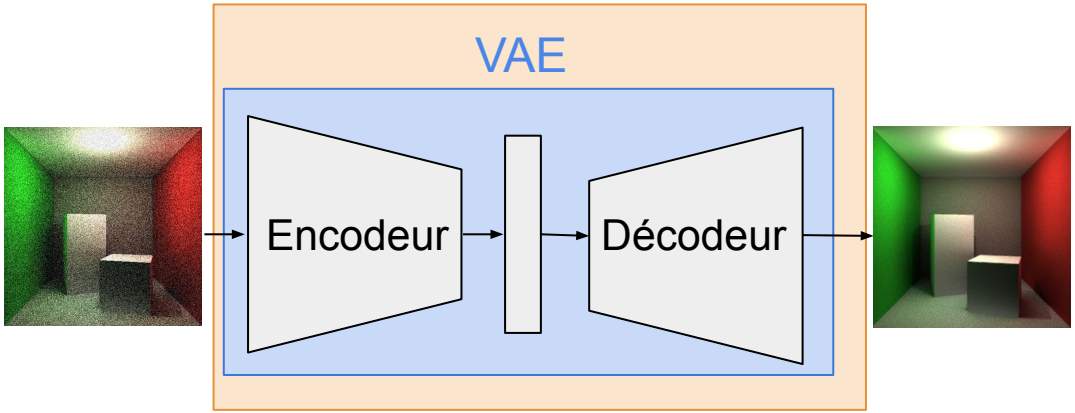
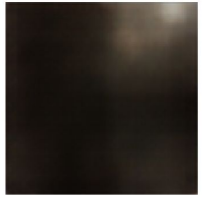
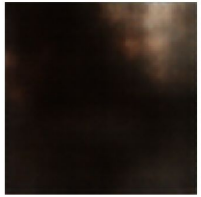


Image bruitée

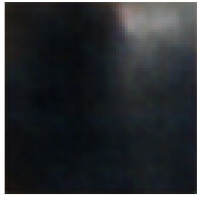
Ground truth



1er résultat

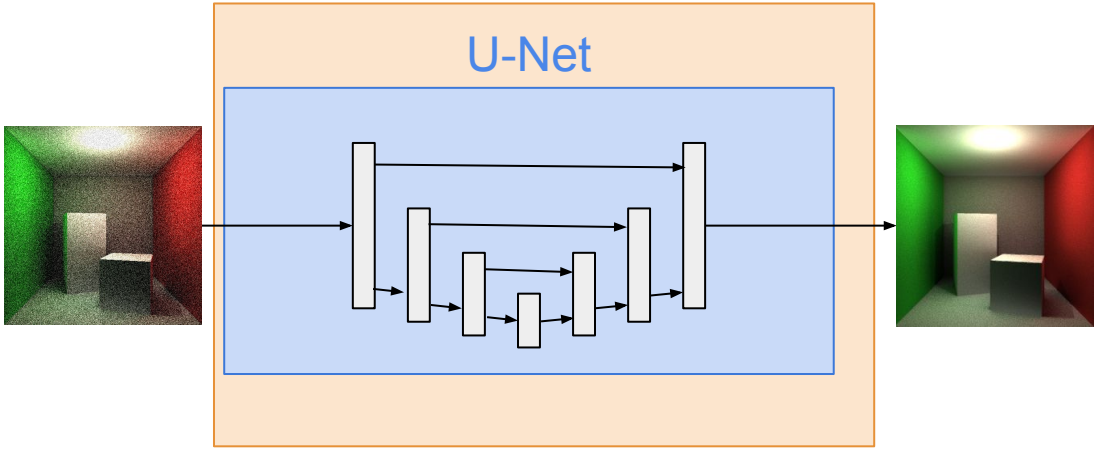


Augmentation de la dimension de l'espace latent



Diminution de la taille de l'image

U-net


U-Net

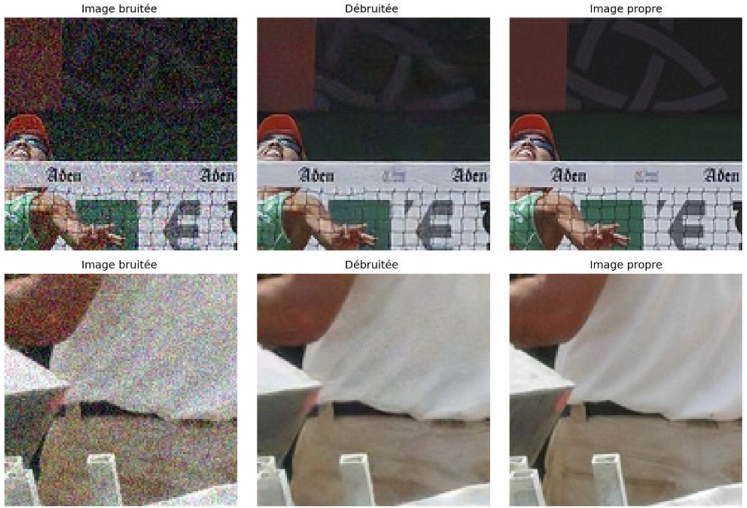


Image bruitée
Débruitée
Image propre
Image bruitée
Débruitée
Image propre

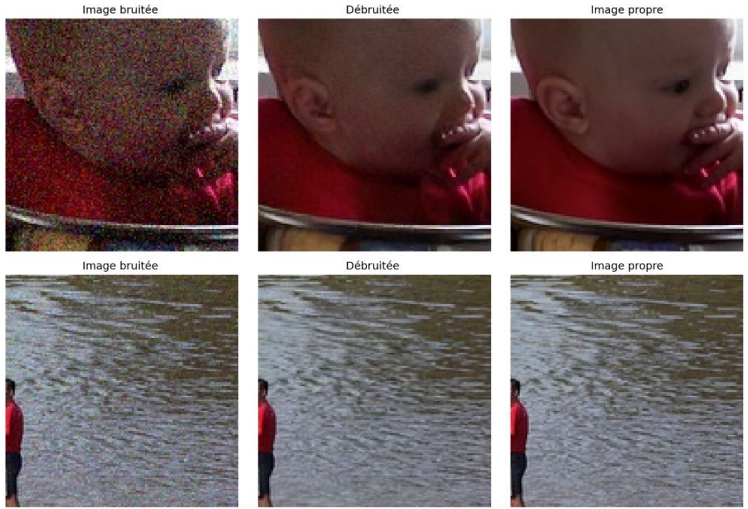
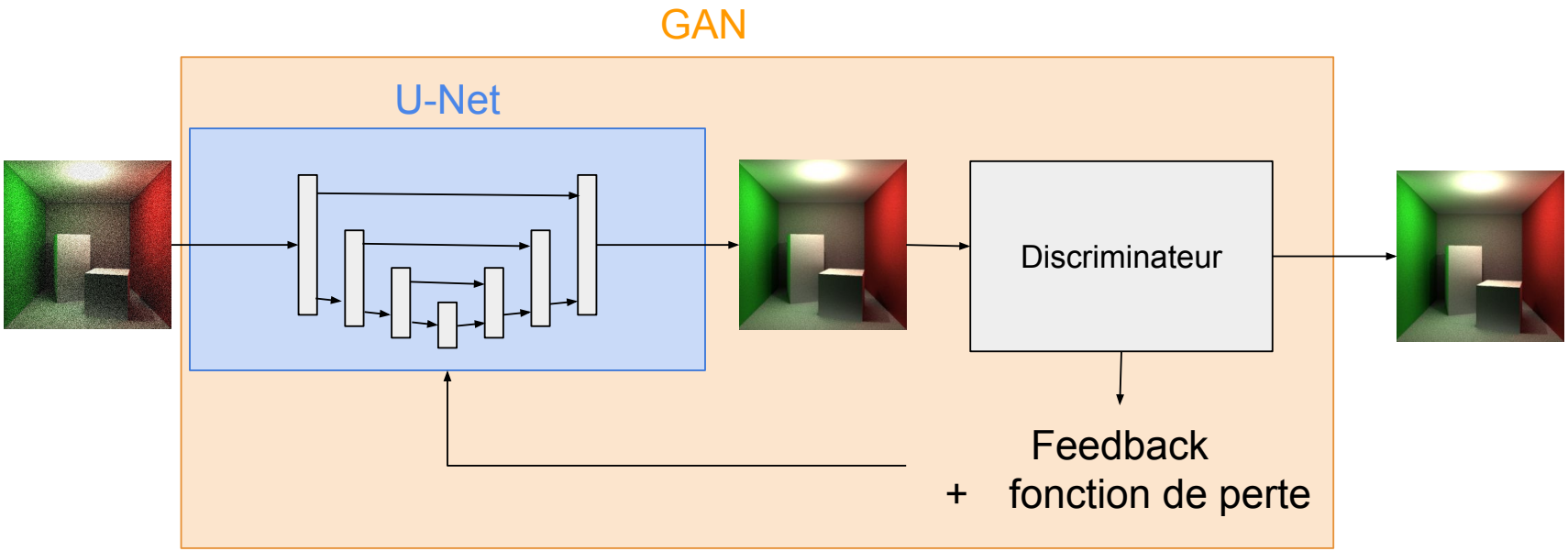
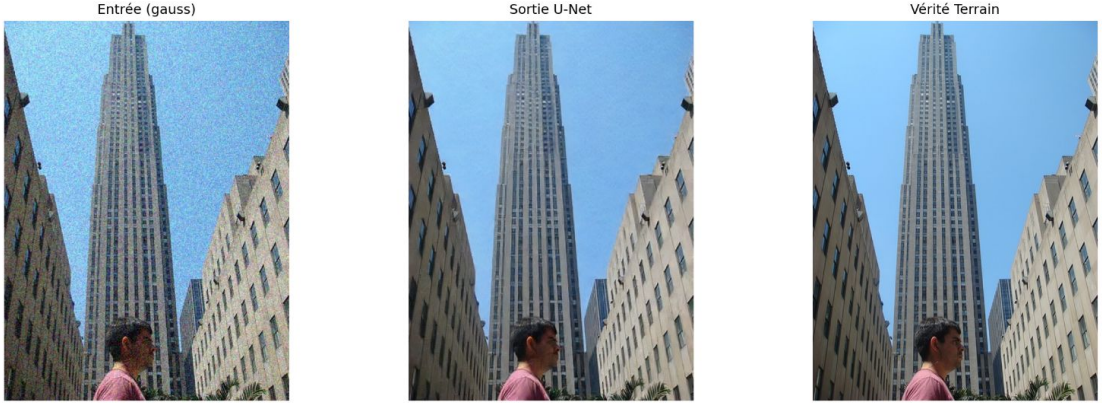


Image bruitée
Débruitée
Image propre
Image bruitée
Débruitée
Image propre

GAN et discriminateur



Résultats GAN et discriminateur



Fonctions de pertes

- MSE (moyenne des carrés des différences entre deux images)
- PSNR (calcul la qualité des images par rapport au niveau du signal)
- L1 (moyenne des différences absolues au carrés)
- VGG (réseau pré-entraîné permettant de mesurer la similarité perceptuelle)
- L1 + VGG (associe le réseau VGG avec les calculs d'erreurs de L1)
- SSIM (calcul de la similarité structurelle avec luminance, contraste, texture)
- Charbonnier (racine carrée des différences au carré + epsilon au carré)

Résultats

Comparaison des fonctions de perte

Un modèle entrainé avec MSE peut avoir tendance à flouter l'image.
On essaye d'autres fonctions de perte : L1 et une combinaison de L1 et VGG.

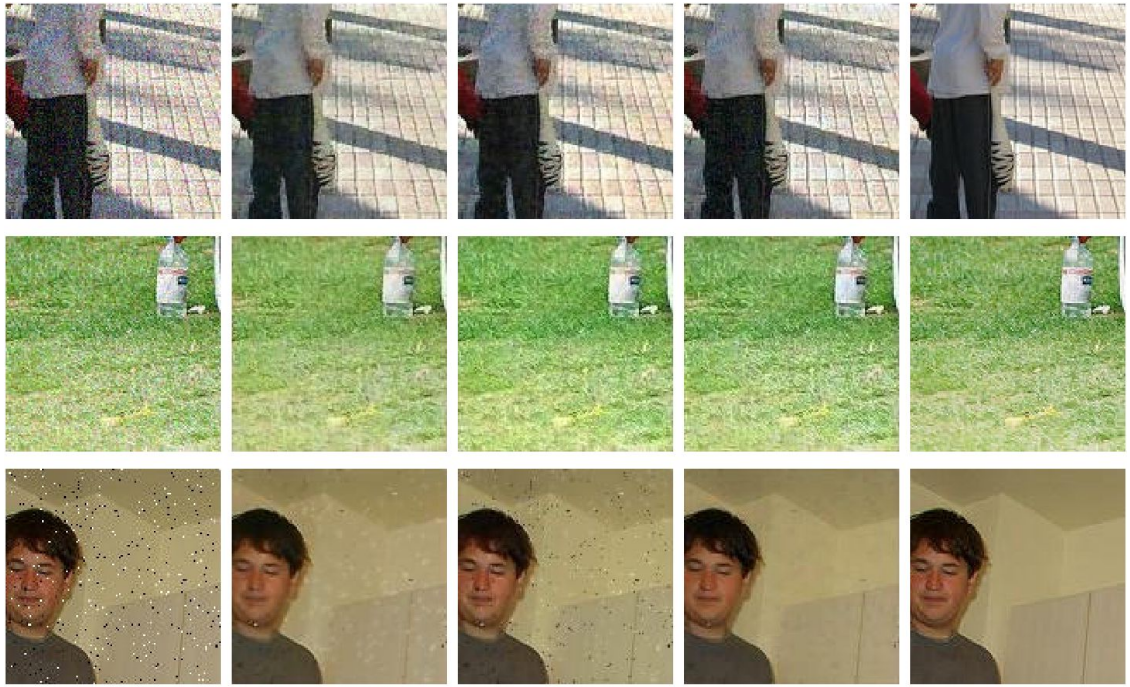
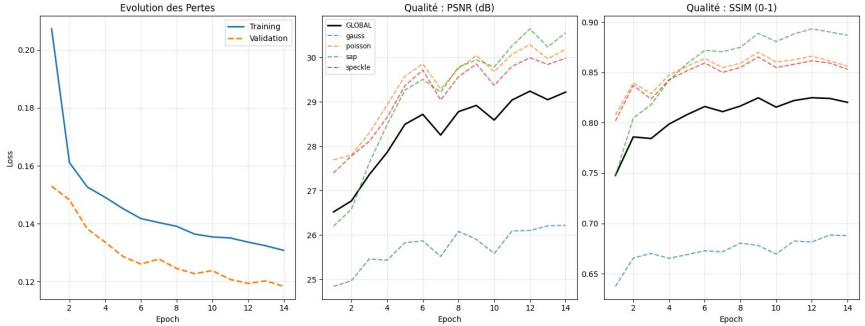


Image bruitée | MSE | L1 | L1 + VGG | Image originale

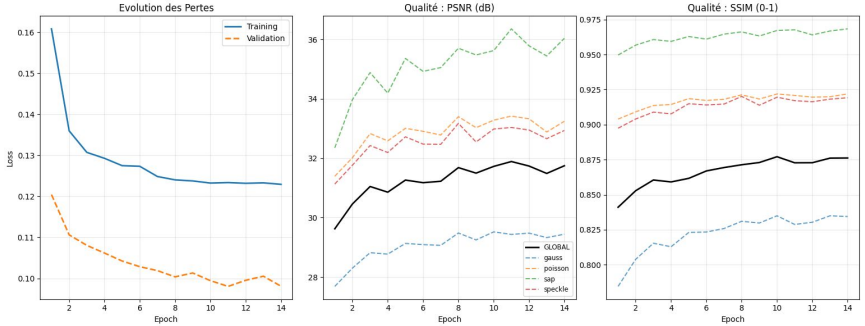
Résultats

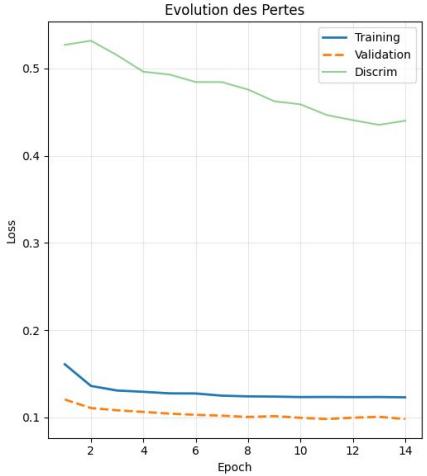
Dynamiques d’apprentissage

DAE



GAN





Résultats

➔ DAE

PSNR Moyen :
29,2 dB

SSIM Moyen :
0,82

Résultats

➔ GAN

PSNR Moyen :
32,9 dB

SSIM Moyen :
0,91

Résultats

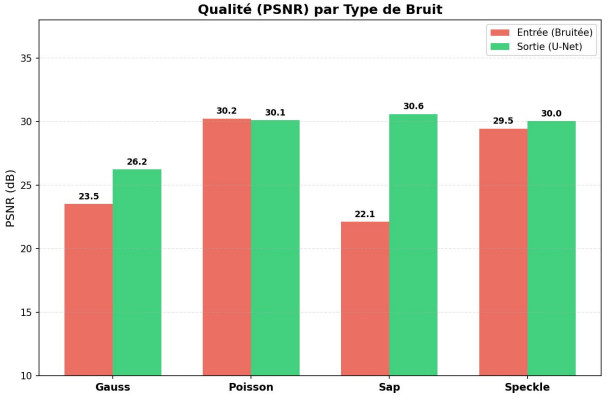
➔ DAE Images complètes

PSNR Moyen :
32,6 dB

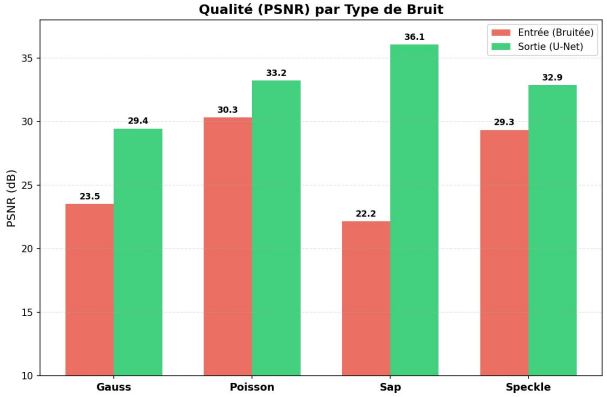
SSIM Moyen :
0,91

Résultats

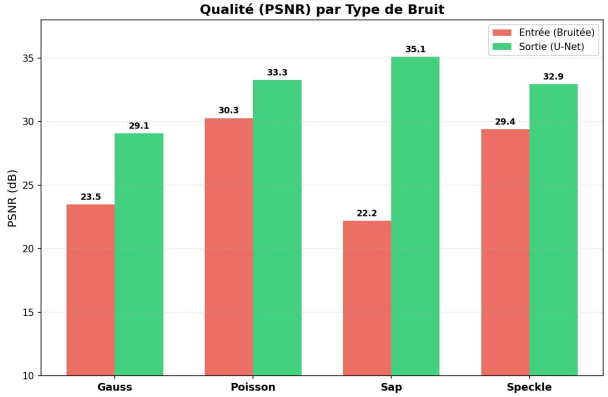
Comparaison quantitative (PSNR)



DAE



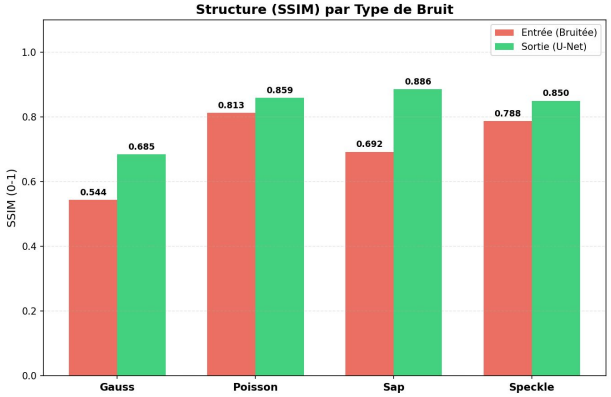
GAN



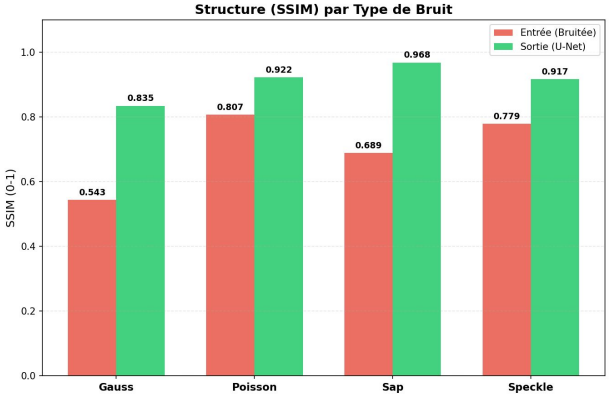
DAE images entières

Résultats

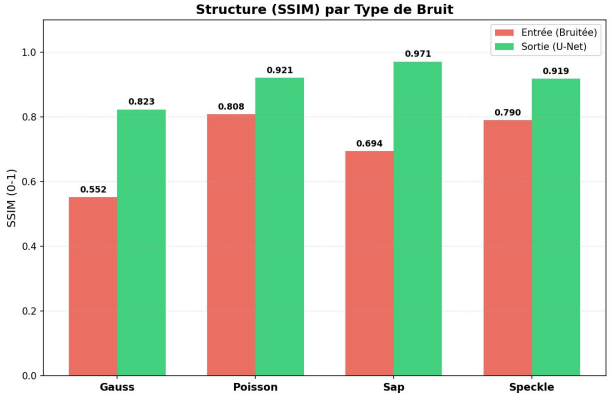
Comparaison quantitative (SSIM)



DAE



GAN



DAE images entières

Résultats

Comparaison qualitative

DAE

GAN

Résultats

Comparaison qualitative

DAE

GAN

Résultats

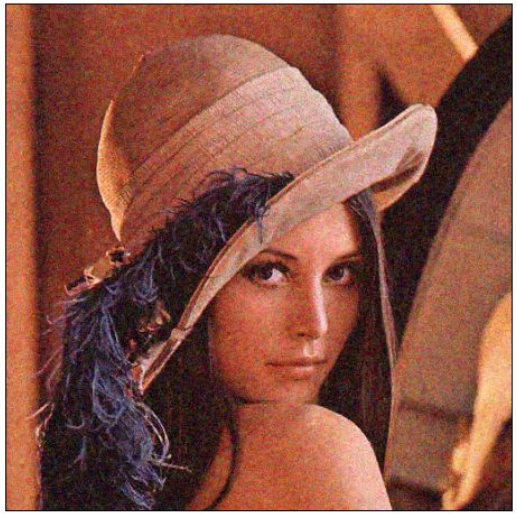
Méthode de débruitage

	PSNR moyen (dB)	SSIM moyen
Image bruitée	25,53	0,66
Image débruitée par fenêtre	26,01	0,93
Image débruitée par l'ancienne méthode	30,99	0,93

Entière : PSNR : 27.3 dB SSIM : 0.85 Par patchs : PSNR : 24.6 dB SSIM : 0.86

Résultats

Et sur des images réelles ?



Résultats

Conclusions

- Architecture proposée bien adaptée au problème
- Fonction de perte perceptuelle vaut son coût élevé
- GAN pratique mais non nécessaire
- L’augmentation de la taille des images a bien un effet
- Requiert des ajustements pour le passage aux données réelles

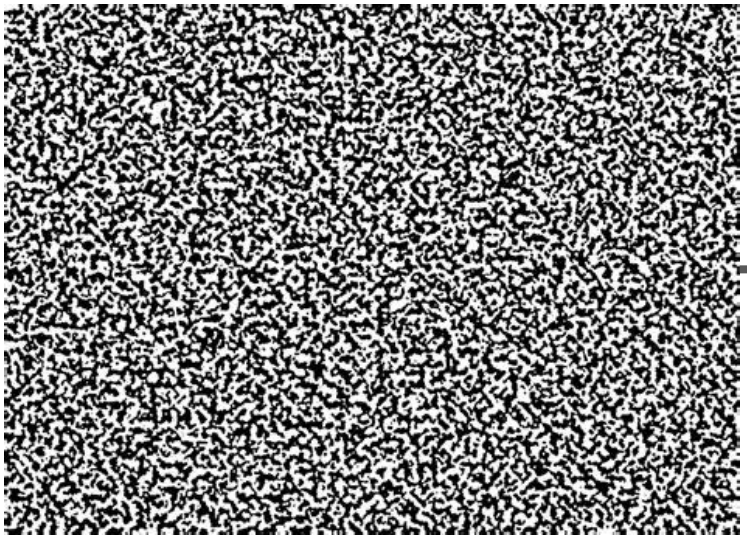
Démonstration

Perspectives

- Meilleure application aux cas réels
  - Combiner les bruits
  - Meilleure modélisation du bruit
  - Autre base de données
- Super-résolution

Perspectives

- Un modèle de diffusion ?



Merci pour votre attention