

Master 2 - Imagine

Sujet 12 - Restauration d'images anciennes

Projet Image / 13 décembre 2024

BES Jean-Baptiste et COMBOT Evan



Table des matières

01

Contexte et objectifs

02

Méthode classique

03

Méthode hybride

04

Méthodes VAE

05

Résultats & analyses

06

Démonstration
& Conclusion

01

Contexte et objectifs

Présentation du contexte et des objectifs du projet

01 - Contexte et objectifs

La restauration d'images anciennes

Dans quel but ?



Image bruitée



Image restaurée



Image dégradée



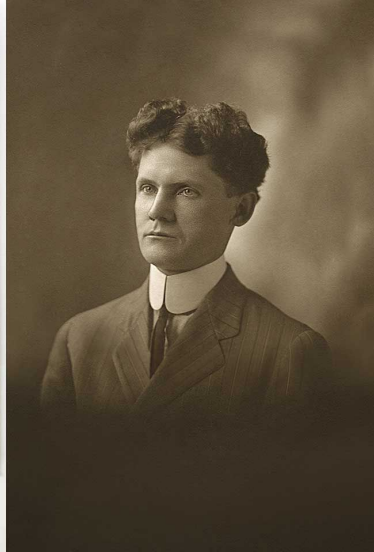
Image restaurée

01 - Contexte et objectifs

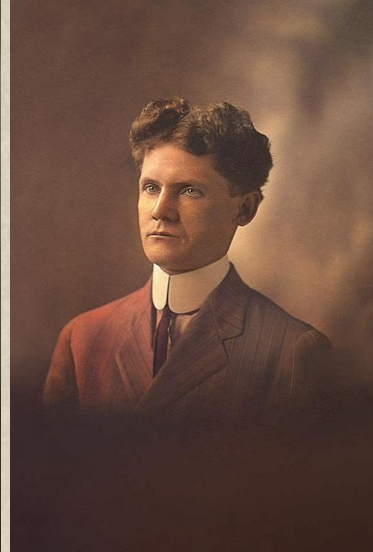
Étapes de la restauration d'images



Image originale



**Image après
restauration**



**Image après
colorisation**



**Image après
post-traitement**

02

Méthode classique

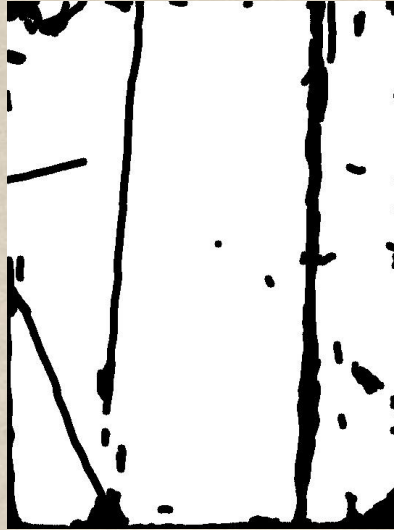
Explications

02 - Méthode classique

Méthode d'inpainting par diffusion



Image originale



Masque binaire



Image restaurée

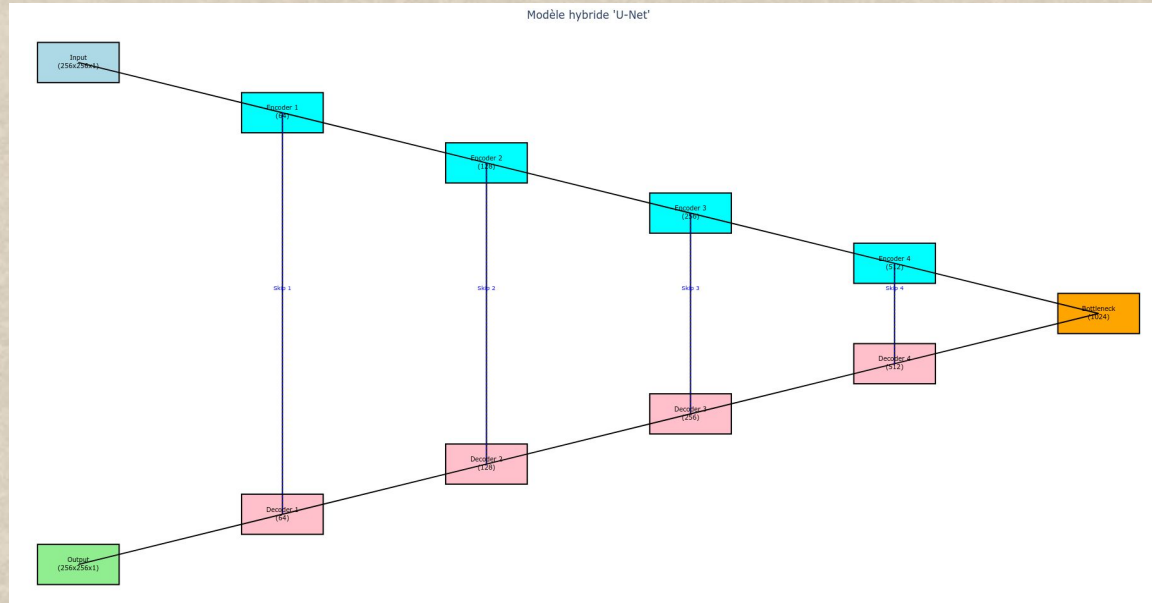
03

Méthode hybride

Explications

03 - Méthode hybride

Modèle U-Net



4 encodeurs

1 bottleneck

4 décodeurs

03 - Méthode hybride

Entraînement du modèle

Dataset

(4000 images)



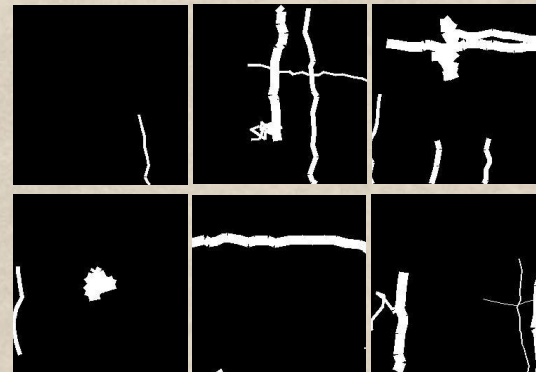
Images redimensionnées en taille 256x256 pixels et transformées en niveaux de gris.

Dataset altéré



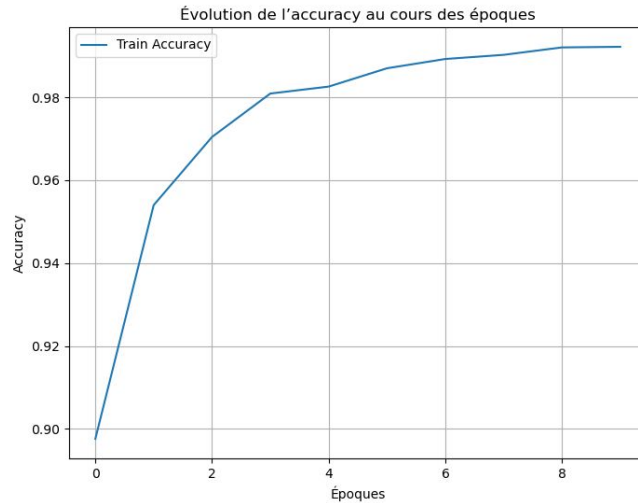
Dataset(s) utilisé(s) : **Pascal VOC 2012**,
Dating Historical Color Images

Vérité de terrain

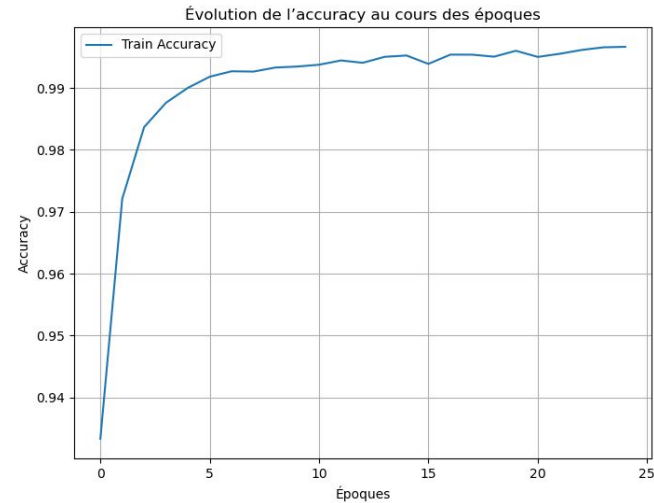


03 - Méthode hybride

Résultats de l'entraînement



**Entraînement
sur 10 époques**



**Entraînement
sur 25 époques**

03 - Méthode hybride

Les masques obtenus



Image en entrée



**Masque généré
par le modèle**



**Image après
seuillage à 10%**



**Image après
seuillage à 50%**

03 - Méthode hybride

Ajout de l'érosion



Masque avant
érosion



Masque après
érosion

04

Méthodes VAE

Explications

04 - Méthodes VAE

Le dataset

Domaine X

Images réelles, càd qui n'ont subi aucune dégradation synthétique et/ou naturelle
= 17125 images



Dataset(s) utilisé(s) : **Pascal VOC 2012,**
Dating Historical Color Images

Domaine Y

Images synthétiques avec du bruit et des dégradations artificielles
= 17125 images



37164 images en tout !

Domaine Z

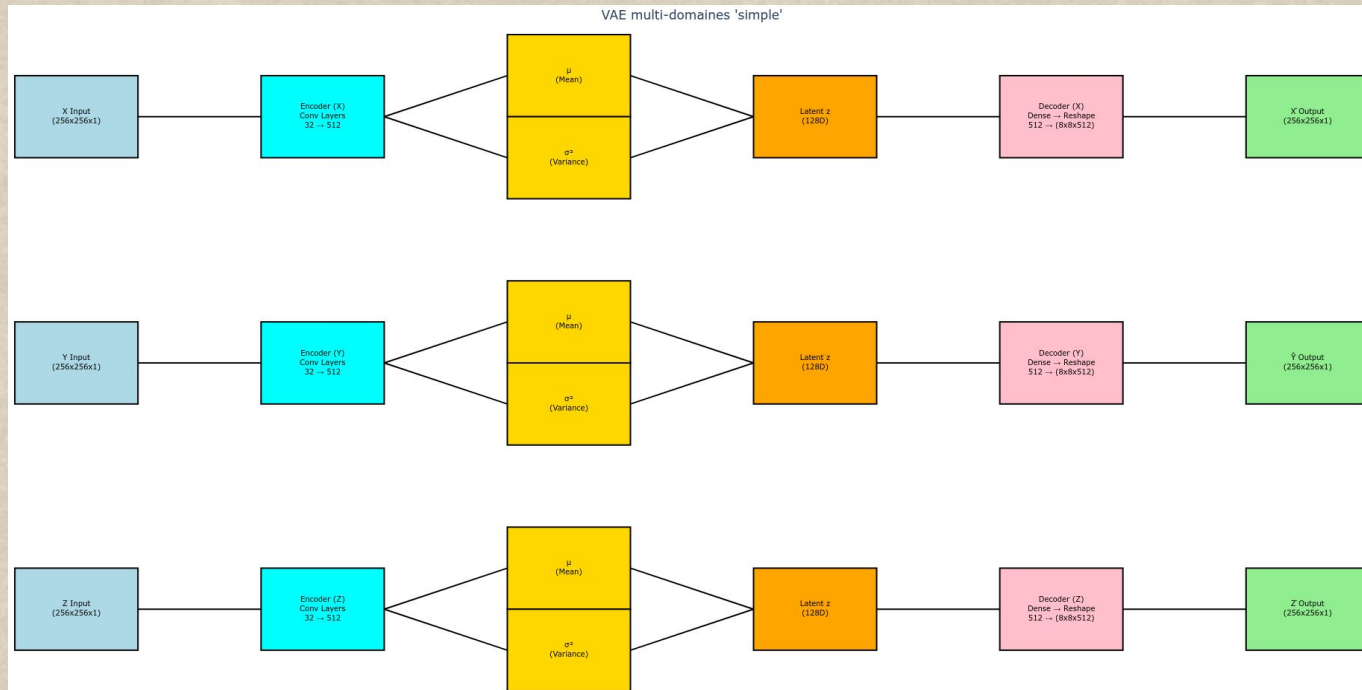
Images anciennes avec des dégradations naturelles
= 2914 images



Dataset(s) utilisé(s) : **Bibliothèque nationale**
de France, Gallica, DHCI

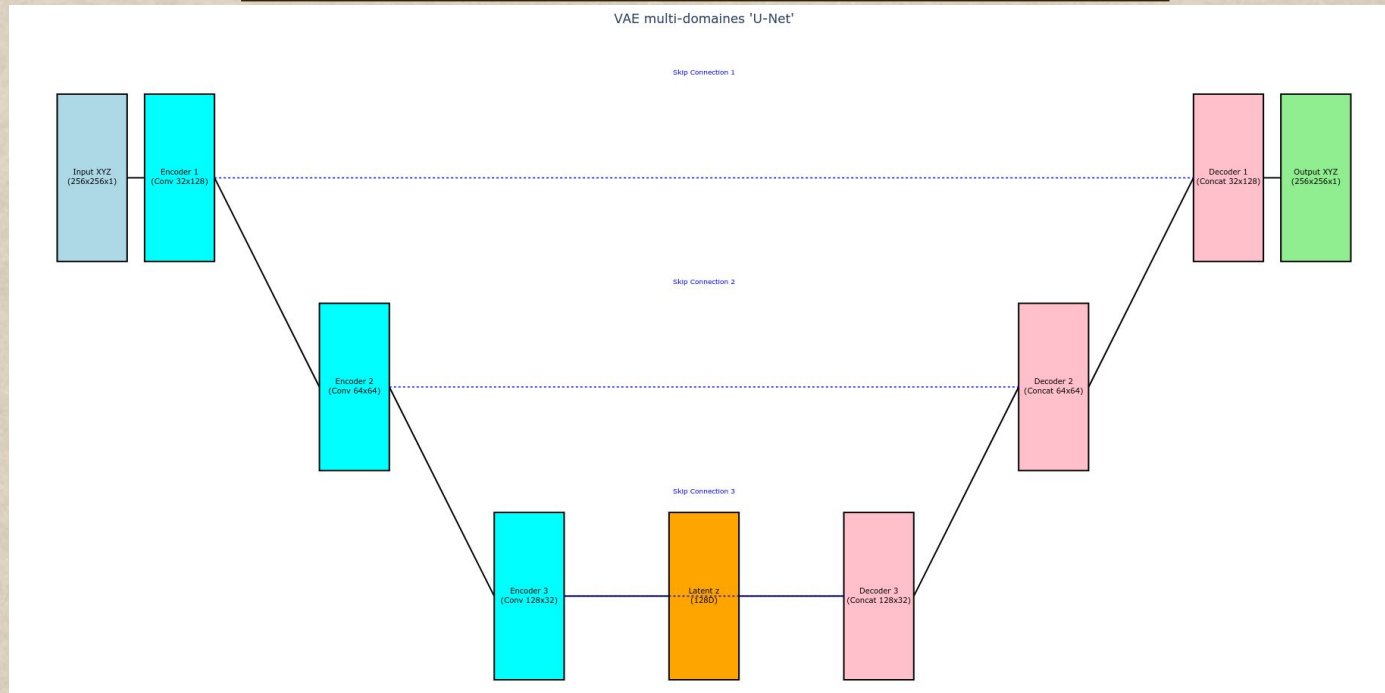
04 - Méthodes VAE

Le modèle “simple”



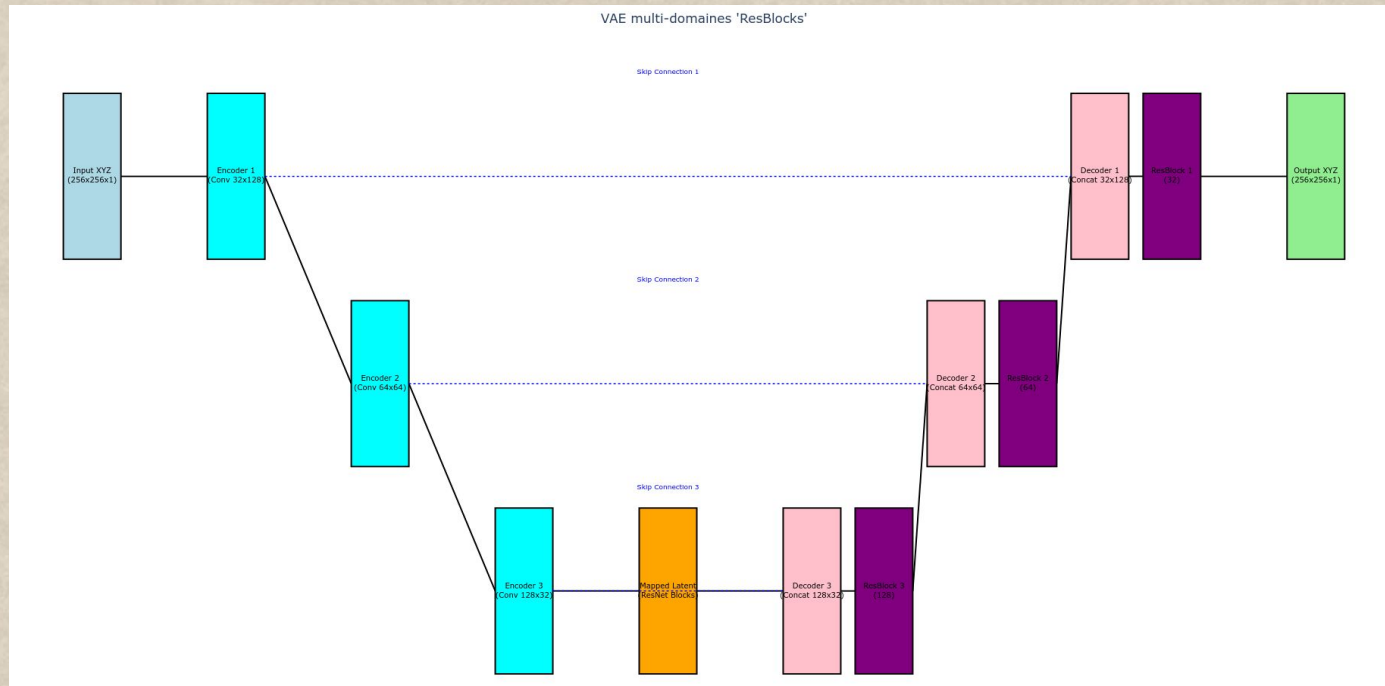
04 - Méthodes VAE

Le modèle “U-Net”



04 - Méthodes VAE

Le modèle “ResBlocks”



04 - Méthodes VAE

Les points communs

Le but ?

-> Minimiser la perte totale :

- Perte de reconstruction (Erreur quadratique moyenne ou l'entropie croisée binaire)
- Perte perceptuelle (VGG19 - ImageNet / 14M d'images)
- Perte SSIM
- Perte divergence KL

-> Pour éviter des cas de sur apprentissage et sous apprentissage :

- Introduction d'un facteur **Beta** (cas de sur apprentissage) lié à la perte de divergence KL
- Plusieurs stratégies d'anncaling pour calculer Beta : Linéaire, Cyclique,
- Pour pondérer la perte de reconstruction, introduction d'**Alpha** = $\min(1., \exp(-\text{Beta}))$

-> Pondération d'entraînement propre à chaque domaine

05

Résultats & analyses

Présentation des résultats & analyses

05 - Résultats & analyses

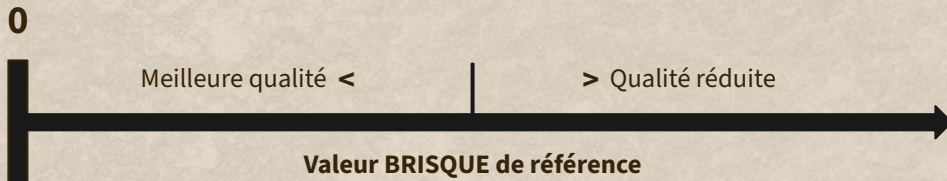
Les métriques

PSNR (Peak Signal to Noise Ratio) en **dB**

SSIM (Structural SIMilarity) : Mesure la similarité de structure entre deux images (luminosité, contraste, corrélation)

BRISQUE

(Blind/Referenceless Image Spatial Quality Evaluator)



05 - Résultats & analyses

Résultats - méthode classique



PSNR : 18.52 dB

SSIM : 0.867

BRISQUE de référence : 13.64

BRISQUE : 4.27



PSNR : 21.47 dB

SSIM : 0.821

BRISQUE de référence : 1.86

BRISQUE : 4.40



PSNR : 23.76 dB

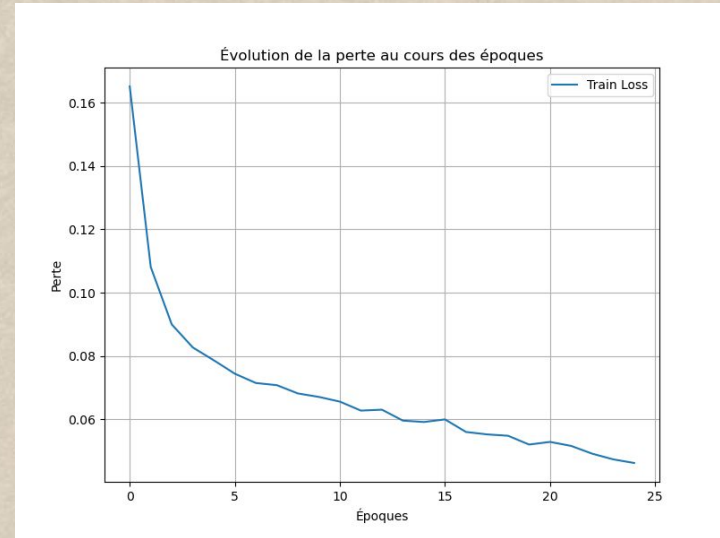
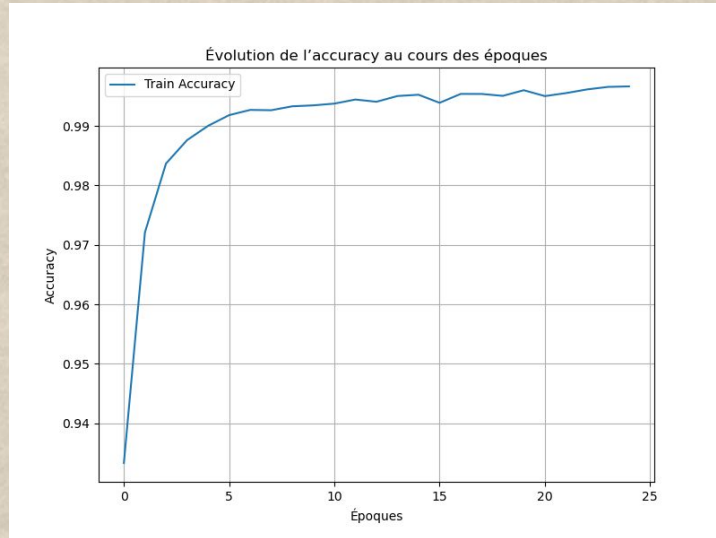
SSIM : 0.888

BRISQUE de référence : 13.73

BRISQUE : 14.81

05 - Résultats & analyses

Résultats - méthode hybride



Batch Size : 16

/

25 époques

05 - Résultats & analyses

Résultats - méthode hybride



PSNR : 18.61 dB

SSIM : 0.870

BRISQUE de référence : 13.64

BRISQUE : 8.17



PSNR : 23.61 dB

SSIM : 0.890

BRISQUE de référence : 1.86

BRISQUE : 4.07



PSNR : 23.85 dB

SSIM : 0.890

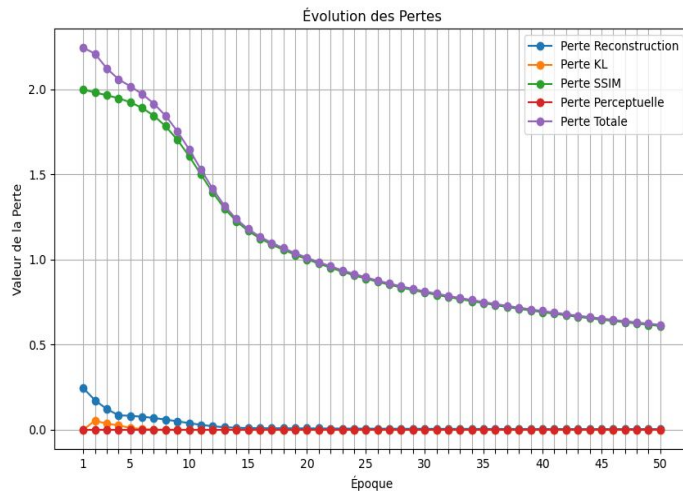
BRISQUE de référence : 13.73

BRISQUE : 16.22

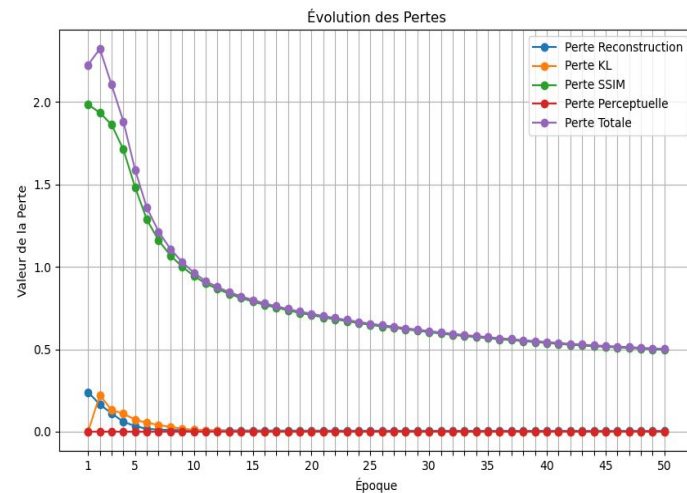
05 - Résultats & analyses

Résultats - méthodes VAE

Batch Size : 32 / Dimension du vecteur latent : 512 / Pondération privilégiant le domaine Z (0.6)



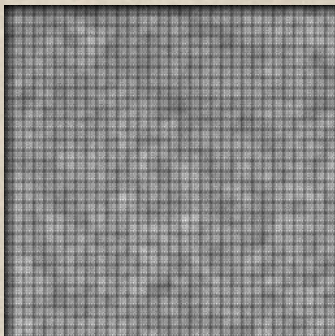
Modèle “U-Net”



Modèle “ResNet”

05 - Résultats & analyses

Résultats - méthodes VAE et analyse globale



PSNR : 8.02 dB

SSIM : 0.306

BRISQUE de référence : 13.64

BRISQUE : 120.41

PSNR

20 - 30 dB

PSNR : 13.14 dB
SSIM : 0.841
BRISQUE de référence : 13.64
BRISQUE : 45.13



SSIM

0.8 - 0.95



PSNR : 16.32 dB

SSIM : 0.903

BRISQUE de référence : 13.64

BRISQUE : 46.05

BRISQUE

< | > à 25% du BRISQUE de référence !

Meilleure méthode : Hybride

06

Conclusion

Démonstration, perspectives possibles et conclusion

06 - Conclusion

Améliorations & modifications possibles

Concernant notre méthode - classique :

- Utilisation de techniques de segmentations plus avancés
- Utilisation de techniques de binarisation local (Gatos, Kim) - cf travaux de Thibault LELORE (IMT Atlantique)

Concernant la méthode - hybride :

- Amélioration des dégradations synthétiques
- Utilisation de modèles comme ScratchNet et/ou PatchNet



Image originale



Masque obtenu



Image restaurée

Concernant la méthode - VAE :

- Amélioration des dégradations synthétiques
- Ajout de plus d'images anciennes (domaine Z)
- Augmenter les paramètres, notamment le batch size et la dimension du vecteur latent -> **Beaucoup de ressources matériels !**
- Trouver un juste équilibre pour les images dégradées synthétiquement entre le bruit et les dégradations afin d'éviter les risques de sur débruitage ou de sur réparation.
- Séparation du VAE multi-domaines en VAEs pour des tâches spécifiques (génération de masques binaires, reconstruction) ->

Perte d'autonomie

06 - Conclusion

Améliorations & modifications possibles

Concernant la restauration d'images anciennes - général :



Image restaurée



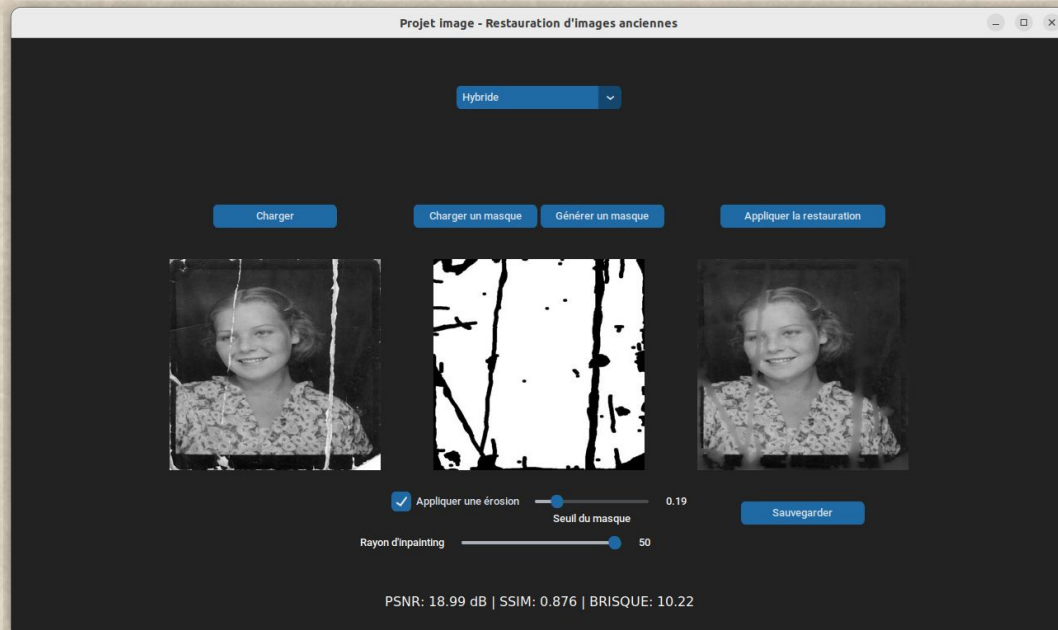
Image colorisée



Image post-traitée
(embellir les visages, enlever le fond, etc...)


06 - Conclusion

Démonstration



06 - Conclusion

Conclusion

A decorative border with floral motifs surrounds the central text. The motifs are arranged in a rectangular frame with corner pieces and side pieces.

Merci pour votre
attention !

Références

- Télécom Physique Strasbourg. (n.d.). **Image Restoration**. Disponible à : <https://images.icube.unistra.fr/index.php/Fichier:2-Restauration.pdf>
- Veluchamy, M., & Subramani, B. (2019). Image contrast and color enhancement using adaptive gamma correction and histogram equalization. *Optik - International Journal for Light and Electron Optics*, 183, 329–337. Disponible à : <https://doi.org/10.1016/j.ijleo.2019.02.054>
- Wan, Z., et al. (2020). Bringing old photos back to life. *arXiv preprint*, arXiv:2004.09484. Work conducted during an internship at Microsoft Research Asia. Disponible à : <https://arxiv.org/abs/2004.09484>
- Patel, N. (2020). **Demystifying Deep Image Prior**. Disponible à : <https://towardsdatascience.com/demystifying-deep-image-prior-7076e777e5ba>
- Zhou, T., Isola, P., Zhu, J.-Y., & Efros, A. A. (2017). Image-to-image translation with conditional adversarial networks. *arXiv preprint*. Disponible à : <https://arxiv.org/pdf/1611.07004>
- Stolk, T., Bijl, P., & Meester, R. (2019). Image restoration using Pix2Pix. Disponible à : <https://medium.com/@28group28/image-restoration-using-pix2pix-83d07d09fe8e>
- Ulyanov, D., Vedaldi, A., & Lempitsky, V. (2018). Deep Image Prior. In *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)* (pp. 9446–9454). Disponible à : https://sites.skoltech.ru/app/data/uploads/sites/25/2018/04/deep_image_prior.pdf
- Zhang, S., et al. (2022). Pik-Fix: Restoring and colorizing old photos. Disponible à : https://www.researchgate.net/publication/360383689_Pik-Fix_Restoring_and_Colorizing_Old_Photo
- Liu, P., et al. (2018). Multi-Level Wavelet-CNN for image restoration. In *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR) Workshops*. Disponible à : https://openaccess.thecvf.com/content_cvpr_2018_workshops/papers/w13/Liu_Multi-Level_Wavelet-CNN_for_CVPR_2018_paper.pdf
- Ardizzone, H. D. E., & Mazzola, G. (2010). Multidirectional scratch detection and restoration in digitized old images. In *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR) Workshops*. Disponible à : <https://jivp-eurasipjournals.springeropen.com/counter/pdf/10.1155/2010/680429.pdf>
- Shkurat, O., Hu, M., & Kasner, M. (2024). Grayscale image colorization method based on the U-Net network. *Modern Education and Computer Science*. Disponible à : <https://mecs-press.net/ijigsp/ijigsp-v16-n2/IJIGSP-V16-N2-6.pdf>
- O. Ronneberger, P. Fischer et T. Brox. (2015). “U-Net : Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation”. Disponible : <http://lmb.informatik.uni-freiburg.de/Publications/2015/RFB15a>