



Introduction à la recherche

A non-local algorithm for image denoising

Alex FOULON et Erwan GAUTIER

25 November 2023

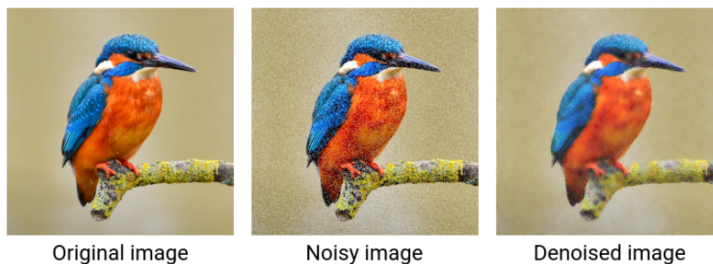


Table des matières

Introduction	3
Synthèse de l'article	4
Contexte	4
Objectifs	4
Hypothèses	4
Méthode	5
Méthodologie de Validation	6
Résultats	7
Opinion Personnelle	7
Étude de l'implémentation	8
Portée des programmes fournis	8
Structure	8
Fidélité	8
Expérimentation	9
Expérience reproduite	9
Configuration des tests	9
Analyse des résultats	10
Expériences complémentaires	11

Introduction

Définition : *Le débruitage est une technique qui consiste à supprimer des éléments indésirables (bruit), afin de rendre, ici une image, plus intelligible ou plus pure.*

Le traitement d'image est un domaine de l'informatique en constante évolution, l'innovation et la compréhension des méthodes avancées sont essentielles pour progresser dans les applications pratiques. Cette étude se concentre sur l'algorithme Non-Local Means (NL-Means), une technique révolutionnaire de débruitage d'image. Initialement proposé par Antoni Buades, Bartomeu Coll, et Jean-Michel Morel, cet algorithme représente un tournant dans la manière dont nous approchons la réduction du bruit dans les images numériques.

Le débruitage d'image est un enjeu majeur dans de nombreux domaines, allant de la télémédecine à la reconnaissance de formes, en passant par l'amélioration de la qualité des médias numériques. Les méthodes traditionnelles de débruitage se concentrent souvent sur des approches locales qui peuvent entraîner une perte de détails et altérer les textures fines. Quant à lui, l'algorithme NL-Means est basé sur une moyenne non locale de tous les pixels de l'image. Il diffère des filtres locaux ou des filtres de domaine fréquentiel en utilisant systématiquement toutes les auto-prédictions possibles que l'image peut fournir. Les expériences montrent que l'algorithme NL-Means est efficace pour le débruitage des textures naturelles et des images périodiques. Des comparaisons sont faites entre l'algorithme NL-Means et les filtres de lissage local en termes de bruit de méthode, de qualité visuelle des images restaurées, et d'erreur quadratique moyenne. Il est constaté que l'algorithme NL-Means performe bien dans le débruitage des images naturelles, préservant les détails et les textures tout en réduisant le bruit. Les résultats expérimentaux et les analyses montrent que cette méthode surpasse les filtres de lissage local dans de nombreux scénarios, offrant un meilleur équilibre entre la réduction du bruit et la préservation des détails et textures.

Ce rapport s'articulera autour d'une étude détaillée de l'algorithme, incluant une exploration de son contexte, ses objectifs, ses hypothèses, sa méthodologie et les résultats obtenus.

Synthèse de l'article

Contexte

La problématique du débruitage d'image est un défi majeur dans le domaine du traitement d'image. Habituellement, les techniques de débruitage se concentrent sur des approches locales, qui peuvent souvent entraîner une perte de détails et une altération des textures de l'image. Cette problématique prend une importance croissante dans un contexte où les images numériques sont omniprésentes et où leur qualité est cruciale pour de nombreuses applications. Le bruit dans les images peut provenir de diverses sources, telles que des conditions de prise de vue peu optimales, des limitations des capteurs d'image, ou encore des processus de transmission et de compression. L'enjeu est donc de développer une méthode capable de réduire efficacement ce bruit tout en préservant au maximum la qualité originale de l'image, sans compromettre les détails fins.

Objectifs

L'algorithme NL-Means, proposé dans cet article, vise à surmonter les limitations des méthodes de débruitage classiques. L'objectif principal est de fournir une technique qui non seulement réduit le bruit de manière significative, mais le fait d'une manière qui respecte l'intégrité visuelle de l'image originale. Cette approche se distingue par sa capacité à préserver les textures et les détails fins, des éléments souvent sacrifiés par d'autres méthodes de débruitage. En se concentrant sur une méthode non-locale, les auteurs cherchent à exploiter les similitudes au sein de l'image entière, plutôt que de se limiter à des régions locales. Cela implique l'idée que les parties de l'image qui se ressemblent peuvent être utilisées pour prédire et rétablir les zones affectées par le bruit.

Hypothèses

L'hypothèse de l'approche NL-Means est que l'utilisation d'une méthode non-locale pour le débruitage est supérieure aux approches traditionnelles. Cette hypothèse repose sur l'idée que les images possèdent une redondance inhérente, il s'agit de zones similaires ou répétées qui peuvent être trouvées dans différentes parties de l'image. En exploitant cette redondance, l'algorithme NL-Means réalise une prédiction plus précise pour chaque pixel, basée sur l'ensemble des pixels de l'image. Cette approche diffère des méthodes locales, qui ne prennent en compte qu'une fenêtre de pixel autour du pixel visé. Les auteurs supposent donc que leur méthode permettra une meilleure conservation des détails et textures, tout en réduisant efficacement le bruit.

Méthode

La méthode NL-Means fonctionne en calculant la valeur de chaque pixel en se basant sur les valeurs des pixels similaires trouvés ailleurs dans l'image. Contrairement aux approches locales qui se limitent aux voisinages immédiats, l'algorithme NL-Means examine l'ensemble de l'image pour trouver des régions qui ressemblent au voisinage d'un pixel donné. Ces régions sont ensuite utilisées pour calculer une valeur moyenne qui sera attribuée au pixel cible. Cette technique permet de maintenir la structure et les textures de l'image originale, car elle prend en compte une gamme plus large de données de l'image. En pratique, cela signifie que même si une partie de l'image est fortement bruitée, l'algorithme peut utiliser des parties semblables, mais moins bruitées pour restaurer cette zone.

La formule de l'algorithme NL-Means est donnée par :

$$NL[u](x) = \frac{1}{C(x)} \int_{\Omega} e^{-\frac{(G_{\alpha} * u(x+\cdot) - u(y+\cdot))^2(0)}{h^2}} u(y) dy$$

où :

- $NL[u](x)$ représente la valeur débruitée du pixel en position x après l'application de l'algorithme NL-Means.
- $u(x)$ est la valeur du pixel bruité en position x .
- Ω est le domaine de l'image, c'est-à-dire l'ensemble de tous les pixels de l'image.
- G_{α} est un noyau gaussien, utilisé pour lisser les différences entre les patches centrés autour des pixels x et y .
- $*$ est l'opérateur de convolution, qui applique le noyau gaussien G_{α} aux patches de l'image.
- h est un paramètre de filtrage qui contrôle la sensibilité de l'algorithme au bruit. Plus h est grand, plus le débruitage est fort.
- $C(x)$ est une constante de normalisation pour le pixel en position x , définie par :

$$C(x) = \int_{\Omega} e^{-\frac{(G_{\alpha} * u(x+\cdot) - u(y+\cdot))^2(0)}{h^2}} dz$$

La constante de normalisation $C(x)$ assure que la somme des poids dans la moyenne pondérée est égale à 1.

Méthodologie de validation

Pour valider leur hypothèse et leur méthode, les auteurs de l'article ont mis en œuvre une série de tests et de comparaisons avec d'autres techniques de débruitage, tel que :

- Le filtre Gaussien - The Gaussian filtering
- Le filtre anisotrope - The anisotropic filtering
- La minimisation de la Variation Totale - The Total Variation minimization
- Le filtrage de voisinage - The neighborhood filtering

Ils ont utilisé des images standard dans le domaine du traitement d'image pour ces tests. Les performances de l'algorithme NL-Means sont comparées à celles des filtres locaux selon trois critères :

- le bruit de méthode
- la qualité visuelle de l'image restaurée
- et l'erreur quadratique moyenne (la différence euclidienne entre les images restaurées et les images originales).

Ils ont également présenté une table d'erreur quadratique moyenne pour comparer le NL-Means avec les autres méthodes de débruitage. Une erreur quadratique moyenne plus faible indique que l'estimation est plus proche de l'image originale. Par exemple, pour l'image "Lena", l'erreur quadratique moyenne pour NL-Means est inférieure à celle des autres méthodes testées.

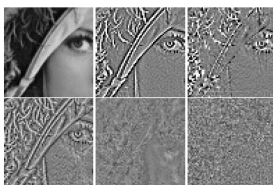


Figure 1: Expérience de débruitage sur une image naturelle. De gauche à droite et de haut en bas : image bruitée (écart type 20), filtrage Gaussien, filtrage anisotrope, variation totale, filtrage de voisinage et algorithme NL-means.

Image	GF	AF	TVF	YNF	NL
Lena	120	114	110	129	68
Baboon	507	418	365	381	292

Figure 2: Tableau de l'erreur quadratique

Résultats

Nous allons analyser le résultat de NL-Means au travers des deux points suivants :

- Comparaisons Quantitatives :

La performance supérieure de NL-Means se traduit par une erreur quadratique moyenne plus faible lors de la comparaison des images débruitées avec les images originales. Cela indique que NL-Means est plus efficace pour approximer l'image originale.

- Évaluations Qualitatives

Seul l'œil humain permet d'évaluer la préservation des détails, la réduction du bruit, et l'absence d'artefacts en comparant les images débruitées avec les originales. Cela souligne l'importance de l'évaluation visuelle en complément des mesures quantitatives, car elle reflète la perception réelle de la qualité de l'image par les utilisateurs finaux.

Au travers de ces deux types d'analyses et des résultats obtenus. Nous observons que NL-Means permet d'obtenir un débruitage de haute qualité par rapport aux algorithmes de débruitage locaux utilisés dans l'évaluation de ce dernier. Ce qui en fait une méthode de débruitage d'images prometteuse pour diverses applications.

Opinion Personnelle

Notre impression sur l'article est qu'il représente une avancée significative dans le domaine du traitement d'image, en particulier celui du débruitage. L'introduction d'une méthode de débruitage non-locale comme l'algorithme NL-Means pourrait représenter un progrès notable par rapport aux approches traditionnelles. Nous pensons qu'à l'avenir, si ce dernier se trouve être performant en termes de temps et de puissance par rapport à des algorithmes locaux, il pourrait être intégré dans de nombreux applicatifs, tel que les téléphones, les satellites, l'imagerie médicale, voir même le rendu 3D pour approximer des images en cours de calcul.

Étude de l'implémentation

Portée des programmes fournis

Le code source implémente l'algorithme de débruitage non local (NL-means) décrit dans l'article. Il permet de traiter des images bruitées et de produire des versions débruitées, conformément aux expériences principales de l'article. Cependant, le code ne semble pas inclure des fonctionnalités pour des comparaisons directes avec d'autres méthodes de débruitage ou des calculs d'erreurs quadratiques moyennes spécifiques, ce qui limite sa capacité à reproduire les expériences mentionnées dans l'article.

Structure

Le code est écrit en ANSI C et C++, ce qui garantit une bonne portabilité sur différents systèmes. Il est structuré pour lire et écrire des images au format PNG, ce qui simplifie le processus d'entrée et de sortie. La structure globale du code est claire, avec une séparation des fonctions de débruitage et des opérations auxiliaires comme la lecture et l'écriture d'images. Les interfaces fournies semblent bien définies, ce qui faciliterait la réutilisation du code dans d'autres contextes, comme l'intégration dans des pipelines de traitement d'image plus larges. Un fichier readme est fourni et explique comment utiliser les interfaces. Les explications sont claires, mais en les mettant en pratique, il est difficile de comprendre la véritable fonction de chaque paramètre, qui peut varier selon si on veut bruiteur ou débruiteur.

Fidélité

Le code fourni correspond bien à l'implémentation de l'algorithme NL-means tel qu'il est décrit dans l'article. Les différences principales résident dans les fonctionnalités annexes non fournies pour la comparaison avec d'autres méthodes et le calcul des mesures statistiques détaillées. Ces différences nécessitent des ajouts au code existant pour une reproduction complète de toutes les expériences décrites dans l'article.

En résumé, l'implémentation fournie est fidèle à la description de l'algorithme NL-means dans l'article et est bien structurée pour une utilisation et une adaptation ultérieures. Toutefois, pour reproduire l'intégralité des expériences présentées dans l'article, des extensions et des ajouts seraient nécessaires, en particulier pour les comparaisons détaillées avec d'autres méthodes de débruitage et les analyses statistiques.

Expérimentation

Dans cette section, notre objectif est de lancer le code fourni pour confirmer que les résultats présentés peuvent être reproduits. Nous disposons d’une unique expérience : elle implique d’ajouter du bruit à une image, puis de l’utiliser pour tester l’efficacité de l’algorithme NL means en la débruitant.

Expérience reproduite

Le processus commence par sélectionner une image de référence. Cette image sera ensuite traitée par notre programme pour y ajouter du bruit. Les instructions détaillées pour réaliser cette opération sont expliquées dans un fichier readme ‘‘nlmeansC/README.txt’’.

Configuration des tests

Nous exécutons donc la commande comme ceci, chaque ligne représente un paramètre. Le paramètre **add_noise** est réglé sur 1 pour indiquer au programme de bruiteur l’image. Voici comment nous procédons :

```
./nlmeansC/nlmeans_ipol
./images/reference.png
60
1
./images/denoise.png
./images/noise.png
```

Ensuite, nous passons à l’étape de débruitage. Pour ce faire, nous exécutons une commande similaire, mais cette fois en réglant le paramètre **add_noise** à 0. Cela indique au programme de réaliser l’opération de débruitage sur l’image précédemment bruitée.

```
./nlmeansC/nlmeans_ipol
./images/noise.png
60
0
./images/denoise.png
./images/noise.png
```

Analyse des résultats

En utilisant les commandes définies précédemment, nous obtenons le résultat suivant :

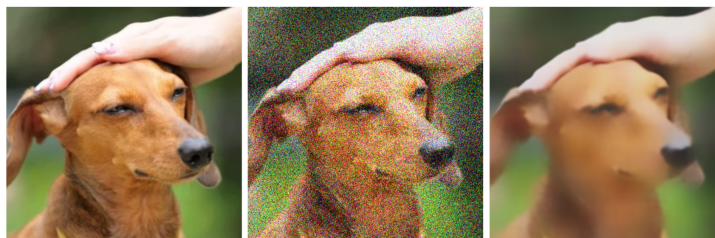


Figure 3: Résultat de l'algorithme sur une image de chien (avec $\sigma = 60$). De gauche à droite: image de référence, image bruitée et l'image débruitée par NL means.

On remarque clairement que le débruitage est efficace. En fait, le résultat est très proche de ce qu'on a vu dans les expériences mentionnées dans l'article.

Le script que nous avons développé agit comme une interface permettant de bruiteur et débruiteur différentes images rapidement :

```
denoise.sh
1  #!/bin/bash
2  sigma=$1
3
4  if [ -z "$sigma" ]; then
5      echo "Error: No sigma value provided."
6      echo "Usage: ./script.sh [sigma]"
7      exit 1
8  fi
9
10 cd nlmeansC
11 make
12 cd ..
13 echo "Generating noise..."
14 ./nlmeansC/nlmeans_ipol ./images/reference.png $sigma 1 ./images/denoise.png ./images/noise.png
15 echo "Denoising original image..."
16 ./nlmeansC/nlmeans_ipol ./images/noise.png $sigma 0 ./images/denoise.png ./images/noise.png
17 echo "Done !"
```

Figure 4: Code utilisé pour exécuter l'algorithme rapidement. Sigma est passé en paramètre. (Chemin depuis le répertoire: `./denoise.sh`)

Expériences complémentaires

Pour connaître l'efficacité d'un nouvel algorithme de traitement d'image, il est important de le tester dans de nombreuses situations et différents environnements. Il ne suffit pas seulement que celui-ci fonctionne, il faut également le comparer aux technologies existantes, mesurer sa difficulté d'implémentation, d'intégration dans des chaînes de traitements, etc... Voici une liste d'expériences permettant de juger l'efficacité d'un algorithme de débruitage :

- Comparer l'efficacité de l'algorithme avec d'autres algorithmes de débruitage récents ou avancés, tels que des méthodes basées sur de l'IA.
- Tester l'algorithme sur différents types et niveaux de bruits (bruit thermique, bruit poivre et sel, bruit de grenaille, bruit périodique, etc.), afin d'évaluer sa robustesse et sa polyvalence.
- Évaluer le temps nécessaire à l'algorithme pour débruiter une ou plusieurs images. Afin de savoir si ce dernier peut être utilisé dans des applications en temps réel ou plutôt pour de la post-production.
- Tester l'algorithme sur différents types d'images (images médicales, images satellite, photographies standard) pour l'évaluer dans divers contextes et domaines.
- Combiner NL-Means avec d'autres techniques de traitement d'images pour voir si la combinaison de plusieurs traitements n'entrave pas les résultats finaux.