



Projet Image

Débruitage d'images

Compte-rendu n°3

Adam Bonbon
Alaric Hunot-Martin
Louis Jean

Master 2 IMAGINE
Université de Montpellier

3 novembre 2024

Table des matières

1	Introduction	2
2	Filtre médian	2
2.1	Présentation de la méthode	2
2.2	Résultats	2
3	Transformée en ondelettes de Haar	4
3.1	Présentation de la méthode	4
3.2	Résultats	4
4	Variation totale	5
4.1	Présentation de la méthode	5
4.2	Résultats	5
5	Filtre moyennneur	7
5.1	Présentation de la méthode	7
5.2	Résultats	7
6	Transformée de Fourier avec filtre passe-bas gaussien	8
6.1	Présentation de la méthode	8
6.2	Résultats	8
7	Filtre basé sur la densité de probabilité	9
7.1	Présentation de la méthode	9
7.2	Résultats	9
8	Conclusion	10
9	Perspectives	10

1 Introduction

Pour cette semaine, nous avons décidé de réaliser une première implémentation de six méthodes classiques existantes de débruitage d'images. Pour ce faire, nous nous sommes dirigés vers `Python`, qui offre un large choix de bibliothèques de traitement d'images. Dans nos tests, nous avons tous utilisé la même image de base *lena.pgm* afin d'avoir un référentiel commun pour faciliter les comparaisons des méthodes.



Figure 1: *lena.pgm*

2 Filtre médian

2.1 Présentation de la méthode

Le filtre médian est une méthode de traitement d'images largement utilisée pour réduire le bruit, en particulier le bruit impulsionnel (bruit "sel et poivre"). Il consiste à remplacer chaque pixel de l'image par la médiane des pixels de son voisinage (souvent dans une fenêtre de taille 3×3).

Pour un pixel donné, la fenêtre autour de ce pixel est définie, et les valeurs des pixels dans cette fenêtre sont triées. La médiane est alors calculée et attribuée à ce pixel.

Les étapes de l'algorithme sont les suivantes :

1. Sélectionner une taille de fenêtre (ici 3×3)
2. Pour chaque pixel de l'image, calculer la médiane des valeurs des pixels dans cette fenêtre
3. Remplacer la valeur du pixel central par cette médiane

2.2 Résultats

Voici des comparaisons visuelles de l'image bruitée et de l'image après application du filtre médian. Nous avons testé le bruit sel et poivre et le bruit gaussien. Le filtre a été appliqué avec une fenêtre de taille 3×3 .

2.2.1 Bruit sel et poivre



(a) Image bruitée avec du bruit sel et poivre



(b) Image après filtre médian

Figure 2: Comparaison de l'image avant et après application du filtre médian

PSNR entre l'image originale et l'image bruitée : 18.4 dB

PSNR entre l'image originale et l'image débruitée : 33.3 dB

2.2.2 Bruit gaussien



(a) Image bruitée avec du bruit gaussien



(b) Image après filtre médian

Figure 3: Comparaison de l'image avant et après application du filtre médian

PSNR entre l'image originale et l'image bruitée : 19.2 dB

PSNR entre l'image originale et l'image débruitée : 23.5 dB

Pour le bruit sel et poivre, l'application du filtre médian a permis de réduire significativement le bruit tout en conservant les détails de l'image. Cependant, pour le bruit gaussien, cette méthode se montre plus compliquée, avec des résultats convaincants en terme de PSNR, mais moins visuellement. Globalement, cette approche conserve les bords mieux que certains autres filtres, en réduisant les effets de flou.

3 Transformée en ondelettes de Haar

3.1 Présentation de la méthode

La transformée en ondelettes de Haar est une technique utilisée pour décomposer une image en différentes fréquences, permettant de réduire le bruit tout en conservant les informations pertinentes. Elle repose sur une série de filtres passe-haut et passe-bas appliqués à l'image, créant des coefficients qui représentent l'approximation et les détails de l'image.

Les étapes de l'algorithme sont les suivantes :

1. Appliquer une décomposition en ondelettes discrètes sur l'image bruitée, en utilisant la base de Haar
2. Seuiller les coefficients d'ondelettes pour éliminer le bruit
3. Recomposer l'image en utilisant la transformée inverse

3.2 Résultats

Voici des comparaisons entre l'image bruitée et l'image après traitement par la transformée en ondelettes de Haar, avec un seuillage fixé à 30.

3.2.1 Bruit sel et poivre



(a) Image bruitée avec du bruit sel et poivre

(b) Image après ondelettes de Haar

Figure 4: Comparaison de l'image avant et après application de la transformée en ondelettes de Haar

PSNR entre l'image originale et l'image bruitée : 18.4 dB
PSNR entre l'image originale et l'image débruitée : 21.6 dB

3.2.2 Bruit gaussien



(a) Image bruitée avec du bruit gaussien

(b) Image après ondelettes de Haar

Figure 5: Comparaison de l'image avant et après application de la transformée en ondelettes de Haar

PSNR entre l'image originale et l'image bruitée : 20.0 dB
PSNR entre l'image originale et l'image débruitée : 26.1 dB

L'usage de la transformée en ondelettes de Haar ne s'est pas vraiment montrée efficace dans la réduction de bruit. On constate toujours clairement le bruit après application de la transformée inverse, et les PSNR ne sont pas mirobolants.

4 Variation totale

4.1 Présentation de la méthode

La méthode de débruitage par variation totale est une technique couramment utilisée pour réduire le bruit tout en préservant les bords de l'image. Cette méthode repose sur la minimisation de la variation totale de l'image, ce qui tend à lisser les zones homogènes tout en conservant les discontinuités, ce qui en fait une approche adaptée pour les images ayant un bruit de type gaussien.

Les étapes de l'algorithme de variation totale sont les suivantes :

1. Calculer un terme de régularisation basé sur la variation totale de l'image
2. Minimiser cette fonction de coût pour obtenir une image lissée, en préservant les bords

4.2 Résultats

Voici une comparaison entre l'image bruitée et l'image débruitée par la méthode de variation totale. La technique a été appliquée avec un paramètre de régularisation adapté pour minimiser le bruit sans altérer les détails importants.

4.2.1 Bruit sel et poivre



(a) Image bruitée avec du bruit sel et poivre (b) Image après débruitage par variation totale

Figure 6: Comparaison de l'image avant et après application du filtre par variation totale

PSNR entre l'image originale et l'image bruitée : 18.4 dB

PSNR entre l'image originale et l'image débruitée : 23.8 dB

4.2.2 Bruit gaussien



(a) Image bruitée avec du bruit gaussien (b) Image après débruitage par variation totale

Figure 7: Comparaison de l'image avant et après application du filtre par variation totale

PSNR entre l'image originale et l'image bruitée : 20.0 dB

PSNR entre l'image originale et l'image débruitée : 29.6 dB

Le débruitage par variation totale a montré une efficacité correcte pour le bruit gaussien, malgré l'ajout non négligeable de flou dans l'image. Pour le bruit sel et poivre, le résultat n'est pas très convaincant.

5 Filtre moyennneur

5.1 Présentation de la méthode

Le filtre moyennneur est une technique de débruitage qui réduit le bruit en lissant les variations de l'image. Il fonctionne en remplaçant chaque pixel de l'image par la moyenne des pixels dans son voisinage. Cette moyenne est appliquée à chaque pixel en calculant la moyenne pondérée de sa région environnante.

Les étapes de l'algorithme sont les suivantes :

1. Sélectionner une taille de fenêtre pour le filtre (ici une fenêtre de 3×3)
2. Pour chaque pixel de l'image, calculer la moyenne des valeurs des pixels de cette fenêtre
3. Remplacer la valeur du pixel central par cette moyenne

5.2 Résultats

Voici le résultat obtenu après l'application du filtre moyennneur sur une image bruitée.



(a) Image bruitée

(b) Image débruitée avec le filtre moyen

Figure 8: Comparaison de l'image avant et après application du filtre moyennneur

PSNR entre l'image originale et l'image bruitée : 20.1 dB

PSNR entre l'image originale et l'image débruitée : 24.4 dB

Cette méthode a permis de réduire le bruit dans l'image, mais elle introduit un léger flou, ce qui atténue certains détails de l'image. Cette technique réduit efficacement le bruit aléatoire, mais elle est moins efficace pour conserver les détails fins.

6 Transformée de Fourier avec filtre passe-bas gaussien

6.1 Présentation de la méthode

La transformée de Fourier permet de représenter une image dans le domaine fréquentiel, où les hautes fréquences et les basses fréquences peuvent être isolées. En appliquant, un filtre passe-bas gaussien, nous conservons les basses fréquences et atténuons les hautes fréquences, qui correspondent souvent au bruit.

Les étapes de l'algorithme sont les suivantes :

1. Appliquer la transformée de Fourier à l'image pour obtenir sa représentation fréquentielle
2. Créer un masque gaussien pour les basses fréquences, en fonction de la distance par rapport au centre de l'image
3. Multiplier la transformée de Fourier par le masque pour filtrer les hautes fréquences
4. Appliquer la transformée de Fourier inverse pour revenir dans le domaine spatial et obtenir l'image débruitée

6.2 Résultats

Voici le résultat obtenu après l'application de cette méthode:



(a) Image bruitée

(b) Image débruitée avec cette méthode

Figure 9: Comparaison de l'image avant et après application de la méthode avec la transformée de Fourier

PSNR entre l'image originale et l'image bruitée : 20.1 dB

PSNR entre l'image originale et l'image débruitée : 28.7 dB

L'application du filtre passe-bas gaussien grâce à la transformée de fourier a permis de réduire le bruit tout en conservant les détails plus globaux de l'image.

7 Filtre basé sur la densité de probabilité

7.1 Présentation de la méthode

Cette technique repose sur l'estimation de la probabilité de chaque pixel en fonction de sa distribution locale dans un voisinage donné. Pour chaque pixel, un voisinage de 3×3 est examiné, et la probabilité de chaque pixel dans ce voisinage est calculée selon une distribution normale. Ensuite, un filtre est appliqué en pondérant chaque pixel par cette densité de probabilité.

Les étapes de l'algorithme sont les suivantes :

1. Définir un voisinage de taille 3×3
2. Calculer la moyenne locale et la variance de cette région
3. Estimer la probabilité de chaque pixel dans le voisinage en utilisant une distribution normale centrée sur la moyenne locale
4. Calculer la valeur débruitée du pixel une somme pondérée par la densité de probabilité

7.2 Résultats

Voici le résultat obtenu après l'application de cette méthode:



(a) Image bruitée

(b) Image débruitée avec cette méthode

Figure 10: Comparaison de l'image avant et après application du filtre basé sur la densité de probabilité

PSNR entre l'image originale et l'image bruitée : 20.1 dB

PSNR entre l'image originale et l'image débruitée : 24.2 dB

Le résultat obtenu montre une réduction du bruit, bien que l'image reste visuellement assez similaire à l'image bruitée d'origine. Cela, dit, l'image est légèrement plus lisse, indiquant bien une réduction des variations de haute fréquence.

8 Conclusion

En somme, chaque méthode a ses forces et limites selon les caractéristiques du bruit et les objectifs de qualité d'image. Dans l'ensemble, nous avons fait une étude en surface de ces méthodes. Il serait bénéfique de leur consacrer davantage de temps pour les affiner et obtenir de meilleurs résultats.

9 Perspectives

Nous prévoyons de mettre en place et d'implémenter progressivement CGNet. Nous comptons également adapter et ajuster les différents paramètres pour répondre aux besoins spécifiques de notre projet, en visant une meilleure précision tout en minimisant les coûts et temps de calcul. En parallèle, nous envisageons de commencer le développement d'une interface graphique pour avoir une application pour débruiter des images quasi-automatisé où l'utilisateur d'interagir facilement avec les fonctionnalités des algorithmes, en facilitant le choix et l'ajustement des paramètres.

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