

RePaint

Basé sur le projet github : <https://github.com/andreas128/RePaint>

Projet que j'ai trouvé très intéressant car il utilise le même procédé de bruitage/débruitage et le même concept de masque, cette fois-ci avec un entraînement derrière. Il est basé sur le projet d'openAI : <https://github.com/openai/guided-diffusion> . Il possède des modèles pré-entraînés par eux donc très bien pour expérimenter sans avoir besoin de beaucoup de temps. La description github est assez clair :

How does it work?

RePaint starts from pure noise. Then the image is denoised step-by-step. It uses the known part to fill the unknown part in each step.

Le lien du papier sur lequel le projet s'appuie est lui aussi disponible dans le readme du github.

J'ai mis en place l'architecture de base et lancé dans un premier temps l'exemple du github :



J'essaie donc avec une oeuvre qui m'a été transmise dans le dossier image :



On a plusieurs autres résultats comme :

(2)



(3)



On voit des sorties intéressantes comme le (1) et (2) qui appliquent des restaurations intéressantes.

C'est une technique qui à l'air très intéressante. Ces images ont été faites à partir de "ImageNet dataset" pour les données d'entraînements. Le calcul à été réalisé en à peu près 30 min sur ma machine (RTX A4500, 32Go RAM).

D'autres résultats sont disponibles dans le dossier correspondant.

Rapport

RePaint: Inpainting using Denoising Diffusion Probabilistic Models, propose une méthode très intéressante pour la reconstitution d'image. Ce projet est basé sur les modèles de diffusion probabiliste de débruitage (DDPM).

Ci-dessous un résumé des avantages, inconvénients, et un aperçu du fonctionnement.

1) le cœur de la méthode

RePaint utilise un modèle de diffusion non-conditionné pré-entraîné (un DDPM), conçu à l'origine pour la génération d'images. Plutôt que d'entraîner un modèle spécifique pour l'inpainting avec des masques particuliers, RePaint modifie le processus d'échantillonnage de la diffusion inversée.

- Diffusion inversée : on commence par un bruit aléatoire, qu'on "débruite" étape par étape pour générer une image.
- Conditionnement partiel : à chaque étape, les zones connues de l'image sont injectées dans la génération en les remplaçant dans le bruit intermédiaire.

- Re-échantillonnage (resampling) : RePaint introduit des aller-retours dans le temps de diffusion (back and forth) pour améliorer l'harmonisation entre les zones connues et reconstruites.

Ce mécanisme permet de générer plusieurs résultats diversifiés et souvent très réalistes, même avec des masques très extrêmes.

2) Avantages de RePaint

Fonctionne avec n'importe quel type de masque (brosses, carrés, masques extrêmes).

On peut générer plusieurs versions valides d'une même restauration, ce qui est intéressant en archéologie et restauration d'art.

Marche sur plusieurs datasets (ImageNet, CelebA-HQ, Places2) sans réentraînement.

Fonctionne bien même avec très peu d'informations.

3) Inconvénients de RePaint

Chaque échantillon est généré via un processus long de diffusion inverse → cela peut être très coûteux en temps de calcul.

Utilise un modèle pré-entraîné, donc peut introduire des biais (ex : sur ImageNet, il hallucine souvent des chiens...).

Conclusion

Pour la restauration de fresques ?

Il peut proposer plusieurs complétions visuellement et historiquement crédibles, ce qui est précieux pour des analyses comparatives et le fait qu'il n'ait pas besoin d'être entraîné sur des fresques spécifiques est un gain énorme en souplesse. Il faut cependant faire attention aux biais et au temps de calcul !