



UNIVERSITÉ DE MONTPELLIER
FACULTÉ DES SCIENCES

MASTER 2 - IMAGINE

Projet Image, sécurité et deep learning

Sujet 12 - Débruitage ou restauration d'images par CNN

CR7 - Optimisations, application et vidéo

[HAI918I]

BES Jean-Baptiste
COMBOT Evan

01/12/2024

[Lien GitHub de notre projet image](#)

Continuité de la génération de masque binaire

Cette semaine, nous avons réalisé l'implémentation, l'entraînement et les tests du modèle U-Net afin de segmenter nos images pour en extraire le masque binaire.

Choix du modèle

Notre modèle U-Net est basé sur l'article : [U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation](#) [1].

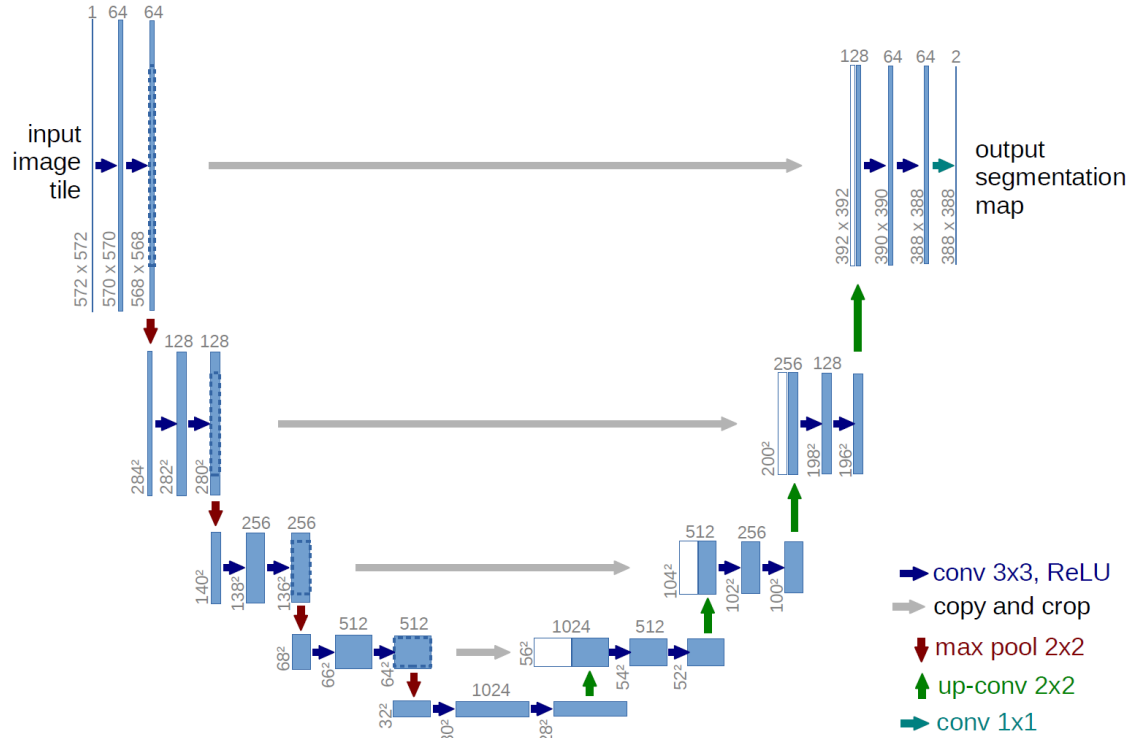


FIGURE 1 – Architecture du modèle U-Net

Cette architecture est décomposée en 3 phases :

- Encodeur : 4 couches (64, 128, 256, 512 filtres), extraction des caractéristiques.
- Bottleneck : 1 couche intermédiaire (1024 filtres)
- Décodeur : 4 couches (512, 256, 128, 64 filtres), restauration de la taille de l'image.

Le modèle est compilé avec l'optimiseur Adam et utilise la fonction de perte binary crossentropy.

Nous avons choisi ce modèle principalement car l'image obtenue est une image de segmentation binaire.

Entraînements et tests

Nous avons entraîné notre modèle en utilisant la même méthode que celle employée pour le modèle VAE. C'est-à-dire, en réutilisant nos 3 méthodes de génération de dataset d'entraînement.

Résultats



FIGURE 2 – Image en entrée

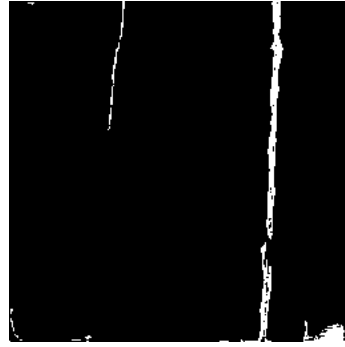


FIGURE 3 – Dataset 1 (dégradation linéaires)

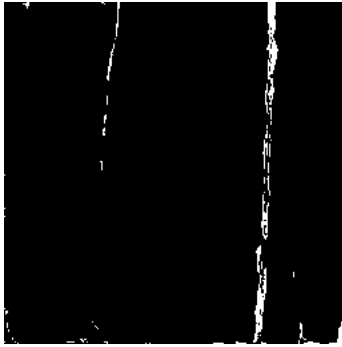


FIGURE 4 – Dataset 2 (dégradation non-linéaires)



FIGURE 5 – Dataset 3 (dégradation courbées)

On remarque, dans l'ensemble, des résultats bien plus satisfaisant comparé au modèle VAE. Nous avons augmenté le nombre d'époque (passant de 10 à 25 époques) afin de voir si on pouvait améliorer nos résultats mais cela n'a pas changé nos résultats. Pour ce modèle un entraînement de 10 époques semble suffisant.



FIGURE 6 – Evolution du Loss (10 époques, batch taille 4)

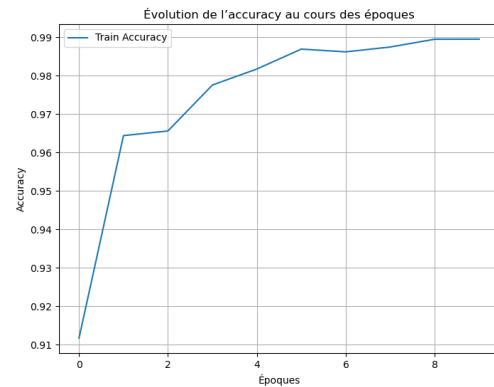


FIGURE 7 – Evolution du l'accuracy (10 époques, batch taille 4)

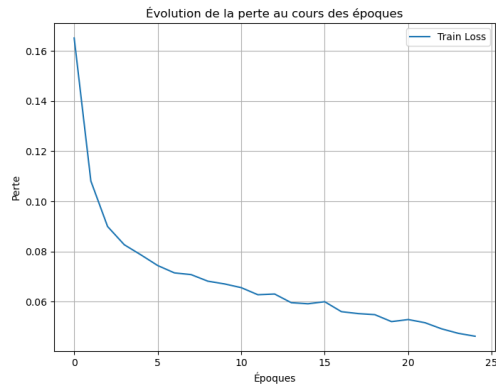


FIGURE 8 – Evolution du Loss (25 époques, batch taille 4)

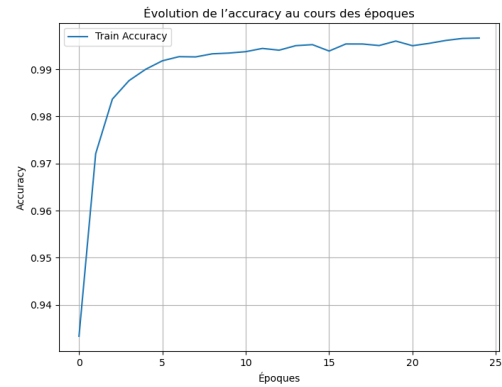


FIGURE 9 – Evolution de l'accuracy (25 époques, batch taille 4)

Nous avons également envisagé d'appliquer une érosion afin d'étendre la dégradation pour pouvoir combler les trous dans le masque. Cela pourrait constituer une étape de post-traitement à appliquer sur le masque si nécessaire.

Partie critique : le dataset

Le dataset constitue un élément crucial pour la restauration. Si les données synthétiques dégradées du dataset sont trop bruitées, le modèle privilégiera principalement le débruitage. En revanche, si le dataset est trop altéré, le modèle se concentrera davantage sur la réparation, au détriment du débruitage.

La semaine dernière, nous avons observé des résultats cohérents en fonction de la pondération attribuée aux différents domaines. Cependant, il était évident que le débruitage manquait de cohérence. Pour remédier à ce problème, nous avons ajusté le dataset en augmentant l'intensité des données bruitées.

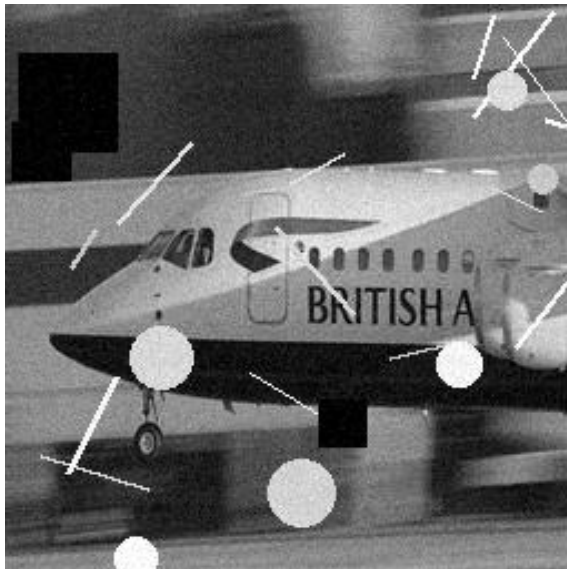


FIGURE 10 – Exemple

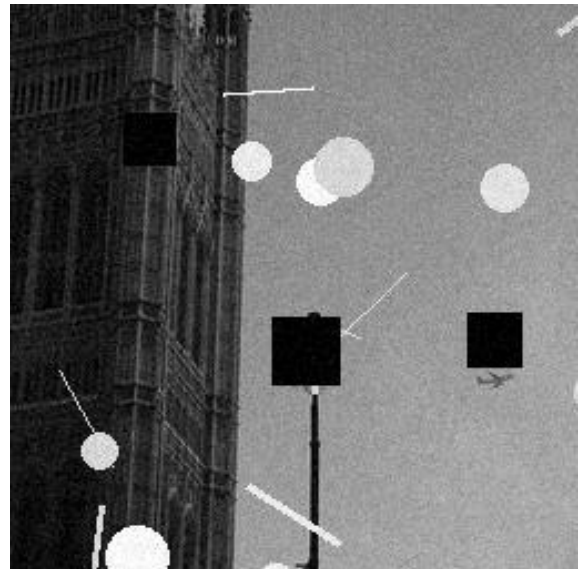


FIGURE 11 – Exemple

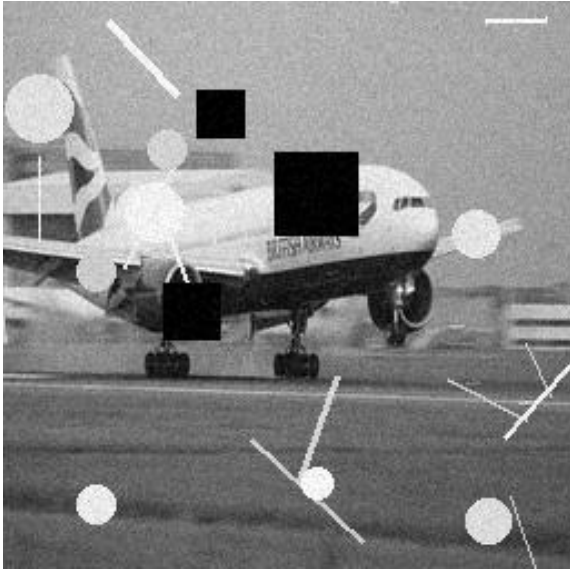


FIGURE 12 – Exemple

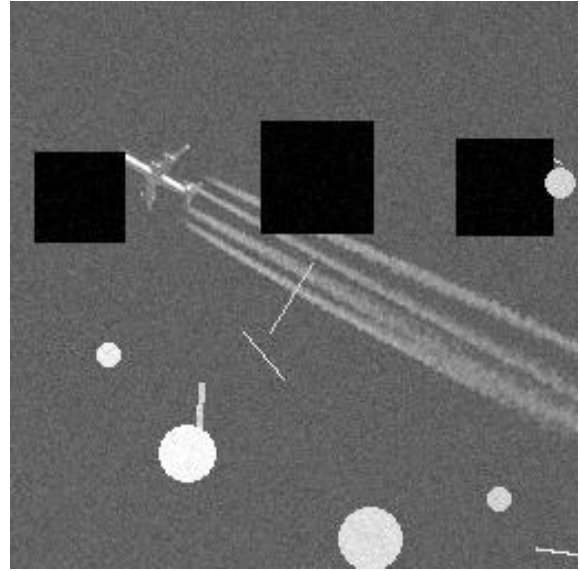


FIGURE 13 – Exemple

L'ajout des dégradations (carrés, rondes) permettent d'essayer de compenser le bruit ajouté.

Différents tests de β

Toujours dans notre quête d'obtenir de meilleurs résultats, nous avons cherché à déterminer si une modification du calcul de β pouvait avoir un impact sur les résultats précédemment obtenus.

Optimiseur : AdamW

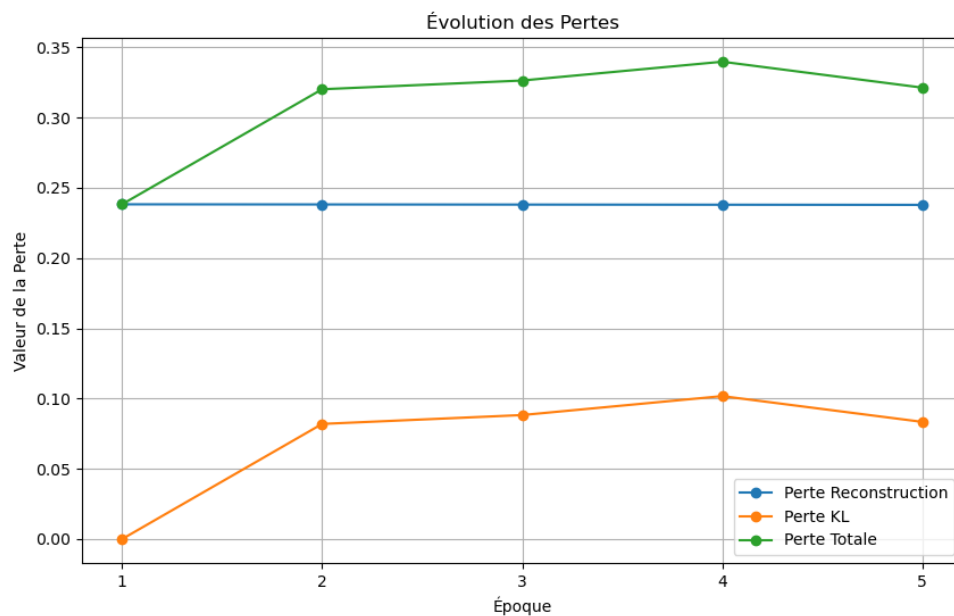


FIGURE 14 – Optimiseur : AdamW / Calcul de Beta : Linéaire

Mode de calcul de Beta : Cyclique

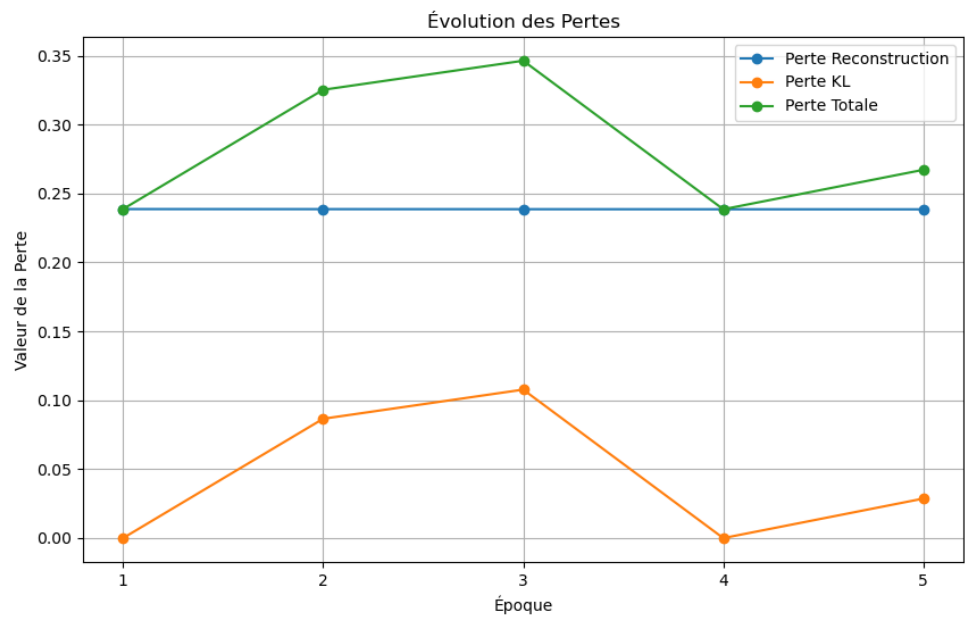


FIGURE 15 – Optimiseur : Adam / Calcul de Beta : Cyclique

Mode de calcul de Beta : Cosine

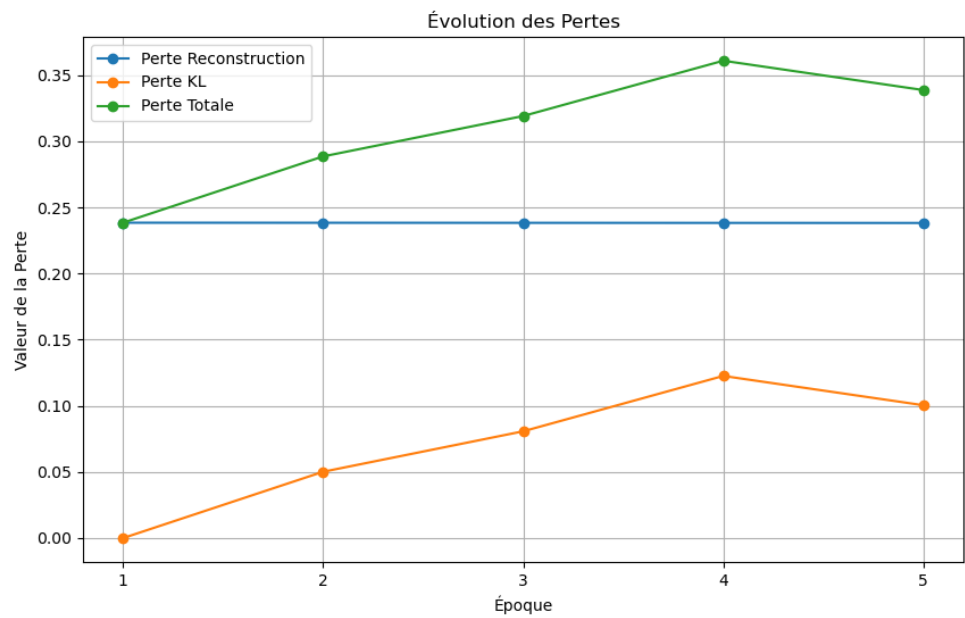


FIGURE 16 – Optimiseur : Adam / Calcul de Beta : Cosine

Mode de calcul de Beta : Exponentielle

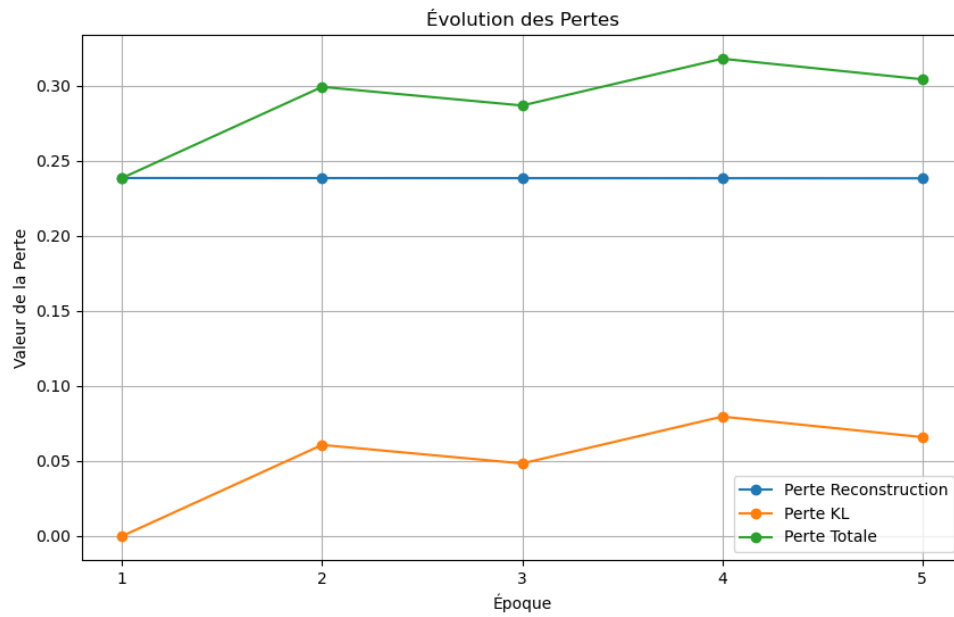


FIGURE 17 – Optimiseur : Adam / Calcul de Beta : Exponentielle

Mode de calcul de Beta : Sigmoid

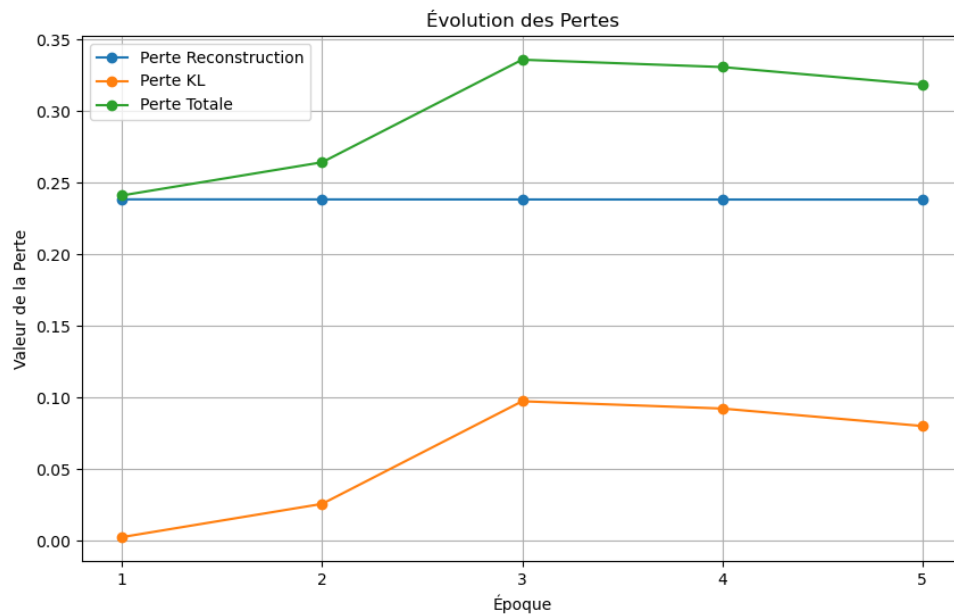


FIGURE 18 – Optimiseur : Adam / Calcul de Beta : Sigmoid

Résultats

On peut observer que la perte de reconstruction varie très peu. L'optimiseur AdamW semble approprié, car la divergence KL, et donc la perte totale, diminue rapidement à partir de 3 voir 4 époques. Lors de nos derniers tests, nous avons constaté que la méthode de calcul de β (linéaire) était assez efficace. De plus, nous remarquons que les méthodes cyclique, cosinus et exponentielle sont correctes et produisent des résultats cohérents.

Un très grand test

Nous avons effectué un test sur 100 époques (avec le modèle classique) afin d'observer si la perte de reconstruction diminuait significativement.

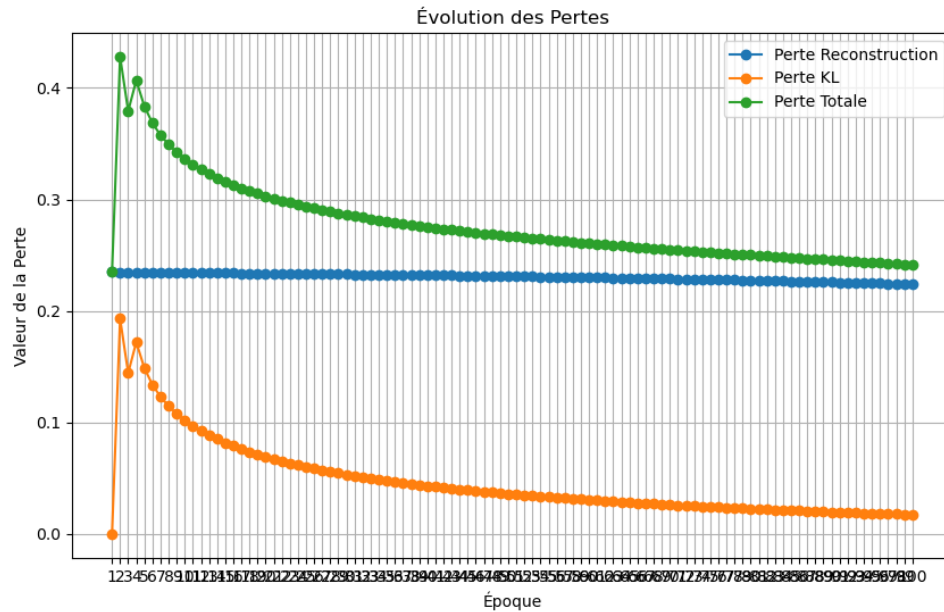


FIGURE 19 – Test sur 100 époques

On observe que la perte totale converge vers la perte de reconstruction et que cette dernière varie peu.

Pour remédier au fait que la perte de reconstruction varie très peu, nous avons introduit, dans le calcul de la perte de reconstruction, une valeur $\alpha = \frac{1}{\beta}$. Cela permet de faire varier la perte de reconstruction tout en maintenant une divergence KL cohérente.

Application complète

Nous avons terminé le développement de l'application. Cette application permet de :

- Utiliser différentes méthodes (classique, hybride et IA).
- **Pour la méthode classique :**
 - Dessiner le masque puis restaurer l'image.
 - Choisir la taille du pinceau.
 - Définir le rayon de l'inpainting.
- **Pour la méthode hybride :**
 - Charger un masque binaire et restaurer l'image.
 - Appliquer une érosion si nécessaire.
 - Modifier le rayon de l'inpainting.
- **Pour la méthode IA :**
 - Sélectionner le mode du modèle et le modèle à utiliser.
 - Configurer les différents paramètres.
 - Restaurer l'image.

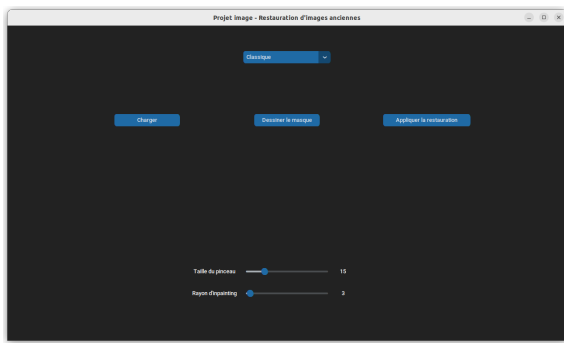


FIGURE 20 – Méthode classique

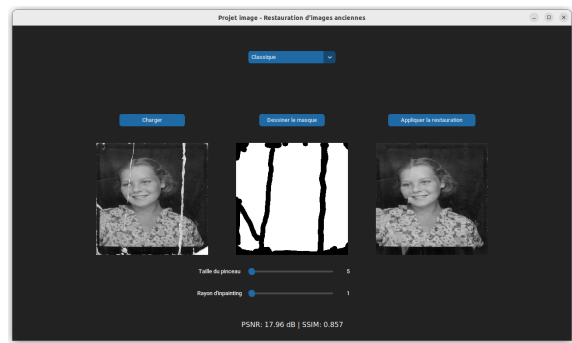


FIGURE 21 – Méthode classique (restauration)

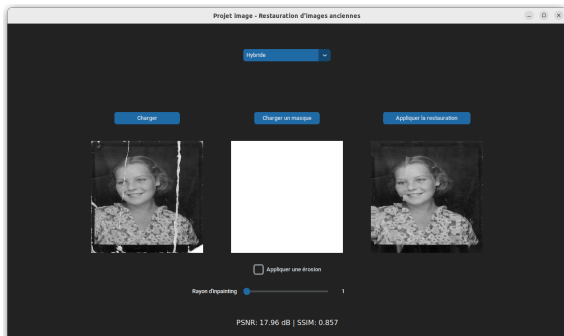


FIGURE 22 – Méthode hybride

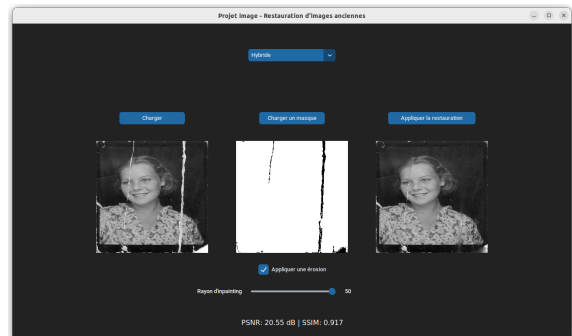


FIGURE 23 – Méthode hybride (restauration)

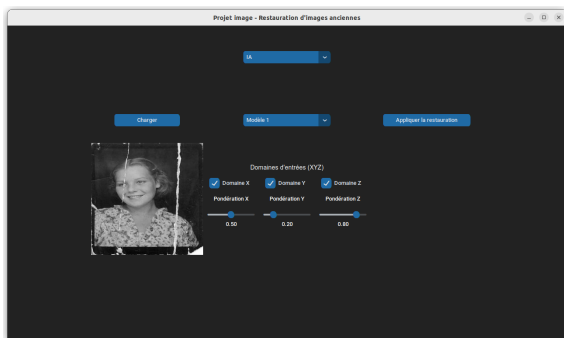


FIGURE 24 – Méthode IA

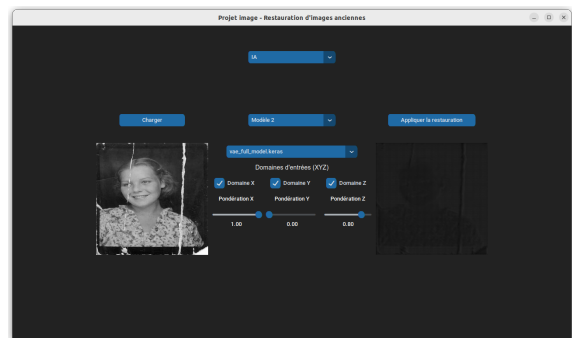


FIGURE 25 – Méthode IA (restauration)

La vidéo

Nous avons commencé à produire la vidéo pour l'oral final.

Ce que nous allons faire

Pour la suite, nous allons :

- Faire la vidéo
- Peaufiner l'application
- Optimiser toujours et encore, et commencer à préparer les données pour l'oral final

Références

- [1] O. RONNEBERGER, P.FISCHER et T. BROX. "U-Net : Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation". In : *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention (MICCAI)*. T. 9351. LNCS. (available on arXiv :1505.04597 [cs.CV]). Springer, 2015, p. 234-241. URL : <http://lmb.informatik.uni-freiburg.de/Publications/2015/RFB15a>.