

Projet Image

Débruitage d'images

Compte-rendu n°5

Adam Bonbon Alaric Hunot-Martin Louis Jean

Master 2 IMAGINE Université de Montpellier

17 novembre 2024

Table des matières

1	Introduction	2
2	Réarrangement des courbes PSNR	2
3	Évaluation de la qualité avec un modèle CNN de NIMA	3
4	Améliorations apportées au modèle CGNet 4.1 Optimisation de l'architecture	5 5
5	Amélioration de l'interface graphique	5
6	Conclusion	5
7	Perspectives	5

1 Introduction

Cette semaine, nous avons revu nos résultats et des nouvelles méthodes d'évaluation, amélioré notre CNN ainsi que notre application graphique.

2 Réarrangement des courbes PSNR

Dans cette partie, nous avons corrigé et réarrangé les courbes représentant l'évolution du PSNR de certaines de nos méthodes de débruitage en fonction de leurs paramètres. Initialement, les PSNR obtenus étaient erronés, car les valeurs calculées étaient anormalement basses. Après vérification et ajustement, les courbes ont été corrigées, mais seulement pour une image spécifique. Ce problème pourrait toutefois nécessiter des analyses supplémentaires pour d'autres images.

Voici les courbes révisées pour trois méthodes différentes de débruitage, appliquées à deux types de bruits :

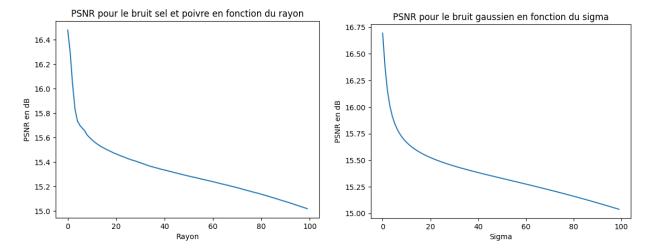


Figure 1: Courbes PSNR pour la méthode utilisant la transformée de Fourier.

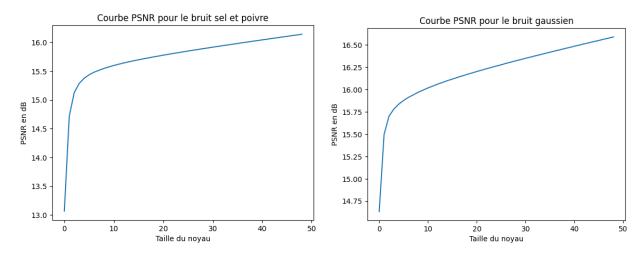


Figure 2: Courbes PSNR pour la méthode utilisant un filtre moyenneur.

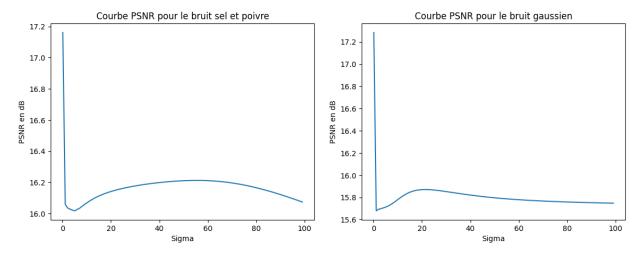


Figure 3: Courbes PSNR pour la méthode basée sur la densité de probabilité.

Pour la transformée de Fourier, le rayon varie de 0 à 100. Pour le filtre moyenneur, la taille du noyau varie de 0 à 50. Enfin, pour la méthode basée sur la densité de probabilité, l'écart type varie de 0,1 à 100 avec un pas de 1. Cela explique que la première valeur de la courbe soit si élevée, car elle n'est pas prise en compte dans les calculs.

3 Évaluation de la qualité avec un modèle CNN de NIMA

Pour évaluer la qualité visuelle de nos images originales, bruitées et débruitées, nous avons utilisé un modèle pré-entraîné de NIMA (Neural Image Assessment). Le modèle Mobilenet a été sélectionné pour ce test initial. Les résultats obtenus semblent cohérents, indiquant que l'image originale est de meilleure qualité, suivie des images débruitées, tandis que les images bruitées sont les moins satisfaisantes.

Nous avons utilisé une image d'avion en noir et blanc. Il est probable qu'un autre modèle, mieux adapté à ce type d'image, puisse donner des résultats encore plus précis. Nous envisageons soit d'entraîner un modèle spécifique, soit d'explorer d'autres modèles pré-entraînés, voire de réimplémenter un modèle plus adapté.

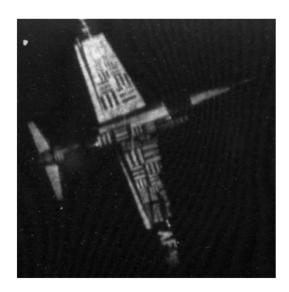


Figure 4: Exemple d'image utilisée : Avion en noir et blanc.

Les résultats obtenus pour les différentes versions de l'image (originale, bruitée et débruitées avec les différentes méthodes) sont illustrés ci-dessous :

Figure 5: Classement des meilleures images selon Mobilenet.

On observe que l'image originale est la mieux notée, suivie par l'image débruitée provenant d'une image initialement bruitée avec du bruit sel et poivre. En revanche, les images débruitées semblent qualitativement moins bonnes que certaines images bruitées. Cela pourrait indiquer que soit le modèle NIMA utilisé n'est pas suffisamment performant pour ce type d'image, soit que nos méthodes de débruitage classiques ne sont pas suffisamment efficaces.

4 Améliorations apportées au modèle CGNet

4.1 Optimisation de l'architecture

Nous avons optimisé l'architecture de CGNet en introduisant des modules contextuels supplémentaires et en affinant certains blocs de traitement. L'objectif était d'améliorer la capacité du modèle à capturer des informations globales et locales pour mieux traiter le bruit. Ces ajustements ont permis d'obtenir des résultats légèrement meilleurs en termes de débruitage. Cependant, il reste encore pas mal d'ajustements à faire pour affiner davantage le modèle et obtenir des performances vraiment optimales, notamment pour les images plus complexes. Les résultats sont encourageants, mais il y a encore du travail pour améliorer la robustesse du modèle sur des données plus bruitées.

4.2 Ajout de bruit sel poivre dans l'entraînement

Nous avons ajouté du bruit sel poivre aléatoire aux images d'entraînement pour rendre le modèle CGNet plus robuste. Ce type de bruit permet de simuler des pixels corrompus, comme ceux rencontrés dans les artefacts de compression et les défauts de transmission. L'ajout de ce bruit permet au modèle de mieux généraliser lors du débruitage, en améliorant sa capacité à traiter des images avec différents types de perturbations. Toutefois, des ajustements supplémentaires restent nécessaires pour obtenir des performances optimales.

5 Amélioration de l'interface graphique

Dans l'interface graphique, nous avons rajouté la possibilité de bruiter une image directement depuis l'application (dans le cas où l'utilisateur charge une image non bruitée).

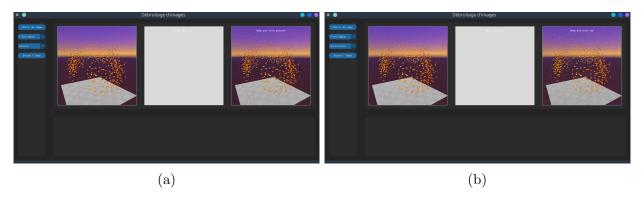


Figure 6: Application de bruit directement dans l'interface

6 Conclusion

En conclusion, nous avons réussi à obtenir de meilleurs résultats et à mieux les comparer.

7 Perspectives

La semaine prochaine, nous améliorerons encore nos résultats et nos méthodes, notamment en ajoutant encore de la profondeur à notre CNN, et nous améliorerons notre application pour qu'elle soit pleinement utilisable.

Merci pour le temps et l'attention que vous avez consacrés à la lecture de ce compte-rendu.