

République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique
Université de Boumerdès M'Hamed Bougara



Faculté des Sciences
Département d'Informatique

Spécialité : Intelligence Artificielle Appliquée

Analyse et Traitement d'Image
Projet TAI : Analyse des histogrammes, filtrages et morphologie

Préparé par :
MAHIDDINE Islem Amine

Soumis le **Décembre 2025**

Dépôt GitHub :
<https://github.com/Vayn22/TAIProject - VF>

1 Introduction

Le traitement d'image est un domaine fondamental du signal numérique, largement utilisé dans de nombreuses applications telles que la vision par ordinateur, l'imagerie médicale, la télédétection ou encore la vidéosurveillance.

L'objectif de ce projet est d'étudier et de comparer plusieurs méthodes classiques de traitement d'image, notamment l'analyse des histogrammes, les filtres linéaires et non linéaires, ainsi que les opérations de morphologie mathématique.

Ces techniques permettent d'améliorer la qualité visuelle des images, de réduire le bruit et de préparer les données pour des étapes ultérieures comme la segmentation ou la détection de structures.

2 Dataset utilisé

Dans ce projet, le **Kodak Dataset** a été utilisé comme base de données d'images.

Ce dataset contient des images couleur de haute qualité, couramment utilisées comme référence dans les travaux de traitement d'image.

Les images ont été lues depuis le dataset puis, lorsque nécessaire, converties en niveaux de gris afin de faciliter l'application et l'analyse des différentes méthodes de traitement étudiées.

3 Méthodologie et implémentations

La méthodologie suivie dans ce projet repose sur l'application progressive de différentes techniques classiques de traitement d'image. Chaque méthode est implémentée en Python à l'aide de bibliothèques standards telles que **OpenCV**, **NumPy**, **scikit-image** et **Matplotlib**.

Les traitements sont appliqués sur plusieurs images du *Kodak Dataset* afin d'observer leur comportement dans des contextes variés. Pour chaque méthode, une analyse visuelle est réalisée, complétée lorsque possible par des comparaisons d'histogrammes. L'objectif est de comparer les effets des différentes approches sur le contraste, le bruit, les détails et les contours.

4 Analyse des histogrammes et amélioration du contraste

4.1 Histogram Equalization (Égalisation d'histogramme)

L'égalisation d'histogramme consiste à redistribuer les niveaux d'intensité d'une image afin de rendre l'histogramme plus uniforme. Cette méthode permet d'augmenter le con-

contraste global en exploitant l'ensemble de la plage dynamique disponible.

Résultats observés

Après application de l'égalisation d'histogramme, l'image présente un contraste global nettement amélioré. Les zones sombres deviennent plus distinguables et les détails initialement peu visibles ressortent davantage. Cependant, cette transformation globale peut donner un aspect artificiel à certaines images et amplifier le bruit présent dans les zones uniformes.



Figure 1: Comparaison entre l'image originale, l'image après égalisation globale

Avantages / Inconvénients

- **Avantages :** mise en œuvre simple et rapide, amélioration visible du contraste global.
- **Inconvénients :** amplification du bruit, résultats parfois trop agressifs et peu adaptés aux images à éclairage non uniforme.

4.2 CLAHE (Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization)

CLAHE est une méthode d'égalisation locale dans laquelle l'image est divisée en petites tuiles. L'égalisation est appliquée indépendamment à chaque tuile, avec une limitation du contraste (*clip limit*) afin d'éviter une amplification excessive du bruit. Les tuiles sont ensuite fusionnées de manière continue.

Résultats observés

L'application de CLAHE permet une amélioration plus homogène et locale du contraste. Les détails fins et les textures sont mieux mis en valeur tout en conservant un aspect naturel. Comparée à l'égalisation globale, cette méthode limite l'amplification du bruit. Toutefois, un mauvais réglage des paramètres peut introduire des artefacts locaux.

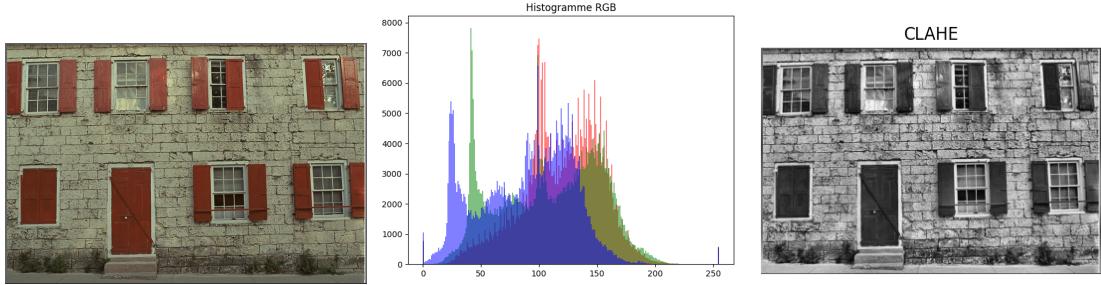


Figure 2: Résultats de CLAHE

Avantages / Inconvénients

- **Avantages :** amélioration du contraste local, conservation du rendu naturel, réduction de l'amplification du bruit.
- **Inconvénients :** coût de calcul plus élevé, sensibilité aux paramètres.

5 Comparaison entre Histogram Equalization et CLAHE

Critère	Histogram Equalization	CLAHE
Type de traitement	Global	Local
Amélioration du contraste	Forte	Modérée et contrôlée
Sensibilité au bruit	Élevée	Plus faible
Complexité	Faible	Moyenne
Qualité visuelle	Parfois artificielle	Plus naturelle

Table 1: Comparaison entre l'égalisation d'histogramme classique et le CLAHE

6 Ajout de bruit et filtrage

6.1 Bruits artificiels : gaussien et sel et poivre

6.1.1 Principe

Le bruit gaussien modélise des perturbations continues affectant les niveaux d'intensité, souvent dues aux capteurs ou au processus d'acquisition. Le bruit sel et poivre se manifeste par des pixels aléatoirement noirs ou blancs, simulant des erreurs de transmission ou des défauts de capteur.

6.1.2 Résultats observés

L'ajout du bruit gaussien dégrade l'image de manière globale et uniforme : les contours restent visibles mais les textures fines deviennent floues et granuleuses. À l'inverse, le bruit sel et poivre introduit des points isolés très visibles qui perturbent fortement la perception visuelle, en particulier dans les zones homogènes.

Ces deux types de bruit constituent des cas tests complémentaires pour évaluer l'efficacité des filtres : le premier affecte l'ensemble de l'image, tandis que le second crée des artefacts impulsionnels localisés.

6.1.3 Illustrations



Figure 3: *

Image avec bruit gaussien

Figure 4: *

Image avec bruit sel et poivre

Figure 5: Images bruitées utilisées pour l'évaluation des filtres

6.2 Filtres linéaires

6.2.1 Principe

Les filtres linéaires effectuent une convolution entre l'image et un noyau. Le filtre moyen-neur remplace chaque pixel par la moyenne de ses voisins, tandis que le filtre gaussien applique un lissage pondéré, donnant plus d'importance aux pixels proches du centre.

6.2.2 Résultats observés

Le filtre moyen-neur réduit efficacement le bruit gaussien, mais provoque un flou important et une perte marquée des contours. Le filtre gaussien offre un meilleur compromis : le bruit est atténué de manière plus progressive et les contours sont mieux préservés.

Cependant, dans les deux cas, les détails fins sont dégradés, et ces filtres restent peu efficaces face au bruit sel et poivre, dont les valeurs extrêmes influencent fortement la moyenne locale.

6.2.3 Illustrations

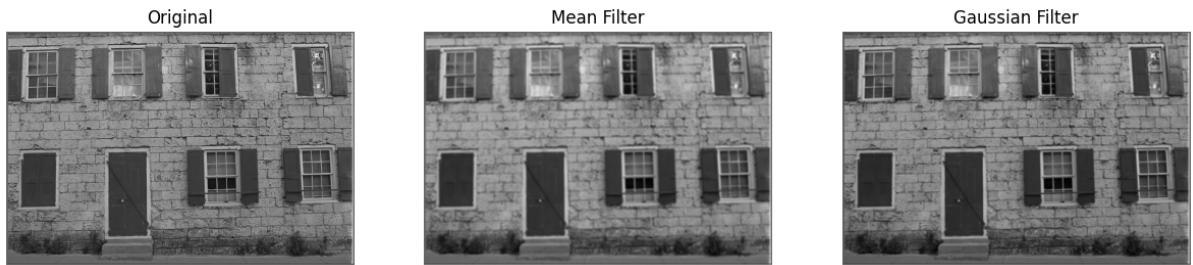


Figure 6: Résultats des filtres linéaires sur des images bruitées

Avantages :

- Simples à implémenter.
- Rapides en calcul.
- Efficaces contre le bruit gaussien.

Inconvénients :

- Flou des contours.
- Peu efficaces contre le bruit impulsif.

6.3 Filtres non linéaires

6.3.1 Principe

Les filtres non linéaires ne reposent pas sur une opération de moyenne. Le filtre médian remplace chaque pixel par la médiane locale. Le filtre bilatéral combine la distance spatiale et la similarité d'intensité. Le filtre de Nagao sélectionne localement la région la plus homogène afin de préserver les contours.

6.3.2 Résultats observés

Le filtre médian est particulièrement efficace pour supprimer le bruit sel et poivre, éliminant les impulsions sans dégrader excessivement les contours.

Le filtre bilatéral conserve très bien les bords tout en réduisant le bruit gaussien, au prix d'un coût de calcul plus élevé. Le filtre de Nagao montre une bonne préservation des structures, avec un lissage parfois irrégulier selon les textures.

6.3.3 Illustrations



Figure 7: Résultats des filtres non linéaires

6.3.4 Avantages et inconvénients

Avantages :

- Bonne préservation des contours.
- Robustesse face au bruit impulsionnel.

Inconvénients :

- Coût de calcul plus élevé.
- Sensibilité aux paramètres (bilatéral, Nagao).

6.4 Morphologie mathématique

6.4.1 Principe

Les opérations morphologiques reposent sur l'utilisation d'un élément structurant et agissent sur la forme des objets. L'érosion réduit les objets, la dilatation les agrandit, l'ouverture supprime les petits objets clairs, la fermeture comble les petits trous sombres, et le top-hat met en évidence des structures de petite taille.

6.4.2 Résultats observés

Les opérations morphologiques permettent de nettoyer efficacement les images après filtrage, en supprimant les artefacts isolés ou en renforçant la structure des objets.

L'ouverture est particulièrement utile pour éliminer le bruit résiduel, tandis que la fermeture améliore la continuité des régions. Le top-hat met en évidence des détails fins, ce qui en fait une étape intéressante avant la segmentation.

6.4.3 Illustrations



Figure 8: Opérations de morphologie mathématique

6.4.4 Avantages et inconvénients

Avantages :

- Très efficaces pour le nettoyage des images.
- Améliorent la structuration des objets.

Inconvénients :

- Dépendance forte à la taille et à la forme de l'élément structurant.

7 Chaînes de traitement, segmentation et évaluation

7.1 Chaîne de traitement complète

7.1.1 Principe

Une chaîne de traitement combine plusieurs opérations successives afin d'exploiter leurs effets complémentaires. Dans ce projet, les chaînes typiques incluent une amélioration du contraste, suivie d'un filtrage pour réduire le bruit, puis d'opérations morphologiques pour nettoyer et structurer l'image avant la segmentation.

7.1.2 Résultats observés

L'application d'une chaîne complète permet d'obtenir des images visuellement plus propres et mieux adaptées à l'analyse. L'amélioration du contraste facilite la séparation

des régions, le filtrage réduit le bruit tout en conservant les contours, et la morphologie élimine les artefacts résiduels.

Comparée à l'application d'une seule méthode, la chaîne produit des résultats plus stables et cohérents, avec une meilleure lisibilité des structures importantes.

7.1.3 Illustrations

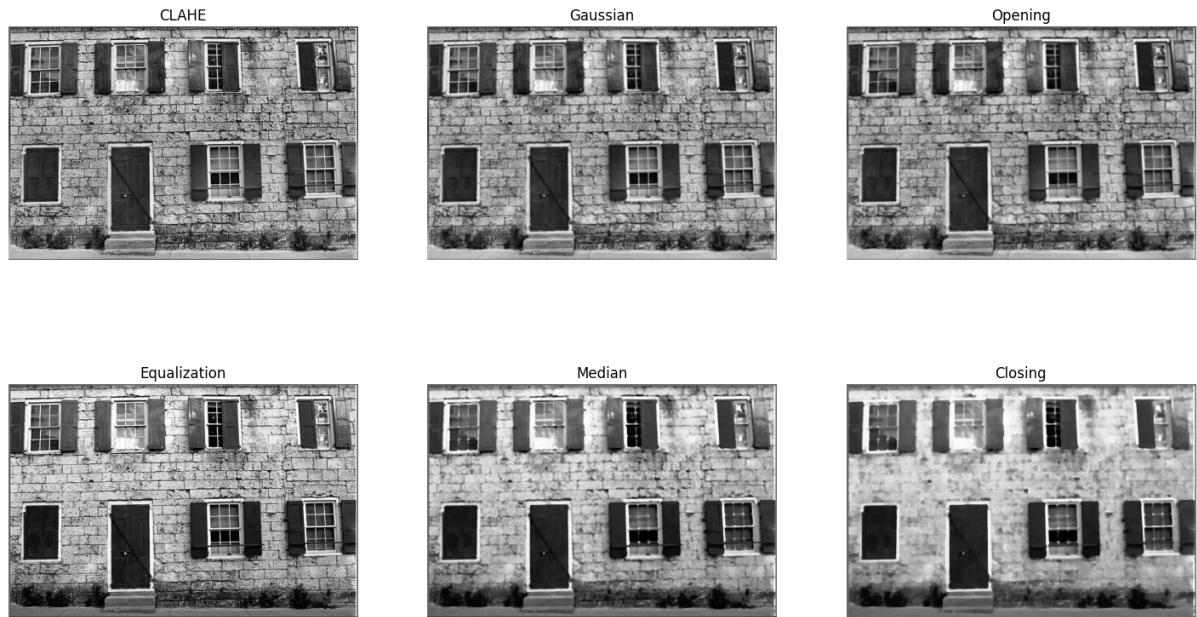


Figure 9: Examples sur l'évolution de l'image au cours des chaînes de traitement

7.2 Segmentation

7.2.1 Principe

La segmentation consiste à séparer l'image en régions ou objets d'intérêt. Dans ce projet, une segmentation simple par seuillage, manuel ou automatique, est appliquée après la chaîne de traitement afin de tirer parti de l'amélioration du contraste et du nettoyage préalable.

7.2.2 Résultats observés

Après prétraitement, le seuillage devient plus efficace : les objets d'intérêt sont mieux isolés et le fond est plus homogène.

Sans la chaîne de traitement, la segmentation est souvent bruitée et instable. Avec la chaîne complète, les contours des objets sont plus continus et les faux positifs sont réduits.

Cependant, la segmentation reste sensible au choix du seuil et peut échouer dans les zones à faible contraste résiduel.

7.2.3 Illustrations

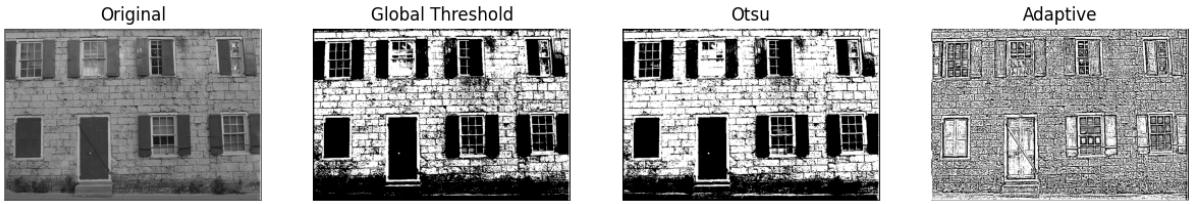


Figure 10: Résultats de segmentation

7.3 Évaluation des résultats

7.3.1 Principe

L'évaluation est réalisée à la fois de manière qualitative, par inspection visuelle, et quantitative à l'aide de métriques objectives telles que le PSNR, le MSE et le SSIM.

Ces métriques permettent de comparer l'image filtrée à une image de référence et d'évaluer le compromis entre réduction du bruit et préservation des structures.

7.3.2 Résultats observés

Les filtres linéaires améliorent le PSNR dans le cas du bruit gaussien, mais dégradent le SSIM en raison du flou introduit.

Les filtres non linéaires, en particulier le filtre médian et le filtre bilatéral, offrent un meilleur compromis entre réduction du bruit et préservation de la structure, ce qui se reflète par des valeurs de SSIM plus élevées.

Les chaînes de traitement complètes produisent généralement les meilleurs résultats visuels, même lorsque les gains quantitatifs sont modérés, soulignant les limites des métriques objectives pour juger la qualité perceptuelle.

7.3.3 Illustrations

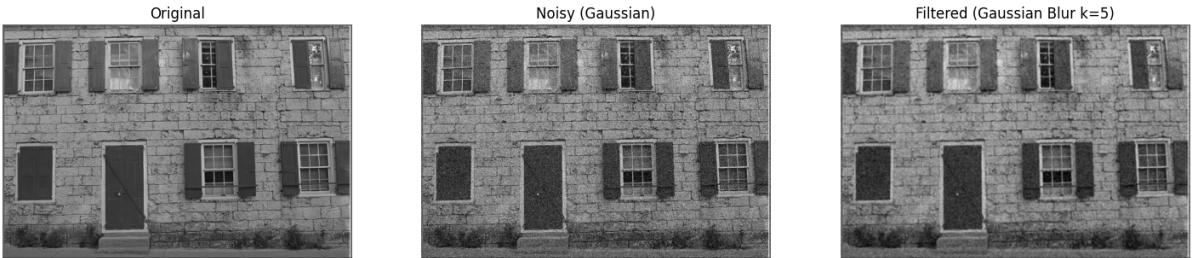


Figure 11: Évaluations

Remarque finale Ces résultats montrent que le choix d'une méthode dépend fortement du type de bruit, de l'objectif final et du compromis recherché entre lissage et préservation des détails.

Les chaînes de traitement combinées se révèlent les plus adaptées pour préparer les images à des tâches de segmentation.

8 Approches avancées : Deep Learning

8.1 Débruitage par Deep Learning

8.1.1 DnCNN (Denoising Convolutional Neural Network)

Principe DnCNN est un réseau de neurones convolutif conçu pour le débruitage d'images. Contrairement aux méthodes classiques, il apprend à estimer directement le bruit présent dans l'image, qui est ensuite soustrait afin d'obtenir l'image débruitée.

Résultats observés Les résultats obtenus avec DnCNN montrent une suppression du bruit gaussien plus efficace que les filtres classiques, tout en conservant mieux les détails fins et les contours.

Visuellement, les images débruitées apparaissent plus naturelles, avec moins de flou. Cependant, la qualité des résultats dépend fortement de l'entraînement du modèle et du type de bruit utilisé lors de celui-ci.

Avantages et inconvénients **Avantages :**

- Excellente qualité de débruitage.
- Bonne préservation des détails et des contours.

Inconvénients :

- Besoin d'un entraînement préalable.
- Coût de calcul élevé.
- Moins interprétable que les méthodes classiques.

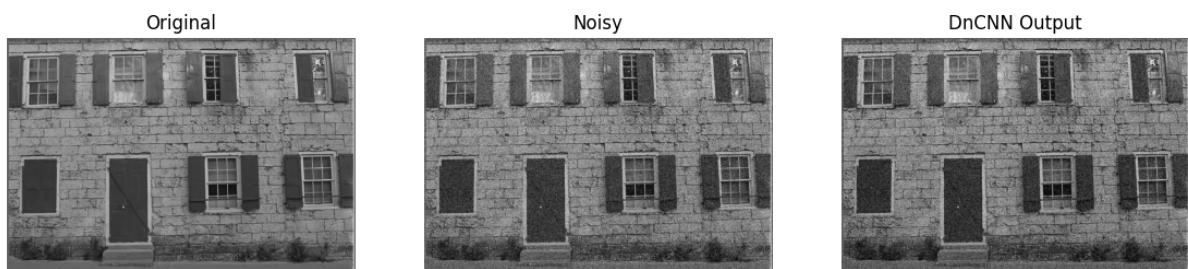


Figure 12: Débruitage par DnCNN

Illustrations

8.1.2 U-Net

Principe U-Net est une architecture de réseau de neurones convolutif initialement conçue pour la segmentation d'images. Elle repose sur une structure encodeur-décodeur avec des connexions de saut (*skip connections*) permettant de conserver l'information spatiale.

Dans ce projet, U-Net est utilisé pour apprendre une transformation image-à-image, notamment pour le débruitage ou la segmentation.

Résultats observés U-Net permet d'obtenir des résultats très précis sur les structures spatiales, avec une bonne conservation des formes et des contours. Les connexions de saut facilitent la reconstruction des détails fins.

Cependant, le modèle nécessite une quantité de données et un temps d'entraînement plus importants, et peut souffrir de sur-apprentissage lorsque le dataset est limité.

Avantages et inconvénients **Avantages :**

- Très bonne reconstruction spatiale.
- Efficace pour des tâches complexes (débruitage, segmentation).

Inconvénients :

- Architecture lourde.
- Entraînement coûteux.
- Sensible au sur-apprentissage.

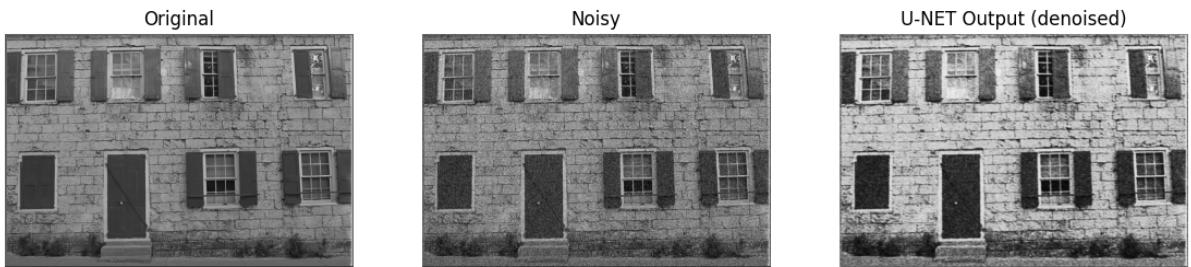


Figure 13: Résultats obtenus avec U-Net

Illustrations

8.2 Aspects pratiques de l'implémentation

8.2.1 Organisation et sauvegarde des résultats

Le code met en place une structure de dossiers automatique pour organiser les résultats : images originales, images bruitées, images filtrées, sorties Deep Learning, histogrammes et métriques.

Chaque traitement sauvegarde ses sorties dans le dossier correspondant, ce qui facilite la comparaison et assure la reproductibilité des expériences.

8.2.2 Tirage aléatoire des images

Afin d'assurer la diversité des tests, un tirage aléatoire d'images du dataset est effectué. Cette sélection permet d'éviter les biais liés à une image spécifique et de tester la robustesse des méthodes sur différents contenus visuels.

9 Conclusion

Ce projet a permis d'explorer et de comparer différentes méthodes classiques et avancées de traitement d'image, allant de l'analyse des histogrammes aux approches basées sur le Deep Learning. Les techniques d'amélioration du contraste, de filtre et de morphologie mathématique ont montré leur efficacité pour améliorer la qualité visuelle des images et préparer les données pour des tâches ultérieures telles que la segmentation.

Les filtres linéaires se sont révélés simples et efficaces face au bruit gaussien, mais restent limités par le flou qu'ils introduisent. Les filtres non linéaires offrent un meilleur compromis entre réduction du bruit et préservation des contours, en particulier pour le bruit sel et poivre. Les opérations morphologiques jouent quant à elles un rôle essentiel dans le nettoyage et la structuration des images, notamment après les étapes de filtre.

Les chaînes de traitement combinées se sont montrées plus robustes qu'une application isolée de méthodes, facilitant la segmentation et améliorant la cohérence globale des résultats. Enfin, les approches basées sur le Deep Learning, telles que DnCNN et U-Net, produisent des résultats de qualité supérieure, avec une meilleure préservation des détails et des structures, au prix toutefois d'une complexité accrue et d'un coût de calcul plus élevé.

En conclusion, ce travail met en évidence l'importance du choix des méthodes en fonction du contexte, du type de bruit et de l'objectif final. Il souligne également la complémentarité entre les approches classiques, simples et rapides, et les méthodes modernes basées sur l'apprentissage profond, plus performantes mais plus exigeantes en ressources.