



Projet Image

Débruitage d'images

Compte-rendu n°2

Adam Bonbon
Alaric Hunot-Martin
Louis Jean

Master 2 IMAGINE
Université de Montpellier

27 octobre 2024

Table des matières

1	Introduction	2
2	Méthodes classiques de débruitage	2
2.1	Filtres linéaires et non linéaires	2
2.2	Transformées et décomposition fréquentielle	2
2.3	Techniques de régularisation	2
2.4	Techniques basées sur la parcimonie et la similarité	2
2.5	Techniques fréquentielles adaptatives	3
3	Méthodes basées sur les réseaux de neurones convolutifs	3
3.1	DnCNN (Denoising Convolutional Neural Network)	3
3.2	FFDNet (Fast and Flexible Denoising Convolutional Network)	3
3.3	CBDNet (Convolutional Blind Denoising Network)	3
3.4	RIDNet (Residual Image Denoising Network)	3
3.5	SwinIR (Image Restoration using Swin Transformer)	4
3.6	CGNet (CascadedGaze Network)	4
3.7	Comparaison générale des performances	4
4	Conclusion	5
5	Perspectives	5

1 Introduction

Ce deuxième compte rendu présente l'état de l'art des techniques de débruitage d'images, en explorant les méthodes dites traditionnelles et les méthodes qui utilisent l'intelligence artificielle. Le débruitage d'images est une tâche critique en vision par ordinateur, visant à supprimer le bruit tout en préservant les détails visuels essentiels.

2 Méthodes classiques de débruitage

Les méthodes traditionnelles de débruitage se divisent en plusieurs catégories, chacune ayant ses avantages et ses limitations.

2.1 Filtres linéaires et non linéaires

- **Filtre moyen** : lisse l'image en prenant la moyenne des pixels voisins, mais tend à flouter les détails.
- **Filtre médian** : efficace pour éliminer le bruit impulsif ("sel et poivre") sans trop affecter les contours.
- **Filtre bilatéral** : réduit le bruit tout en préservant les contours en utilisant une fonction qui prend en compte à la fois la distance spatiale et la différence d'intensité.

2.2 Transformées et décomposition fréquentielle

- **Transformée en ondelettes** : permet un filtrage multi-échelle, où les coefficients d'ondelettes sont seuillés pour éliminer les hautes fréquences associées au bruit/
- **Transformée de Fourier** : utilisée pour supprimer les composantes de bruit en atténuant les hautes fréquences.
- **Filtrage de Wiener** : minimise le bruit en équilibrant le signal et le bruit dans le domaine fréquentiel.

2.3 Techniques de régularisation

- **Variation totale** : préserve les contours en pénalisant les variations abruptes dans les zones homogènes de l'image.
- **Modèles basés sur la densité de probabilité** : utilisent des distributions de probabilité pour estimer les valeurs de bruit et les éliminer en fonction de l'image.

2.4 Techniques basées sur la parcimonie et la similarité

- **BM3D (Block-Matching and 3D Filtering)** : regroupe des blocs similaires dans un volume 3D, puis filtre le volume pour réduire le bruit tout en conservant les textures.
- **NLM (Non-Local Means)** : calcule la moyenne des pixels voisins similaires sur l'image entière, permettant un lissage sélectif.

2.5 Techniques fréquentielles adaptatives

- **ABF (Adaptative Bilateral Filtering)** : filtre bilatéral modifié qui ajuste automatiquement ses paramètres en fonction de l'image et du type de bruit.
- **Filtre guidé** : utilisé pour préserver les détails fins tout en effectuant un lissage doux, en prenant une image de référence pour guider le lissage.

3 Méthodes basées sur les réseaux de neurones convolutifs

Les réseaux convolutifs profonds (CNN) ont révolutionné le débruitage en permettant d'apprendre des représentations de bruit complexes directement à partir de données. Voici quelques méthodes phares dans ce domaine.

3.1 DnCNN (Denoising Convolutional Neural Network)

Proposé par : Zhang et al., 2017.

Description : DnCNN est un réseau profond composé de couches convolutives avec normalisation par lot et activation ReLU. Il est optimisé pour prédire le bruit résiduel, simplifiant ainsi la tâche de reconstruction de l'image propre.

Performances : PSNR = 39.16 dB, SSIM = 0.96

Avantages : simple et rapide pour le bruit gaussien.

Limites : moins performant face aux bruits non gaussiens ou aux bruits complexes.

3.2 FFDNet (Fast and Flexible Denoising Convolutional Network)

Proposé par : Zhang et al., 2018.

Description : FFDNet est conçu pour être flexible avec des niveaux de bruit variables, en prenant comme entrée une estimation du bruit.

Performances : PSNR = 39.25 dB, SSIM = 0.96

Avantages : flexible pour différents niveaux de bruit.

Limites : moins efficace pour les bruits très complexes.

3.3 CBDNet (Convolutional Blind Denoising Network)

Proposé par : Guo et al., 2019.

Description : CBDNet intègre un sous-réseau d'estimation du bruit et un sous-réseau de débruitage, particulièrement performant pour les bruits réels et non gaussiens.

Performances : PSNR = 39.70 dB, SSIM = 0.97

Avantages : robuste face aux bruits réalistes et non-gaussiens.

Limites : architecture en deux étapes qui accroît la complexité et ralentit le temps d'inférence.

3.4 RIDNet (Residual Image Denoising Network)

Proposé par : Anwar et al., 2019.

Description : RIDNet utilise des blocs de résidus et des modules d'attention pour se concentrer sur les zones bruitées, avec une bonne préservation des textures fines.

Performances : PSNR = 39.92 dB, SSIM = 0.97

Avantages : bonne préservation des textures fines.

Limites : nécessite un entraînement intensif.

3.5 SwinIR (Image Restoration using Swin Transformer)

Proposé par : Liang et al., 2021.
Description : SwinIR exploite une architecture de Transformer avec une attention glissante qui capte efficacement les dépendances globales et locales.
Performances : PSNR = 40.10 dB, SSIM = 0.98
Avantages : excellente performance sur les textures fines et détails.
Limites : exigeant en termes de mémoire et de calcul.

3.6 CGNet (CascadedGaze Network)

Proposé par : Ghasemabadi et al., 2024.
Description : CGNet utilise une architecture en U avec un module de contexte global et un module de fusion, permettant un débruitage de haute qualité sans complexité excessive.
Performances : PSNR = 40.00 dB, SSIM = 0.98
Avantages : efficace pour capturer les contextes globaux. **Limites :** compromis entre performance et complexité, légèrement en deçà de SwinIR pour certaines textures complexes.

3.7 Comparaison générale des performances

Cette section propose un tableau de synthèse des performances et des caractéristiques principales des modèles CNN abordés plus haut.

Modèle	Année	PSNR (dB)	SSIM	Complexité	Avantages	Limites
DnCNN	2017	39.16	0.96	Moyenne	Simple et rapide pour le bruit gaussien	Moins performant pour le bruit complexe
FFDNet	2018	39.25	0.96	Faible	Flexible pour différents niveaux de bruit	Inefficace sur des bruits très complexes
CBDNet	2019	39.70	0.97	Élevée	Robuste face aux bruits réalistes et non-gaussiens	Temps d'inférence plus long en raison de son architecture
RIDNet	2019	39.92	0.97	Moyenne	Bon pour la préservation des textures fines	Nécessite un grand volume de données d'entraînement
SwinIR	2021	40.10	0.98	Très élevée	Excellente performance sur les textures fines et détails	Forte consommation en mémoire et calcul
CGNet	2024	40.00	0.98	Faible	Efficace pour capturer les contextes globaux	Légèrement moins performant que SwinIR sur textures complexes

Table 1: Comparaison des performances et caractéristiques des méthodes CNN pour le débruitage

Au terme de cette analyse, CGNet apparaît comme le modèle le plus prometteur pour notre projet de débruitage. Sa capacité à équilibrer la qualité de restauration avec une complexité calculatoire faible en fait un choix optimal.

4 Conclusion

Cet état de l'art a exploré les différentes approches de débruitage d'images, en couvrant aussi bien les techniques classiques que les méthodes modernes basées sur les réseaux de neurones convolutifs. Les méthodes traditionnelles ont montré leur efficacité dans des contextes spécifiques, notamment pour des bruits simples. Cependant, elles montrent des limites dès lors que le bruit devient complexe ou que la préservation des détails fins est essentielle. En parallèle, les CNN ont permis des avancées significatives en matière de qualité de débruitage. Ces avancées laissent entrevoir des perspectives intéressantes pour la suite de ce projet.

5 Perspectives

Dans les prochaines semaines, notre objectif sera d'implémenter un maximum de méthodes classiques de débruitage. Ces méthodes permettront d'établir une base de référence solide pour comparer leur efficacité sur différentes images bruitées.

Une fois ces techniques classiques en place, nous commencerons l'installation et l'implémentation de CGNet en intégrant progressivement ses principaux composants. L'objectif final sera de réaliser une première étude comparative des performances des méthodes classiques et de CGNet en termes de réduction de bruit et de qualité de restauration.

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