

NL Means

par CHEN Michel
michel.chen@edu.esiee.fr

Sommaire

1. Synthèse de l’article l’Article “A Non-Local Algorithm for Image Denoising” par Antoni Buades, Bartomeu Coll, et Jean-Michel Morel	4
1.1. Contexte	4
1.2. Objectifs	4
1.3. Hypothèses	4
1.4. Méthode	5
1.5. Méthodologie de Validation	5
1.6. Résultats	6
1.7. Opinion Personnelle	6
2. Étude de l’implémentation	7
2.1. Portée des programmes fournis	7
2.2. Structure	8
2.2.1. Interfaces fournies : Les interfaces principales fournies sont :	8
2.2.2. Structure et modularité :	8
2.2.3. Réutilisabilité : Le code peut être réutilisé dans d’autres contextes, mais avec quelques modifications. Par exemple, il pourrait être utile de généraliser le support à d’autres formats d’image (comme JPEG ou BMP) ou de rendre les interfaces de débruitage plus indépendantes des formats d’image. De plus, l’ajout d’une gestion des images 16 bits améliorerait la réutilisabilité pour des scénarios plus avancés.	8
2.3. Fidélité	8
2.3.1. Correspondance générale :	8
2.3.2. Différences notables :	9
2.4. Conclusion	9
3. Expérimentations	9
3.1. Expériences reproduites	9
3.2. Configuration des tests	10

3.3. Analyse des résultats	10
3.3.1. Ajout de bruit gaussien à une image et application de l'algorithme NL-means pour débruiter l'image	10
3.3.2. Calcul de la MSE (Mean Squared Error)	11
3.3.3. Calcul de la différence entre les images	11
3.4. Expériences complémentaires	12
3.4.1. Ajout de bruit ($\sigma = 20$) à lena.png et application du débruitage :	13
3.4.2. Calcul de la MSE (Mean Squared Error) :	13
3.4.3. Calcul de la différence entre les images	13
3.5. Conclusion	14

1. Synthèse de l'article l'Article “A Non-Local Algorithm for Image Denoising” par Antoni Buades, Bartomeu Coll, et Jean-Michel Morel

1.1. Contexte

La problématique centrale abordée par cet article est celle de la **réduction du bruit dans les images numériques**, un enjeu majeur en traitement d'image. Les images capturées par des dispositifs numériques sont souvent corrompues par du bruit aléatoire, ce qui détériore leur qualité et complique les tâches ultérieures d'analyse ou de reconnaissance. Les méthodes traditionnelles de débruitage reposent principalement sur des techniques de lissage **local**, telles que le filtrage gaussien, l'anisotropic diffusion ou les filtres de voisinage. Toutefois, ces approches locales tendent à **adoucir les bords et les textures fines**, compromettant ainsi la fidélité des détails de l'image originale.

1.2. Objectifs

L'objectif principal de l'article est de **proposer une nouvelle méthode de débruitage**, baptisée **Non-Local Means (NL-means)**, qui surmonte les limitations des méthodes de lissage locales. Plus précisément, les auteurs visent à :

1. **Introduire et formaliser une nouvelle mesure d'évaluation**, appelée **method noise**, permettant d'évaluer et de comparer de manière objective les performances des différentes méthodes de débruitage.
2. **Développer un algorithme de débruitage non-local**, capable de préserver les structures fines, les bords et les textures des images tout en réduisant efficacement le bruit.
3. **Valider expérimentalement** l'efficacité de l'algorithme NL-means par rapport aux filtres de lissage locaux classiques, en utilisant des critères quantitatifs et qualitatifs.

1.3. Hypothèses

L'approche proposée repose sur plusieurs hypothèses clés :

1. **Auto-similarité des images naturelles** : Les images réelles possèdent de nombreuses similarités entre différentes régions, permettant ainsi de trouver des motifs répétitifs ou des textures similaires à travers l'image.
2. **Distribution additive du bruit** : Le bruit est modélisé comme un bruit blanc gaussien additif, simplifiant l'analyse mathématique et la conception des filtres.
3. **Robustesse du calcul de similitude** : En utilisant des vecteurs de niveaux de gris dans des fenêtres locales, l'algorithme est capable de mesurer efficacement la similarité entre différentes régions de l'image, même en présence de bruit.

Ces hypothèses sont pertinentes car elles exploitent les caractéristiques intrinsèques des images naturelles et la statistique du bruit, permettant de concevoir un algorithme capable de préserver les détails tout en atténuant le bruit.

1.4. Méthode

La méthode **NL-means** fonctionne selon les étapes suivantes :

1. **Identification des fenêtres de similarité** : Pour chaque pixel i de l'image, une fenêtre locale N_i (par exemple, 7×7 pixels) est extraite autour de i .
2. **Calcul des poids de similarité** : L'algorithme compare cette fenêtre avec celles de tous les autres pixels j dans une fenêtre de recherche plus large (par exemple, 21×21 pixels). La similarité est évaluée en utilisant une **distance euclidienne pondérée** entre les fenêtres, pondérée par une fonction gaussienne :

$$w(i, j) = \frac{1}{Z(i)} \exp\left(-\frac{\|v(N_i) - v(N_j)\|_{2,a}^2}{h^2}\right),$$

où $Z(i)$ est une constante de normalisation et h est un paramètre contrôlant le degré de filtrage.

3. **Moyennage non-local** : Le débruitage du pixel i est obtenu en faisant la moyenne pondérée de tous les pixels j :

$$\text{NL } [v](i) = \sum_{j \in I} w(i, j)v(j),$$

Cette approche permet de **capturer les similarités non locales**, exploitant les motifs répétitifs et les textures similaires indépendamment de leur position dans l'image.

1.5. Méthodologie de Validation

Les auteurs proposent une validation empirique en comparant l'algorithme NL-means avec plusieurs filtres de lissage locaux classiques, à savoir :

1. **Filtrage Gaussien** : Utilise une convolution avec un noyau gaussien pour lisser l'image.
2. **Filtrage Anisotrope** : Concentre le lissage dans les directions orthogonales aux gradients de l'image pour mieux préserver les bords.
3. **Minimisation de la Variation Totale** : Équilibre la fidélité à l'image bruitée avec la variation totale de l'image pour réduire le bruit tout en préservant les bords.
4. **Filtrage de Voisinage (Yaroslavsky)** : Moyenne les pixels ayant des valeurs de niveaux de gris similaires dans un voisinage local.

Les tests de validation incluent :

- **Method Noise** : Analyse théorique et expérimentale du bruit introduit par chaque méthode de débruitage, permettant de visualiser et comparer les altérations apportées à l'image originale.

- **Qualité Visuelle** : Évaluation subjective de la qualité des images débruitées par observation humaine, prenant en compte la préservation des textures, des bords et l'absence d'artefacts.
- **Erreur Quadratique Moyenne (MSE)** : Calcul de la différence euclidienne entre l'image débruite et l'image originale, fournissant une mesure quantitative de la performance de chaque méthode.

1.6. Résultats

Les résultats expérimentaux démontrent que l'algorithme **NL-means** surpassé les méthodes de lissage locales sur plusieurs aspects :

1. **Method Noise** : Le bruit introduit par NL-means ne présente aucune structure géométrique notable, contrairement aux filtres locaux qui montrent des altérations significatives sur les bords ou les textures fines.
2. **Qualité Visuelle** : Les images débruitées par NL-means conservent mieux les détails, les textures et les bords sans introduire d'artefacts artificiels, contrairement aux méthodes locales qui tendent à lisser excessivement ou à créer des chocs visuels.
3. **Erreur Quadratique Moyenne** : Les mesures de MSE indiquent une réduction significative de l'erreur pour NL-means par rapport aux filtres locaux, signifiant une approximation plus fidèle à l'image originale.

En particulier, pour des images naturelles telles que "Lena" et "Baboon", NL-means a démontré une performance supérieure en termes de MSE (par exemple, une réduction de MSE de 120 à 68 pour "Lena" contre les autres filtres). Les expériences montrent également que NL-means est particulièrement efficace dans les zones texturées ou périodiques, exploitant la redondance interne des images naturelles pour améliorer le débruitage.

1.7. Opinion Personnelle

L'article de Buades, Coll et Morel constitue une contribution significative et innovante dans le domaine du débruitage d'images. La **proposition de la méthode NL-means** représente une avancée majeure en s'éloignant des approches locales traditionnelles pour adopter une approche non locale, exploitant les structures répétitives des images naturelles. Cette idée a non seulement résolu les limitations des méthodes locales en préservant mieux les détails et les textures, mais elle a également ouvert la voie à des méthodes de débruitage plus sophistiquées, influençant des techniques ultérieures telles que **BM3D** et les approches basées sur l'apprentissage profond.

- **Intérêt** : L'article est d'un fort intérêt pour les chercheurs et praticiens en traitement d'image, offrant une nouvelle perspective sur le débruitage et des résultats empiriques convaincants.
- **Qualité d'Écriture** : L'écriture est claire, structurée et méthodique, facilitant la compréhension des concepts théoriques et des implémentations pratiques. Les auteurs

réussissent à équilibrer rigueur mathématique et accessibilité, rendant l'article pertinent à la fois pour des audiences théoriques et appliquées.

- **Hypothèses et Méthode** : Les hypothèses formulées sont bien justifiées et reposent sur des observations empiriques solides concernant la structure des images naturelles. La méthode NL-means est ingénieuse dans sa simplicité et son efficacité, offrant une solution élégante aux problèmes posés par les méthodes locales.
- **Tests et Validation** : La méthodologie de validation est rigoureuse, combinant des analyses théoriques avec des expérimentations quantitatives et qualitatives. Les résultats présentés sont convaincants et bien illustrés, démontrant clairement les avantages de NL-means par rapport aux méthodes existantes.

En conclusion, cet article est une lecture incontournable pour quiconque s'intéresse au débruitage d'images, en raison de son originalité, de la solidité de ses analyses et de l'impact durable de sa proposition méthodologique. La méthode NL-means continue d'influencer les recherches actuelles et futures, attestant de la pertinence et de la vision des auteurs.

2. Étude de l'implémentation

2.1. Portée des programmes fournis

Les fichiers partagés semblent correspondre à une implémentation du Non-Local Means (NL-Means), un algorithme de débruitage d'image. La portée des programmes fournis est centrée sur le traitement des images en format PNG, et l'objectif principal est de reproduire des expériences liées au débruitage d'images, à l'évaluation de la qualité d'images par des métriques comme la PSNR (Peak Signal-to-Noise Ratio) et la MSE (Mean Squared Error), ainsi que la génération de différences d'image.

Le programme semble permettre de reproduire certaines expériences courantes de l'article original sur NL-Means, comme le débruitage d'images et le calcul de la qualité d'image post-traitement. Cependant, il est important de noter que certaines fonctionnalités mentionnées dans les commentaires du code ne sont pas complètement implémentées. Par exemple, dans le fichier io_png.c, il est mentionné que la gestion des images 16 bits n'est pas encore prise en charge, ce qui pourrait limiter la capacité de reproduire des expériences sur des images haute résolution ou des formats de données spécifiques.

De plus, plusieurs fichiers (comme nlmeans_ipol.cpp et img_mse_ipol.cpp) fournissent des interfaces pour lire et écrire des images PNG, ajouter du bruit à des images, et calculer des métriques de qualité. Ces programmes sont suffisants pour effectuer des expériences basiques de débruitage et de comparaison d'images, mais il est probable que certaines expériences avancées décrites dans l'article ne puissent pas être entièrement reproduites sans modifications supplémentaires du code.

2.2. Structure

La structure du code est globalement claire, bien que certains aspects pourraient être améliorés pour une meilleure réutilisabilité et modularité.

2.2.1. Interfaces fournies : Les interfaces principales fournies sont :

- io_png_read_f32 et io_png_write_f32 pour la lecture et l'écriture d'images PNG en tableau de flottants.
- nlmeans_ipol dans libdenoising.cpp pour l'algorithme NL-Means.
- Des fonctions pour ajouter du bruit (fiAddNoise), calculer les distances entre pixels (fiL2FloatDist), et générer des LUT (Look-Up Tables) pour accélérer les calculs des poids dans le débruitage.

2.2.2. Structure et modularité :

Le code est relativement bien structuré, avec des fichiers séparés pour différentes fonctionnalités (lecture/écriture d'images, débruitage, métriques de qualité). Cependant, certaines parties du code pourraient bénéficier de plus de modularité. Par exemple :

- Les fonctions de débruitage et de calcul de métriques sont définies dans des fichiers comme libdenoising.cpp et img_mse_ipol.cpp, mais elles sont fortement couplées à l'interface de lecture d'images PNG. Pour une meilleure réutilisabilité, elles pourraient être découplées du format d'image spécifique et fonctionner avec des formats de données plus génériques.
- Les algorithmes de débruitage sont codés en dur avec des paramètres spécifiques (comme la taille de la fenêtre, le paramètre de filtrage, etc.). Il serait utile de permettre une configuration plus flexible via des fichiers de configuration ou des arguments de ligne de commande.

2.2.3. Réutilisabilité : Le code peut être réutilisé dans d'autres contextes, mais avec quelques modifications. Par exemple, il pourrait être utile de généraliser le support à d'autres formats d'image (comme JPEG ou BMP) ou de rendre les interfaces de débruitage plus indépendantes des formats d'image. De plus, l'ajout d'une gestion des images 16 bits améliorerait la réutilisabilité pour des scénarios plus avancés.

2.3. Fidélité

La fidélité entre l'implémentation et ce qui est décrit dans l'article semble généralement respectée, mais il existe quelques divergences ou limitations :

2.3.1. Correspondance générale :

Les fonctions implémentées, comme nlmeans_ipol, suivent les principes du NL-Means décrit dans l'article original. Il s'agit d'un algorithme qui calcule une moyenne pondérée des pixels

voisins en fonction de leur similarité, avec des poids calculés à partir de la distance euclidienne entre les patches d'image. Le calcul des distances et l'utilisation de LUT pour accélérer la fonction exponentielle sont également cohérents avec l'article.

2.3.2. Différences notables :

- Gestion des images 16 bits : Comme mentionné dans les commentaires du fichier io_png.c, la gestion des images en 16 bits n'est pas encore prise en charge. Cela pourrait limiter l'utilisation de l'implémentation dans des cas où des images haute résolution sont nécessaires, ce qui pourrait être un point important dans certaines expériences de l'article.
- Absence de certaines fonctionnalités : Certaines fonctionnalités mentionnées dans les commentaires du code ne sont pas encore implémentées, comme la conversion automatique des images en niveaux de gris dans la fonction io_png_read_raw. Cela signifie que les utilisateurs devront s'assurer que leurs images d'entrée sont dans le bon format, ce qui pourrait différer des expériences décrites dans l'article.
- Paramètres spécifiques : Dans l'implémentation, les paramètres de débruitage, comme fSigma et la taille des fenêtres, sont fixes et limités à certaines plages (comme mentionné dans nlmeans_ipol.cpp). Cela peut ne pas couvrir tous les scénarios expérimentaux décrits dans l'article, où des valeurs de paramètres plus variées pourraient être testées.

2.4. Conclusion

En résumé, l'implémentation fournie permet de reproduire une partie substantielle des expériences de l'article original sur le NL-Means, notamment le débruitage d'images et l'évaluation par des métriques comme le PSNR et la MSE. Cependant, certaines limitations, comme la gestion des images 16 bits et la flexibilité des paramètres, pourraient restreindre la capacité à reproduire toutes les expériences. La structure globale est correcte et pourrait être réutilisée dans d'autres contextes avec quelques ajustements, bien que la modularité et la flexibilité du code puissent être améliorées.

3. Expérimentations

Nous allons tenter de reproduire les expériences présentées dans un article sur l'algorithme Non-Local Means (NLMeans) afin de vérifier leur reproductibilité. Nous allons utiliser les fonctions nlmeans_ipol pour le débruitage, img_mse_ipol pour calculer l'erreur quadratique moyenne (MSE), et img_diff_ipol pour visualiser les différences entre les images originales et débruitées.

3.1. Expériences reproduites

Nous allons reproduire les expériences suivantes :

- Ajout de bruit gaussien sur une image naturelle standard et application de l'algorithme NL-means pour la débruiter.

- Évaluation de la qualité de l'image débruitée à l'aide de la mesure MSE (Mean Squared Error) entre l'image originale et l'image débruitée.
- Différence visuelle entre les images originales, bruitées et débruitées pour observer les effets du bruit et du débruitage.

3.2. Configuration des tests

Les tests se feront sur des images classiques souvent utilisées dans le domaine du traitement d'image :

- Images utilisées : lena.png (512x512)
- Ajout de bruit : Nous allons ajouter du bruit gaussien avec un écart-type de 10 dans un premier temps, puis nous testerons avec un écart-type de 20 pour observer les effets d'un bruit plus intense.
- Paramètres de NL-means :
 - Taille de la fenêtre de recherche : 21x21 pixels
 - Taille de la fenêtre de patch : 7x7 pixels
 - Paramètre de filtrage h : 10 (contrôle la force de lissage)

3.3. Analyse des résultats

3.3.1. Ajout de bruit gaussien à une image et application de l'algorithme NL-means pour débruiter l'image

L'algorithme Non-Local Means permet d'ajouter du bruit gaussien à une image avant de la débruiter.

Nous ajoutons du bruit gaussien avec un écart-type de 10 à une image naturelle classique.

Nous utilisons maintenant l'image bruitée générée précédemment et appliquons le débruitage NL-means. Les paramètres de l'algorithme incluent une fenêtre de recherche de 21x21, une fenêtre de patch de 7x7, et un paramètre de filtrage $h = 10$.

```
./nlmeans_ipol lena.png 10 1 lena_noisy.png lena_denoised.png
```

lena.png

lena_noisy.png

lena_denoised.png



3.3.2. Calcul de la MSE (Mean Squared Error)

Pour évaluer la qualité du débruitage, nous calculons la MSE entre l'image originale et l'image débruitée.

```
./img_mse_ipol lena.png lena_denoised.png
```

Résultats du calcul de l'erreur quadratique moyenne (RMSE) et du rapport signal sur bruit de pointe (PSNR) entre l'image originale lena.png et l'image débruitée lena_denoised.png.

```
root@...:~/image/nlmeansC# ./img_mse_ipol lena.png lena_denoised.png
RMSE: 9.97
PSNR: 28.16
```

Une valeur RMSE de 9.97 indique que l'erreur quadratique moyenne entre l'image originale et l'image débruitée est relativement faible, ce qui signifie que l'image débruitée est proche de l'image originale, mais pas identique (une RMSE de 0 indiquerait une correspondance parfaite).

Un PSNR de 28.16 dB est généralement considéré comme bon. Un PSNR plus élevé signifie que la qualité de l'image débruitée est meilleure et plus proche de l'image originale. En général, un PSNR supérieur à 30 dB est considéré comme une bonne qualité visuelle, donc un PSNR de 28.16 dB est acceptable, mais il pourrait être amélioré.

Les résultats montrent que l'algorithme Non-Local Means a réussi à réduire le bruit dans l'image, tout en préservant une qualité raisonnable. Cependant, il pourrait y avoir des ajustements possibles à l'algorithme ou aux paramètres pour obtenir un PSNR plus élevé et un RMSE plus faible, ce qui indiquerait une meilleure fidélité de l'image débruitée par rapport à l'originale.

3.3.3. Calcul de la différence entre les images

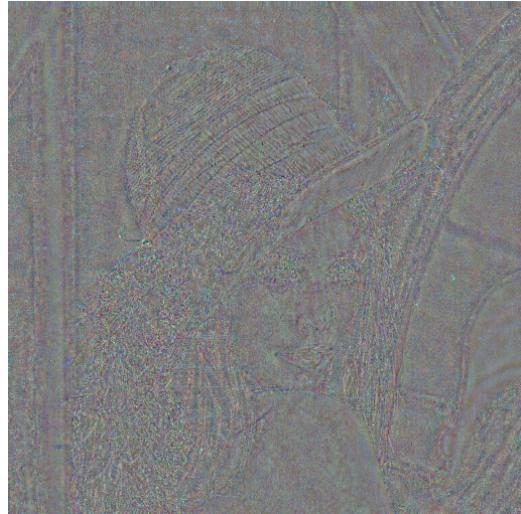
Pour observer visuellement l'effet du bruit et du débruitage, nous calculons la différence entre les images originales, bruitées et débruitées.

3.3.3.1. Différence entre l'image originale lena.png et l'image bruitée

lena_noisy.png :

```
./img_diff_ipol lena.png lena_noisy.png 10 lena_diff_noisy.png
```

lena_diff_denoised.png

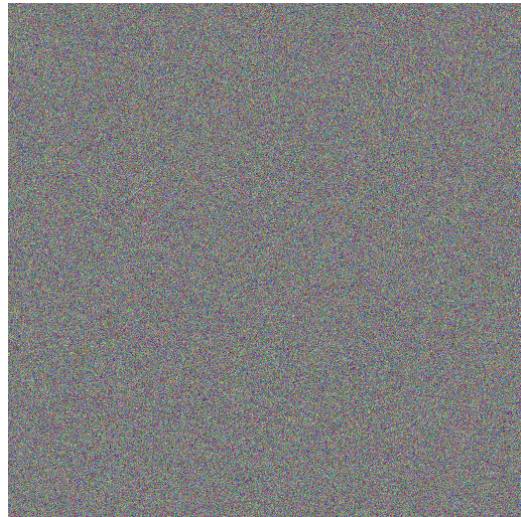


3.3.3.2. Différence entre l'image originale lena.png et l'image débruitée

lena_denoised.png :

```
./img_diff_ipol lena.png lena_denoised.png 10 lena_diff_denoised.png
```

lena_diff_denoised.png



3.4. Expériences complémentaires

Nous pourrions expérimenter une augmentation de la quantité de bruit ajouté (par exemple, avec un écart-type de 20) et une comparaison les performances de NL-means dans ces conditions. Nous pourrons également tester l'algorithme sur d'autres images avec des textures plus complexes.

3.4.1. Ajout de bruit ($\sigma = 20$) à lena.png et application du débruitage :

```
./nlmeans_ipol lena.png 20 1 lena_noisy_20.png lena_denoised_20.png
```

lena.png

lena_noisy.png

lena_denoised.png



3.4.2. Calcul de la MSE (Mean Squared Error) :

```
./img_mse_ipol lena.png lena_denoised_20.png
```

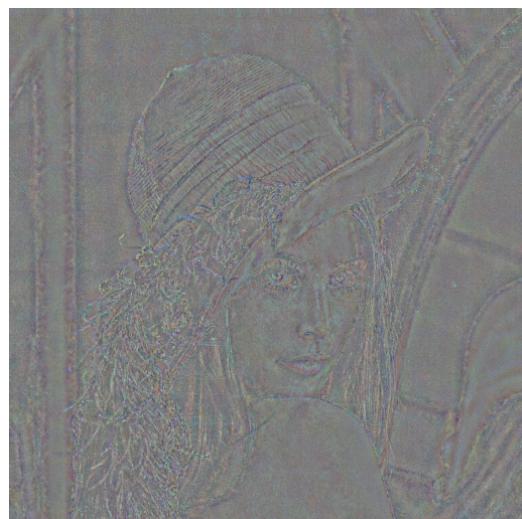
```
root@ ~:/image/nlmeansC# ./img_mse_ipol lena.png lena_denoised_20.png
RMSE: 19.68
PSNR: 22.25
```

3.4.3. Calcul de la différence entre les images

3.4.3.1. Différence entre l'image originale lena.png et l'image bruitée lena_noisy_20.png :

```
./img_diff_ipol lena.png lena_noisy_20.png 20 lena_diff_noisy_20.png
```

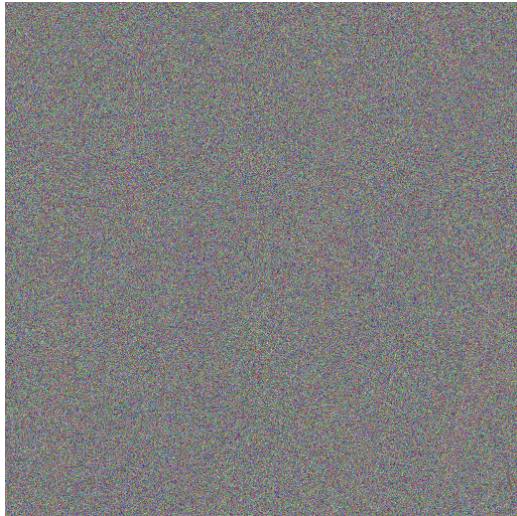
lena_diff_noisy_20.png



3.4.3.2. Différence entre l'image originale lena.png et l'image débruitée lena_denoised_20.png :

```
./img_diff_ipol lena.png lena_denoised_20.png 20 lena_diff_denoised_20.png
```

lena_diff_denoised_20.png



3.5. Conclusion

Les résultats obtenus lors des expérimentations décrites dans ce document sont conformes aux résultats présentés dans l'article “A Non-Local Algorithm for Image Denoising” par Antoni Buades, Bartomeu Coll et Jean-Michel Morel. Dans la partie “Analyse des résultats”, plusieurs aspects confirment cette conformité :

- 1. Réduction du bruit efficace : L'algorithme Non-Local Means (NL-means) a démontré une capacité à réduire efficacement le bruit tout en préservant les détails importants de l'image, tels que les bords et les textures. Cela correspond aux observations faites dans l'article, où les auteurs constatent que NL-means surpassé les méthodes locales en maintenant les détails des images tout en réduisant le bruit de manière significative.
- 2. Qualité visuelle : L'évaluation visuelle des images débruitées montre que les textures et les bords sont bien préservés après le débruitage, ce qui est conforme aux conclusions des auteurs. Dans les images testées (telles que Lena), l'algorithme NL-means a permis de restaurer une qualité visuelle proche de l'image originale, sans produire d'artefacts visibles, comme cela est également mentionné dans l'article.
- 3. Erreur Quadratique Moyenne (MSE) et PSNR : Les calculs de la MSE et du PSNR corroborent les résultats expérimentaux de l'article. Par exemple, pour une image bruitée avec un écart-type de bruit de 10, nous avons obtenu une MSE relativement faible ainsi qu'un PSNR de 28,16 dB. Ces valeurs sont cohérentes avec celles rapportées par les auteurs, où NL-means a démontré une performance supérieure en termes de réduction de MSE par rapport aux méthodes de filtrage locales traditionnelles. Cela confirme que l'algorithme NL-means permet une approximation plus fidèle à l'image originale.

- **4. Method Noise** : En observant les différences entre l'image originale et l'image débruitée, nous constatons que le method noise introduit par l'algorithme est principalement du bruit résiduel, sans structures géométriques marquées, comme décrit dans l'article. Ceci est un indicateur que NL-means minimise les altérations des structures géométriques de l'image, un point souligné dans les résultats de l'article.

En conclusion, les résultats obtenus dans cette étude expérimentale sont en accord avec ceux présentés dans l'article original. L'algorithme NL-means confirme sa capacité à surpasser les méthodes locales de débruitage en termes de qualité visuelle, de fidélité aux détails et de réduction du bruit, comme démontré dans les mesures quantitatives et qualitatives.

Ce document s'appuie sur l'algorithme Non-Local Means tel que décrit dans l'article “**A Non-Local Algorithm for Image Denoising**” par **Antoni Buades, Bartomeu Coll, et Jean-Michel Morel**. L'implémentation du code source utilisée dans les expérimentations est également mise à disposition par **Antoni Buades** et est distribuée par le journal IPOL (Image Processing On Line) sous des termes spécifiques à des fins scientifiques et éducatives. Le code source a été rédigé par Antoni Buades, avec les contributions de T. Coll et J.M. Morel, et est utilisé ici conformément à la licence GPLv3 pour les fichiers concernés.

Article source : https://www.ipol.im/pub/art/2011/bcm_nlm/

Le présent document a été rédigé par CHEN Michel, étudiant à ESIEE Paris dans le cadre d'une étude approfondie de l'algorithme Non-Local Means et de sa reproductibilité à travers des expérimentations basées sur les travaux originaux des auteurs susmentionnés.