REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE

MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE

Université de Mohamed El-Bachir El-Ibrahimi - Bordj Bou Arreridj

Institut d'Electronique et des Télécommunications (IET)

Département d'Electronique.

Mémoire

Présenté pour obtenir

LE DIPLOME DE MASTER

FILIERE : **Electronique**

Spécialité : Electronique des systèmes embarqués

Par

- **M^lle^ TOUATI Wissam**
- **M^lle^ GUESSABI Khalissa**

Intitulé

Débruitage d'images impulsionnelles par régularisation : étude comparative et évaluation quantitative

Soutenu le : ……

Devant le Jury composé de :

Nom & Prénom	*Grade*	*Qualité*	*Etablissement*
Dr. Abdenour HACINE-GHARBI	*MCA*	*Président*	*Univ-BBA*
Dr. Nacira DIFFELLAH	*MCA*	*Encadreur*	*Univ-BBA*
Dr. Rabah HAMDINI	*MCB*	*Co-Encadreur*	*Univ-BBA*
Dr.Djamel-Eddine BOUDECHICHE	*MCA*	*Examinateur*	*Univ-BBA*

Année Universitaire 2025/2026

Débruitage d'images impulsionnelles par régularisation : étude comparative et évaluation quantitative

M^lle Wissam TOUATI & M^lle Khalissa GUESSABI



21 juin 2026

Table des matières

Page de garde **1**

Remerciements **II**

Dédicace **IV**

Résumés **IV**

Liste des figures **VI**

Liste des tableaux **VII**

Liste des abbréviations **VIII**

Introduction générale **1**

1 Méthodes de débruitage d'images impulsionnelles **3**
1.1 Introduction 4
1.2 Généralités sur le bruit dans les images numériques 4
1.2.1 Origines et sources de bruit 5
1.2.2 Classification des bruits 6
1.3 Modélisation du bruit impulsionnel sel et poivre 8
1.3.1 Définition et caractéristiques 8
1.3.2 Modèle mathématique 9
1.3.3 Impact sur la qualité des images 11
1.3.4 Spécificités du débruitage impulsionnel 11
1.4 Méthodes classiques de débruitage : limites et motivations 11
1.4.1 Filtres linéaires 11
1.4.2 Filtres non linéaires 12
1.4.3 Limites des méthodes classiques et motivations pour l'approche variationnelle 15
1.5 Introduction à la régularisation pour le débruitage 16
1.5.1 Principe général de la régularisation 16
1.5.2 Rôle des normes de fidélité 17
1.5.3 Rôle du terme de régularisation 17
1.6 La variation totale (TV) pour le débruitage 19
1.6.1 Définition et propriétés 19

1.6.2 Modèles variationnels basés sur la TV 20
1.6.3 Variantes de la régularisation TV 21
1.7 Régularisation adaptative pour le bruit sel et poivre 22
1.7.1 Limites de la TV classique face au bruit impulsionnel 22
1.7.2 Approches adaptatives 23
1.8 Métriques d'évaluation quantitative 23
1.8.1 Métriques de qualité d'image 24
1.8.2 Stratégie d'évaluation adoptée 25
1.9 Conclusion 25

2 Implementation et evaluation comparative 26
2.1 Introduction 26
2.2 Organigramme de la stratégie de travail 27
2.3 Environnement de simulation et jeux de données 28
2.3.1 Outils et logiciels 29
2.3.2 Images de référence 29
2.3.3 Génération du bruit impulsionnel sel et poivre 31
2.4 Résultats expérimentaux 33
2.4.1 Evaluation quantitative 33
2.4.2 Evaluation qualitative 43
2.4.3 Débruitage par TV L^1 adaptative pour des densités de bruit élevées (30%, 50%, 70%) 50
2.5 Conclusion 55

Conclusion générale 56

Bibliographie 58

Remerciements

Nous tenons tout d'abord à exprimer notre profonde gratitude à nos encadrants de mémoire, Dr. Nacira DIFFELLAH et Dr. Rabah HAMDINI, pour leur accompagnement, leur patience et la confiance qu'ils nous ont accordée tout au long de ce travail de recherche. Leurs précieux conseils, leur expertise et leur soutien indéfectible ont été d'une aide inestimable et ont grandement contribué à l'aboutissement de notre projet.

Nous remercions également les membres du jury de notre soutenance de mémoire, ainsi que Dr. Abdenour HACINE-GHARBI et Dr.Djamel-Eddine BOUDECHICHE, pour avoir accepté d'évaluer notre travail.

Un remerciement particulier s'adresse à nos camarades de classe et amis, pour leurs encouragements, leurs échanges intellectuels stimulants et tous les moments partagés.

Nous n'oublions pas nos familles, TOUATI et GUESSABI, pour leur soutien sans faille et leur confiance indéfectible. Leurs encouragements ont été notre refuge et notre moteur tout au long de notre parcours académique.

Enfin, nous tenons à remercier toutes les personnes qui, de près ou de loin, ont contribué à la réalisation de ce mémoire. Que ce soit par des discussions enrichissantes, des conseils avisés ou simplement par leur présence, leur contribution nous a été précieuse.

Ce mémoire est le fruit d'un travail à la fois collectif et personnel. Nous sommes profondément reconnaissantes envers tous ceux qui nous ont accompagnées.

Dédicace

À Mes chers parents
À Toute ma famille
À Tous ceux qui me sont chers
À Tous mes amis
Je dédie le fruit de mes 22 ans d'études.

Wissam TOUTI

À Mes chers parents
À Toute ma famille
À Tous ceux qui me sont chers
À Tous mes amis
Je dédie le fruit de mes 22 ans d'études.

Khalissa GUESSABI

Résumés

الملخص: يقدم هذا البحث دراسة مقارنة لطرق التنظيم التفاضلي لإزالة التشويش عن الصور الملوثة بالضوضاء النابضة من نوع الملح والفلفل. تم تقييم ثلاث طرق: TV-L2 ، TV-L1، وطريقة التباين الكلي المتكيف مكانياً. تم تحليل الأداء كمياً باستخدام مقياسي PSNR و SSIM لكثافات ضوضاء تتراوح من 1% إلى 90%. أظهرت النتائج أن طريقة TV-L1 متفوقة لكثافات الضوضاء المنخفضة ($\leq 10\%$)، بينما تثبت الطريقة المتكيفة أنها الأكثر متانة للكثافات العالية ($\geq 30\%$). لا توجد طريقة واحدة تهيمن عالمياً، مما يشير إلى أهمية إستراتيجية هجينة تعتمد على مستوى الضوضاء المقدر.

الكلمات المفتاحية: *إزالة الضوضاء ، الضوضاء النبضية ، TV-L1، TV-L2، TV-L1 ألتكيفي، PSNR، SSIM*

Résumé :

Ce mémoire de Master présente une étude comparative de méthodes de régularisation variationnelle pour le débruitage d'images corrompues par un bruit impulsionnel de type sel et poivre. Trois approches sont évaluées : TV-L2, TV-L1 et une méthode de variation totale adaptative spatialement. Les performances sont analysées quantitativement à l'aide des métriques PSNR et SSIM pour des densités de bruit allant de 1% à 90% .Les résultats montrent que TV-L1 est supérieure pour les faibles densités de bruit ($\leq 10\%$), tandis que l'approche adaptative s'impose comme la plus robuste pour les fortes densités ($\geq 30\%$). Aucune méthode ne domine universellement, ce qui suggère l'intérêt d'une stratégie hybride selon le niveau de bruit estimé.

Mots clés : Débruitage d'images, Bruit impulsionnel , Régularisation , PSNR , SSIM ,. . .

Abstract :

This Master thesis presents a comparative study of variational regularization methods for denoising images corrupted by salt-and-pepper impulse noise. Three approaches are evaluated : TV-L2 (ROF model), TV-L1, and a spatially adaptive total variation method. Performance is quantitatively analyzed using PSNR and SSIM metrics for noise densities ranging from de 1% to 90%. Results show that TV-L1 is superior for low noise densities ($\leq 10\%$), while the adaptive approach proves to be the most robust for high densities ($\geq 30\%$). No single method universally dominates, suggesting the interest of a hybrid strategy depending on the estimated noise level.

Keywords : Image denoising, Impulsive noise, Regularization , PSNR , SSIM ,..

Liste des figures

1.1 Comparaison des différents types de bruit 7
1.2 Loi de probabilité générale du bruit impulsionnel sel et poivre. 10
1.3 Comparaison des différents filtres sur une image bruitée (sel et poivre) 14

2.1 Organigramme de la strategie de travail 28
2.2 Images naturelles issues de la base Berkeley (BSDS500) 29
2.3 Images classiques standard utilisées pour les tests 30
2.4 Image originale et corrompue par différentes densités de bruit sel et poivre (1%, 3%, 5%, 7%, 9%, 10%, 30%, 50%, 70%, 90%) 32
2.5 Evolution du PSNR pour les faibles densités de bruit (0.01 à 0.09) . . 40
2.6 Evolution du SSIM pour les faibles densités de bruit (0.01 à 0.09) . . 41
2.7 Evolution du PSNR pour les fortes densités de bruit (0.1 à 0.9) 41
2.8 Evolution du SSIM pour les fortes densités de bruit (0.1 à 0.9) 42
2.9 Résultats du débruitage de l'image Barbara avec $d = 0,01$ 43
2.10 Résultats du débruitage de l'image 260058 avec $d = 0,03$ 44
2.11 Résultats du débruitage de l'image Cameraman avec $d = 0,05$ 44
2.12 Résultats du débruitage de l'image 109053 avec $d = 0,07$ 45
2.13 Résultats du débruitage de l'image 163085 avec $d = 0,09$ 45
2.14 Résultats du débruitage de l'image Peppers avec $d = 0,10$ 46
2.15 Résultats du débruitage de l'image 143090 avec $d = 0,30$ 46
2.16 Résultats du débruitage de l'image 14037 avec $d = 0,50$ 47
2.17 Résultats du débruitage de l'image Lena avec $d = 0,70$ 47
2.18 Résultats du débruitage de l'image House avec $d = 0,90$ 48
2.19 Débruitage de l'image 14037 avec $d = 0,30$, $d = 0,50$ et $d = 0,70$ 50
2.20 Débruitage de l'image 147091 avec $d = 0,30$, $d = 0,50$ et $d = 0,70$ . . . 50
2.21 Débruitage de l'image Barbara avec $d = 0,30$, $d = 0,50$ et $d = 0,70$ . . 51
2.22 Débruitage de l'image Cameraman avec $d = 0,30$, $d = 0,50$ et $d = 0,70$ 51
2.23 Débruitage de l'image house avec $d = 0,30$, $d = 0,50$ et $d = 0,70$ 52
2.24 Débruitage de l'image Lena avec $d = 0,30$, $d = 0,50$ et $d = 0,70$ 52
2.25 Débruitage de l'image peppers avec $d = 0,30$, $d = 0,50$ et $d = 0,70$ . . 53
2.26 Débruitage de l'image woman avec $d = 0,30$, $d = 0,50$ et $d = 0,70$ . . . 53

Liste des tableaux

1.1 Comparaison des normes L2 et L1 pour le terme d'attache aux données 18
1.2 Comparaison des modèles TV-L2 et TV-L1 22

2.1 Critères de sélection des images de référence 31
2.2 Densités de bruit impulsionnel testées 31
2.3 Comparaison des performances (PSNR et SSIM) pour $d = 0,01$ 33
2.4 Comparaison des performances (PSNR et SSIM) pour $d = 0,03$ 34
2.5 Comparaison des performances (PSNR et SSIM) des différentes méthodes de débruitage pour une densité de bruit $d = 0,05$ 34
2.6 Comparaison des performances (PSNR et SSIM) des différentes méthodes de débruitage pour une densité de bruit $d = 0,07$ 35
2.7 Comparaison des performances (PSNR et SSIM) des différentes méthodes de débruitage pour une densité de bruit $d = 0,09$ 35
2.8 Comparaison des performances (PSNR et SSIM) des différentes méthodes de débruitage pour une densité de bruit $d = 0,10$ 36
2.9 Comparaison des performances (PSNR et SSIM) des différentes méthodes de débruitage pour une densité de bruit $d = 0,30$ 36
2.10 Comparaison des performances (PSNR et SSIM) des différentes méthodes de débruitage pour une densité de bruit $d = 0,50$ 37
2.11 Comparaison des performances (PSNR et SSIM) des différentes méthodes de débruitage pour une densité de bruit $d = 0,70$ 37
2.12 Comparaison des performances (PSNR et SSIM) des différentes méthodes de débruitage pour une densité de bruit $d = 0,90$ 38
2.13 Récapitulatif des performances moyennes (PSNR et SSIM) en fonction de la densité de bruit 40

Liste des abréviations

Abréviations générales

Abréviation	Signification
MSE	Erreur quadratique moyenne (Mean Square Error)
PSNR	Rapport signal sur bruit de crête (Peak Signal to Noise Ratio)
SSIM	Indice de similarité structurelle (Structural Similarity Index)
SAP	Bruit sel et poivre (Salt and Pepper noise)
PDF	Fonction de densité de probabilité (Probability Density Function)
VT	Variation Totale (Total Variation)
ATV	Variation Totale Adaptative (Adaptive Total Variation)

Notations spécifiques

Notation	Signification
u	Image originale (Original image)
f	Image bruitée ou observée (Noisy or observed image)
$\hat{u}$	Image restaurée ou estimée (Restored or estimated image)
μ	Espérance ou moyenne du bruit (Expectation or mean of noise)
σ	Variance du bruit (Variance of noise)
σ^2	Écart type du bruit (Standard deviation of noise)
λ	Paramètre de la loi de Poisson (Poisson distribution parameter)
η	Bruit ajouté à l'image (Added noise)
d	Densité du bruit impulsionnel (Impulse noise density)
Ω	Domaine de l'image (Image domain)
∇u	Gradient de l'image u (Gradient of image u)

Introduction générale

Le traitement d'images numériques occupe une place centrale en ingénierie et en sciences de l'information, notamment pour l'amélioration de la qualité visuelle et l'extraction d'informations pertinentes à partir de données imagées. Ses applications couvrent des domaines variés tels que l'imagerie médicale, la télédétection ou encore les systèmes de vision par ordinateur intégrés à l'intelligence artificielle. Cependant, les images acquises en conditions réelles sont fréquemment altérées par différents types de bruit, introduits lors de l'acquisition, de la transmission ou du stockage, ce qui dégrade leur qualité et limite l'exploitation fiable de leur contenu [1].

Parmi les modèles de bruit les plus courants, le bruit impulsionnel, également appelé bruit « sel et poivre », est particulièrement destructeur. Il se traduit par l'apparition aléatoire de pixels noirs et blancs, correspondant à des valeurs extrêmes, qui affectent brutalement certaines positions de l'image. De nature non gaussienne et non linéaire, ce bruit détériore fortement les contours et les détails fins, en particulier lorsque sa densité est élevée [2]. Plusieurs méthodes classiques de débruitage ont été proposées, comme le filtre moyenneur, le filtre gaussien ou le filtre médian. Toutefois, ces approches présentent des limites notables : lissage excessif des contours, perte d'information texturale et efficacité réduite face à des taux de bruit importants [3].

Pour pallier ces insuffisances, des approches fondées sur la **régularisation** ont été développées. Elles consistent à formuler le problème de débruitage comme un problème d'optimisation, où l'on minimise une fonctionnelle d'énergie composée d'un terme de fidélité aux données et d'un terme de régularisation, assurant ainsi un compromis entre l'élimination du bruit et la préservation des structures de l'image [4]. Le choix de la norme de fidélité est déterminant pour la robustesse du modèle face aux fortes densités de bruit impulsionnel. Parmi les modèles les plus employés figurent les régularisations basées sur les normes L2 et L1 [5, 6], ainsi que la **régularisation par variation totale (TV) adaptative**, reconnues pour leur résistance aux valeurs aberrantes et leur capacité à préserver les contours [7, 8, 9].

Dans ce cadre, ce travail a pour objectif de mener une **étude comparative approfondie** de plusieurs méthodes de régularisation appliquées à des images dégradées par un bruit impulsionnel de type sel et poivre. Il s'agit d'analyser le comportement de chaque méthode pour différentes densités de bruit et d'évaluer quantitativement leurs performances à l'aide de métriques standards telles que le **PSNR (Peak Signal-to-Noise Ratio)** [10, 11] et le **SSIM (Structural Simila-**

rity Index Measure) [10, 11, 12], afin d'identifier l'approche la plus performante en termes de restauration et de préservation des caractéristiques structurelles de l'image.

Le présent mémoire s'articule autour de deux chapitres complémentaires.

Le **premier chapitre** pose les fondements théoriques nécessaires à la compréhension des méthodes de débruitage par régularisation. Nous y décrivons la modélisation du bruit impulsionnel et son impact sur les images, puis nous passons en revue les limites des approches classiques. Le formalisme variationnel de la régularisation est ensuite détaillé, en accordant une attention particulière au rôle des normes de fidélité (L1 et L2) ainsi qu'à la régularisation par variation totale, y compris ses variantes adaptatives. Enfin, nous présentons les métriques d'évaluation quantitatives (PSNR, SSIM) qui serviront de référence pour la comparaison objective des différentes approches.

Le **deuxième chapitre** est consacré à la mise en œuvre pratique de ces méthodes ainsi qu'à leur évaluation comparative. L'objectif est de confronter les approches théoriques à la réalité expérimentale en répondant aux questions suivantes :

— Quelle est la performance réelle de chaque méthode face au bruit sel et poivre ?
— Comment leur efficacité évolue-t-elle lorsque la densité de bruit augmente (de 10% à 90%) ?
— Quel compromis optimal peut être trouvé entre qualité de restauration et temps de calcul ?
— La TV adaptative apporte-t-elle une amélioration significative par rapport à la TV-L1 classique ?

Pour répondre à ces interrogations, nous décrivons dans un premier temps l'environnement de simulation et le protocole expérimental adopté. Nous présentons les images de référence utilisées, la génération du bruit impulsionnel à différentes densités, ainsi que les réglages des paramètres pour chaque algorithme. Dans un second temps, nous détaillons l'implémentation sous MATLAB des trois méthodes de régularisation étudiées : TV-L2 (modèle ROF), TV-L1 (modèle robuste) et TV adaptative spatialement. Pour chacune d'elles, nous précisons l'algorithme numérique retenu. Nous avons choisi la méthode du **lagrangien augmenté** pour résoudre les problèmes d'optimisation sous contraintes, ce qui garantit une convergence plus rapide et une meilleure prise en compte des termes de fidélité, notamment dans le cadre de la TV-L1 où la non-différentiabilité impose une formulation spécifique. Enfin, nous explicitons les différents choix d'implémentation effectués pour chaque approche.

Chapitre 1

Méthodes de débruitage d'images impulsionnelles par régularisation

Sommaire

1.1 Introduction 4
1.2 Généralités sur le bruit dans les images numériques 4
1.2.1 Origines et sources de bruit 5
1.2.2 Classification des bruits 6
1.3 Modélisation du bruit impulsionnel sel et poivre 8
1.3.1 Définition et caractéristiques 8
1.3.2 Modèle mathématique 9
1.3.3 Impact sur la qualité des images 11
1.3.4 Spécificités du débruitage impulsionnel 11
1.4 Méthodes classiques de débruitage : limites et motivations . 11
1.4.1 Filtres linéaires 11
1.4.2 Filtres non linéaires 12
1.4.3 Limites des méthodes classiques et motivations pour l'approche variationnelle 15
1.5 Introduction à la régularisation pour le débruitage 16
1.5.1 Principe général de la régularisation 16
1.5.2 Rôle des normes de fidélité 17
1.5.3 Rôle du terme de régularisation 17
1.6 La variation totale (TV) pour le débruitage 19
1.6.1 Définition et propriétés 19
1.6.2 Modèles variationnels basés sur la TV 20
1.6.3 Variantes de la régularisation TV 21
1.7 Régularisation adaptative pour le bruit sel et poivre 22
1.7.1 Limites de la TV classique face au bruit impulsionnel 22
1.7.2 Approches adaptatives 23
1.8 Métriques d'évaluation quantitative 23
1.8.1 Métriques de qualité d'image 24

1.8.2 Stratégie d'évaluation adoptée 25
1.9 Conclusion 25

1.1 Introduction

La qualité des images numériques est souvent compromise par différents types de bruit introduits lors des phases d'acquisition, de transmission ou de stockage. Parmi ces nuisances, le bruit impulsionnel de type sel et poivre occupe une place particulière en raison de son caractère destructif et de sa nature non gaussienne. Ce bruit se manifeste par l'apparition aléatoire de pixels noirs et blancs, dégradant sévèrement les contours et les détails fins essentiels à l'interprétation visuelle et aux traitements ultérieurs.

Face à cette problématique, de nombreuses approches de débruitage ont été proposées dans la littérature. Les méthodes classiques, telles que le filtrage médian ou les filtres linéaires, présentent des limites importantes, notamment un lissage excessif des contours et une efficacité réduite lorsque la densité de bruit devient élevée. Ces constats ont motivé le développement d'approches plus sophistiquées basées sur la régularisation variationnelle [3].

La régularisation consiste à formuler le problème de restauration d'image comme un problème d'optimisation, où l'on cherche à minimiser une fonction énergie combinant un terme d'attache aux données (fidélité à l'image observée) et un terme de régularisation (a priori sur la régularité de l'image recherchée). Le choix critique de la norme utilisée dans le terme d'attache aux données détermine la robustesse du modèle face au bruit impulsionnel : la norme L2, bien adaptée aux bruits gaussiens, se révèle sensible aux valeurs aberrantes, tandis que la norme L1 offre une meilleure tolérance aux outliers caractéristiques du bruit sel et poivre [2]. Par ailleurs, la régularisation par variation totale (TV), introduite par Rudin, Osher et Fatemi [3], s'est imposée comme une référence pour la préservation des contours.

Ce chapitre présente les fondements théoriques nécessaires à la compréhension et à la mise en œuvre des méthodes de débruitage par régularisation. Nous y décrivons tout d'abord la modélisation du bruit impulsionnel et son impact sur les images. Nous passons ensuite en revue les limites des méthodes classiques, avant de détailler le formalisme variationnel de la régularisation. Une attention particulière est accordée au rôle des normes de fidélité (L1, L2) et à la régularisation par variation totale, y compris ses variantes adaptatives [7]. Enfin, nous présentons les métriques d'évaluation quantitatives (PSNR, SSIM) qui seront utilisées dans la phase expérimentale pour comparer objectivement les différentes approches.

1.2 Généralités sur le bruit dans les images numériques

Le bruit constitue l'un des principaux facteurs de dégradation des images numériques. Il se manifeste par des variations aléatoires des niveaux d'intensité des

pixels, altérant l'information visuelle contenue dans l'image. En théorie, une image acquise devrait représenter fidèlement la scène réelle. Cependant, dans la pratique, différents phénomènes physiques et électroniques introduisent des perturbations qui modifient les valeurs originales des pixels [13, 14].

1.2.1 Origines et sources de bruit

Le bruit peut être introduit à différentes étapes de la chaîne d'acquisition et de traitement des images.

1.2.1.1 Défauts de capteurs

Lors de l'acquisition, les capteurs électroniques (CCD ou CMOS) convertissent la lumière en signaux électriques. Cette conversion est sujette à des fluctuations dues au comptage aléatoire des photons, aux variations thermiques et aux interférences électroniques. La mauvaise qualité du capteur constitue l'un des principaux facteurs de dégradation des images numériques, pouvant introduire différentes formes de bruit, telles que des distorsions géométriques ou d'intensité [13]. Plus la scène est sombre, plus le rapport signal/bruit diminue, rendant le bruit plus visible.

1.2.1.2 Erreurs de transmission

Au niveau de la transmission, les erreurs de communication peuvent provoquer des altérations de pixels. Ces erreurs sont souvent responsables du bruit impulsionnel (sel et poivre), caractérisé par l'apparition aléatoire de pixels noirs ou blancs remplaçant les valeurs originales [14]. Ce type de bruit est particulièrement problématique car il affecte fortement les contours et les détails fins.

1.2.1.3 Perturbations environnementales

Le contexte d'acquisition peut également être source de bruit. Un flou, un bougé ou une altération lumineuse sont souvent liés à des événements imprévisibles modifiant les conditions d'acquisition de l'image, comme les variations d'éclairage ou les mouvements de la caméra [14]. La nature même de la scène peut générer des perturbations : en imagerie médicale, par exemple, les tissus ou les masses graisseuses lors d'une échographie génèrent des artefacts. De plus, les conditions climatiques (nuages, brouillard), les réflexions ou les poussières contribuent également à la présence de bruit [15].

Le stockage et la compression peuvent également introduire des artefacts visuels, notamment lorsque des méthodes de compression avec perte sont utilisées. Bien que ces artefacts ne soient pas toujours classés comme du bruit strictement aléatoire, ils contribuent à la dégradation globale de la qualité de l'image.

1.2.2 Classification des bruits

1.2.2.1 Bruit additif vs multiplicatif

D'un point de vue mathématique, on distingue deux grandes familles de modèles de bruit :

— **Bruit additif** : il s'ajoute à l'image originale. Le modèle additif est fréquemment utilisé pour représenter ce type de bruit :

$$f(x,y) = u(x,y) + \eta(x,y) \tag{1.1}$$

où $u(x,y)$ est l'image originale, $\eta(x,y)$ le bruit, et $f(x,y)$ l'image observée [15].

— **Bruit multiplicatif** :il est proportionnel à l'intensité du signal. Il se modèle mathématiquement par :

$$f(x,y) = u(x,y) \times \eta(x,y) \tag{1.2}$$

où $u(x,y)$ est l'image originale, $\eta(x,y)$ le bruit multiplicatif, et $f(x,y)$ l'image observée bruitée.

Une formulation équivalente et plus courante en traitement d'images est :

$$f(x,y) = u(x,y) + u(x,y) \cdot \eta(x,y) = u(x,y) \cdot (1 + \eta(x,y)) \tag{1.3}$$

où $\eta(x,y)$ est généralement un bruit blanc gaussien de moyenne nulle et de variance σ^2.

Le bruit *speckle* (chatoiement) en imagerie médicale (échographie) ou en imagerie radar (SAR) en est un exemple typique. Ce type de bruit résulte des interférences destructives et constructives des ondes cohérentes [13].

1.2.2.2 Bruit gaussien

Le bruit gaussien est l'un des modèles les plus répandus, notamment car il résulte de la somme d'un grand nombre de perturbations élémentaires indépendantes (théorème central limite). Il est caractérisé par une distribution normale :

$$n(x,y) \sim \mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$$

où μ est la moyenne et σ^2 la variance [13]. Ce type de bruit est généralement associé aux fluctuations thermiques des capteurs et à l'éclairage insuffisant des scènes sombres.

1.2.2.3 Bruit impulsionnel (sel et poivre)

Le bruit impulsionnel, communément appelé bruit « sel et poivre », est particulièrement destructif. Il se manifeste par l'apparition aléatoire de pixels noirs (valeur minimale, « poivre ») et blancs (valeur maximale, « sel ») qui remplacent les valeurs originales des pixels [14].

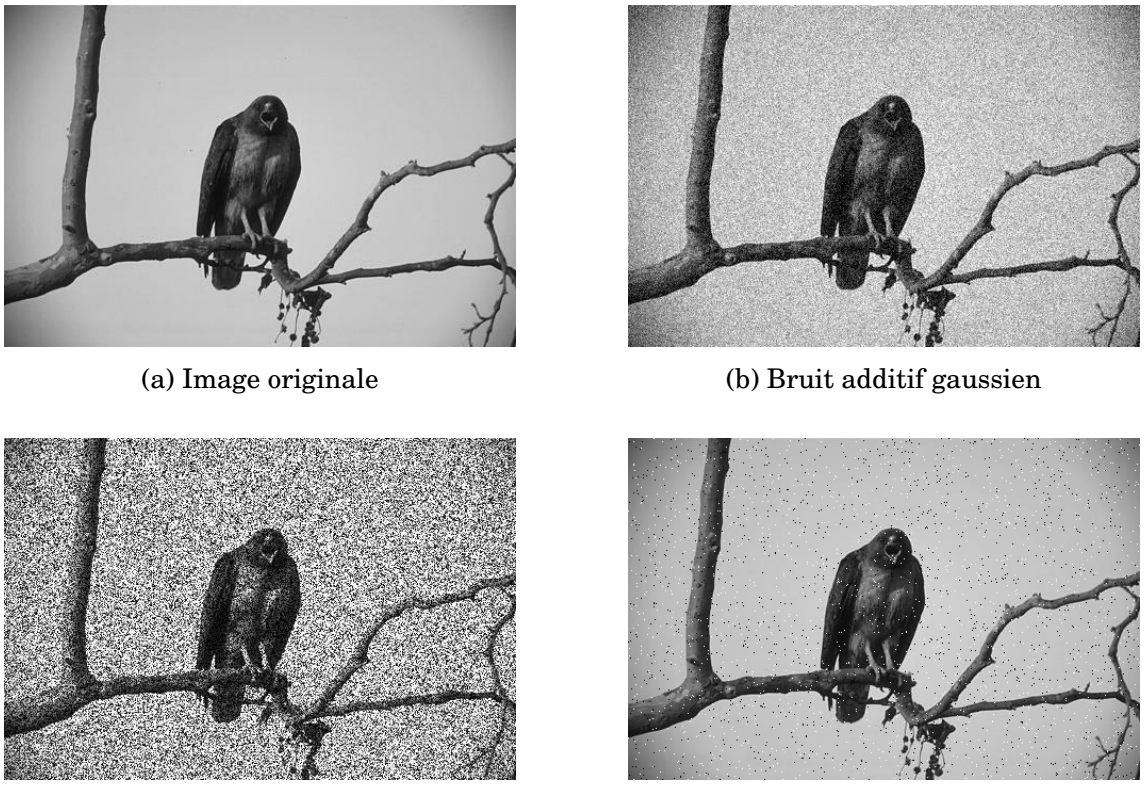
Contrairement au bruit gaussien, le bruit impulsionnel n'affecte que certains pixels de l'image, mais la dégradation est souvent plus sévère car les valeurs des

pixels bruités n'ont aucun rapport avec les valeurs originales. Ce type de bruit résulte principalement d'erreurs de transmission, de défauts de synchronisation ou de défaillances des capteurs.

Certains pixels sont remplacés par des valeurs extrêmes de la dynamique de l'image. La densité de bruit d représente la probabilité qu'un pixel donné soit affecté. Pour des densités élevées, ce bruit altère sévèrement les contours et les détails fins, rendant le débruitage particulièrement difficile.

Le bruit impacte non seulement la perception visuelle mais aussi les performances des algorithmes de traitement d'image, tels que la segmentation, la détection de contours ou les méthodes d'apprentissage automatique. Ainsi, la compréhension des sources et des modèles de bruit, en particulier du bruit impulsionnel, est essentielle pour développer des techniques efficaces de débruitage [16].

La figure ci-dessous illustre l'effet visuel du bruit additif gaussien, du bruit multiplicatif (speckle) et du bruit sel et poivre par rapport à l'image originale.



(a) Image originale

(b) Bruit additif gaussien

(c) Bruit multiplicatif (Speckle)

(d) Bruit sel et poivre

FIGURE 1.1 – Comparaison des différents types de bruit

La figure 1.1 montre que le bruit additif gaussien dégrade uniformément toute l'image avec un aspect granuleux homogène, tandis que le bruit multiplicatif affecte principalement les zones claires où il produit des taches (speckle) nettement plus visibles. Le bruit sel et poivre se caractérise par des pixels aléatoires complètement noirs ou blancs, créant un effet de points isolés sur l'ensemble de l'image. Les zones

sombres restent relativement préservées dans le cas multiplicatif, contrairement au bruit additif gaussien et au bruit sel et poivre qui les dégradent tout autant.

1.3 Modélisation du bruit impulsionnel sel et poivre

1.3.1 Définition et caractéristiques

Le bruit impulsionnel, souvent appelé bruit « sel et poivre » (salt-and-pepper noise), est l'un des types de bruit les plus étudiés dans le traitement d'images numériques [13]. Il se caractérise par l'apparition aléatoire de pixels isolés ayant des valeurs extrêmes, soit noires soit blanches, dispersés dans l'image. Ce type de bruit affecte gravement la qualité visuelle et peut compromettre l'efficacité des algorithmes de traitement d'images et de vision par ordinateur.

1.3.1.1 Aspects visuels

Le bruit impulsionnel se manifeste par des points blancs et noirs dispersés dans l'image, donnant un aspect « piqueté » distinctif :

— **Pixels « sel »** : pixels blancs correspondant à la valeur maximale de la dynamique de l'image (255 pour une image 8 bits).
— **Pixels « poivre »** : pixels noirs correspondant à la valeur minimale de la dynamique de l'image (0 pour une image 8 bits).

Même une faible densité de bruit peut perturber la perception des détails, notamment sur les contours et les zones texturées [14].

1.3.1.2 Propriétés statistiques

Le bruit impulsionnel possède plusieurs propriétés statistiques importantes :

— **Discrétisation extrême** : les valeurs sont limitées aux extrémités de la dynamique (0 ou 255).
— **Distribution aléatoire** : absence de corrélation spatiale entre les pixels bruités.
— **Non-gaussianité** : ne suit pas une loi normale, contrairement au bruit additif classique.
— **Nature non linéaire** : le processus de corruption n'est pas linéaire.
— **Impact visuel élevé** : même à faible densité, la dégradation est perceptible.

Contrairement au bruit gaussien qui affecte tous les pixels avec une faible amplitude, le bruit impulsionnel n'altère qu'une partie des pixels mais de manière sévère. Sa nature non gaussienne et non linéaire rend son traitement particulièrement délicat par les méthodes classiques conçues pour les bruits additifs gaussiens.

1.3.1.3 Origines du bruit impulsionnel

Le bruit impulsionnel trouve son origine dans plusieurs phénomènes :

— Défaillances du capteur (défauts matériels)
— Erreurs de transmission lors du transfert des données

— Interférences électriques et perturbations environnementales
— Défauts de synchronisation ou d'échantillonnage

1.3.2 Modèle mathématique

1.3.2.1 Définition générale

Soit $u(i,j)$ l'image originale non bruitée et $f(i,j)$ l'image observée après corruption. Le bruit impulsionnel de type sel et poivre est défini par le modèle suivant :

$$f(i,j) = \begin{cases} u_{\min} = 0, & \text{avec probabilité } p \quad \text{(poivre : pixel noir)}, \\ u_{\max} = 255, & \text{avec probabilité } q \quad \text{(sel : pixel blanc)}, \\ u(i,j), & \text{avec probabilité } 1-p-q \quad \text{(pixel non corrompu)}, \end{cases} \tag{1.4}$$

où p et q désignent respectivement les probabilités de corruption par du bruit « poivre » et par du bruit « sel ». Les valeurs extrêmes $u_{\min} = 0$ et $u_{\max} = 255$ correspondent à des images en niveaux de gris codés sur 8 bits.

1.3.2.2 Densité de bruit

La densité totale de bruit, notée d, représente le pourcentage de pixels altérés dans l'image :

$$d = p + q. \tag{1.5}$$

Dans le cas symétrique, le plus fréquemment étudié, on a $p = q = d/2$. La densité d peut varier de 0% (aucune corruption) à 100% (image entièrement corrompue).

On distingue habituellement trois régimes de densité :

— **Faible densité** ($d < 10\%$) : quelques pixels sont altérés ; l'image reste globalement lisible.
— **Densité moyenne** ($10\% \leq d < 50\%$) : les détails commencent à être dégradés ; un débruitage devient nécessaire.
— **Forte densité** ($d \geq 50\%$) : la dégradation visuelle est sévère, ce qui constitue un défi important pour les algorithmes de restauration.

1.3.2.3 Écriture compacte du modèle

Le modèle précédent peut se réécrire sous une forme plus compacte :

$$f = (1-b) \cdot u + b \cdot s \tag{1.6}$$

où :

— $b_{ij} \sim \mathscr{B}(d)$ est une variable indicatrice de Bernoulli indiquant si le pixel (i,j) est corrompu :

$$\begin{cases} \mathbb{P}(b_{ij} = 1) = d & \text{(pixel corrompu)}, \\ \mathbb{P}(b_{ij} = 0) = 1-d & \text{(pixel non corrompu)}. \end{cases}$$

— s_{ij} est la valeur impulsionnelle appliquée en cas de corruption. Pour un bruit sel et poivre symétrique :

$$s_{ij} = \begin{cases} 0, & \text{avec probabilité } \frac{1}{2}, \\ 255, & \text{avec probabilité } \frac{1}{2}. \end{cases} \tag{1.7}$$

Ainsi :
— Si $b_{ij} = 0$, le pixel est conservé : $f_{ij} = u_{ij}$;
— Si $b_{ij} = 1$, le pixel est remplacé par une impulsion noire ou blanche : $f_{ij} = s_{ij}$.
La densité totale de pixels corrompus est bien d, répartie équitablement entre sel et poivre ($d/2$ chacun).

La Figure 1.2 illustre la répartition des probabilités associée au bruit impulsionnel sel et poivre :

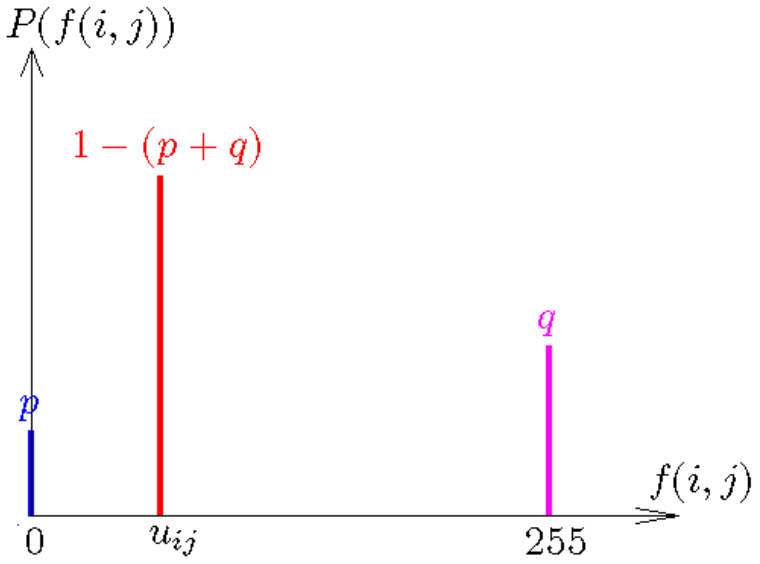


FIGURE 1.2 – Loi de probabilité générale du bruit impulsionnel sel et poivre.

Cette figure présente la loi de probabilité générale associée au bruit impulsionnel sel et poivre. Contrairement au cas symétrique, les probabilités de corruption p (poivre) et q (sel) peuvent ici être différentes. La hauteur de la barre bleue en 0 vaut p, celle de la barre magenta en 255 vaut q, et celle de la barre rouge en $u(i,j)$ vaut $1-(p+q)$. La hauteur de la barre centrale diminue lorsque la densité totale de bruit $p+q$ augmente. Une telle généralisation offre la flexibilité nécessaire pour modéliser des situations réalistes où le bruit noir (poivre) est plus ou moins fréquent que le bruit blanc (sel).

1.3.2.4 Spécificité par rapport au bruit additif gaussien

Contrairement au bruit additif gaussien, modélisé par $f = u + \eta$ où η est une perturbation aléatoire affectant tous les pixels avec une amplitude modérée, le bruit

sel et poivre ne corrompt qu'une fraction d des pixels, mais de manière extrême (valeurs 0 ou 255). Cette particularité justifie l'utilisation d'une norme ℓ_1 dans le terme de fidélité des modèles variationnels, cette norme étant plus robuste aux grandes déviations que la norme ℓ_2.

1.3.3 Impact sur la qualité des images

Le bruit impulsionnel dégrade sévèrement la qualité visuelle des images. L'apparition aléatoire de pixels noirs et blancs :

- Détruit l'information locale en remplaçant les valeurs originales par des valeurs extrêmes sans rapport avec le voisinage.
- Altère fortement les contours, créant des faux bords ou supprimant des transitions légitimes.
- Dégrade les textures fines qui deviennent indiscernables.
- Crée un effet visuel granuleux de type « neige » ou « points » perturbant la perception humaine.

1.3.4 Spécificités du débruitage impulsionnel

Le débruitage du bruit sel et poivre présente des défis particuliers par rapport à d'autres types de bruit :

- Les filtres linéaires (moyenneur, gaussien) sont inefficaces car ils lissent les pixels bruités sans les éliminer correctement.
- Les filtres non linéaires, notamment le filtre médian, sont plus adaptés car ils remplacent un pixel par la valeur médiane de son voisinage [13].
- Pour les fortes densités de bruit, les approches par régularisation (variation totale, norme L1) montrent de meilleures performances.

1.4 Méthodes classiques de débruitage : limites et motivations

Les méthodes classiques de débruitage reposent sur des techniques locales exploitant les informations contenues dans un voisinage autour de chaque pixel. Elles visent à réduire le bruit tout en préservant les structures importantes de l'image, notamment les contours [13]. Pour un bruit additif, l'image bruitée est régie par le modèle 1.1. En revanche, pour le bruit impulsionnel sel et poivre, ce modèle additif n'est plus applicable. Le modèle probabiliste dépend alors de la densité du bruit, comme décrit dans la section 1.3.

1.4.1 Filtres linéaires

Les filtres linéaires remplacent la valeur d'un pixel par une combinaison linéaire des valeurs de son voisinage. Ils sont efficaces pour le bruit gaussien mais présentent des limitations importantes pour le bruit impulsionnel [14].

1.4.1.1 Filtre moyenneur

Le filtre moyenneur remplace chaque pixel par la moyenne arithmétique des pixels de son voisinage. Pour une fenêtre de taille $N \times N$ avec $N = 2k+1$, l'opération s'écrit :

$$\hat{u}(x,y) = \frac{1}{N^2} \sum_{i=-k}^{k} \sum_{j=-k}^{k} f(x+i, y+j) \tag{1.8}$$

— **Avantages** : simplicité de mise en œuvre, réduction modérée du bruit faible.
— **Inconvénients** : flou important sur les contours, perte des détails fins, inefficacité totale face au bruit impulsionnel car les valeurs aberrantes (0 ou 255) dévient fortement la moyenne [13].

1.4.1.2 Filtre gaussien

Le filtre gaussien utilise un noyau pondéré par une fonction gaussienne, donnant plus d'importance aux pixels proches du centre. Le noyau est défini par :

$$h(x,y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}\right) \tag{1.9}$$

L'image filtrée est obtenue par convolution :

$$\hat{u}(x,y) = \sum_i \sum_j f(i,j) \cdot h(x-i, y-j) \tag{1.10}$$

— **Avantages** : lissage progressif et naturel, bien adapté au bruit gaussien.
— **Inconvénients** : perte des détails et des contours, faible performance pour le bruit impulsionnel [14].

1.4.1.3 Limitations des filtres linéaires pour le bruit impulsionnel

Les filtres linéaires présentent plusieurs limitations majeures face au bruit sel et poivre :

— **Lissage des contours** : la moyenne ou la convolution avec un noyau gaussien atténue les variations brutales d'intensité, rendant les contours flous.
— **Perte de détails** : les textures fines et les structures de petite taille sont lissées et deviennent indiscernables.
— **Inefficacité structurelle** : un pixel bruité à 0 ou 255 influence fortement la moyenne de son voisinage, propageant ainsi l'erreur plutôt que de la corriger.

1.4.2 Filtres non linéaires

Les filtres non linéaires sont plus robustes face aux valeurs extrêmes caractéristiques du bruit impulsionnel. Contrairement aux filtres linéaires, ils n'utilisent pas une simple moyenne pondérée mais des opérateurs statistiques non linéaires [**?**].

1.4.2.1 Filtre médian

Le filtre médian remplace chaque pixel par la valeur médiane des pixels de son voisinage :

$$\hat{u}(x,y) = \text{médiane}\{f(x+i,y+j) \mid (i,j) \in \text{fenêtre}\} \tag{1.11}$$

La médiane est particulièrement adaptée au bruit impulsionnel car les valeurs extrêmes (0 ou 255) n'affectent pas la médiane tant que leur nombre est inférieur à la moitié des pixels de la fenêtre.

— **Avantages** : excellente suppression du bruit impulsionnel, préservation raisonnable des contours, simplicité de mise en œuvre.
— **Inconvénients** : peut supprimer les détails fins (coins, fines lignes), efficacité réduite lorsque la densité de bruit dépasse 50%.

1.4.2.2 Filtre médian adaptatif

Le filtre médian adaptatif ajuste dynamiquement la taille de la fenêtre de filtrage en fonction des caractéristiques locales du bruit. Son fonctionnement repose sur deux conditions :

1. Vérification de la validité de la médiane :

$$Z_{\min} \leq Z_{\text{méd}} \leq Z_{\max} \tag{1.12}$$

   Si cette condition n'est pas vérifiée, la taille de la fenêtre est augmentée.

2. Vérification du pixel central :

$$Z_{\min} \leq Z_{xy} \leq Z_{\max} \tag{1.13}$$

   Si le pixel central est dans l'intervalle $[Z_{\min}, Z_{\max}]$, il est considéré comme non bruité et conservé ; sinon, il est remplacé par la médiane.

— **Avantages** : meilleure adaptation à la densité locale de bruit, préservation accrue des détails.
— **Inconvénients** : complexité algorithmique plus élevée, temps de calcul plus important [15].

La figure ci-dessous illustre l'effet des différents filtres (moyenneur, gaussien, médian et médian adaptatif) sur une image bruitée par un bruit sel et poivre.



(a) Image originale



(b) Image bruitée (sel et poivre)



(c) Filtre moyenneur (3×3)



(d) Filtre gaussien (5×5, $\sigma = 1$)



(e) Filtre médian (3×3)



(f) Filtre médian adaptatif

FIGURE 1.3 – Comparaison des différents filtres sur une image bruitée (sel et poivre)

La figure 1.3 présente une comparaison visuelle de différentes méthodes de débruitage sur une image de la base de données Berkeley (BSD), dégradée par un bruit impulsionnel de type sel et poivre. La sous-figure 1.3b montre l'image après corruption : les pixels blancs (sel) et noirs (poivre) altèrent profondément la qualité visuelle et occultent les détails. Les sous-figures 1.3c et 1.3d illustrent respectivement les résultats du filtre moyenneur (3×3) et du filtre gaussien (5×5, $\sigma = 1$). Ces deux filtres linéaires se révèlent peu efficaces : les valeurs aberrantes (0 et 255) perturbent le calcul de la moyenne, ce qui entraîne une atténuation insuffisante du

bruit.

La sous-figure 1.3e correspond au filtre médian (3×3). Contrairement aux approches linéaires, ce filtre non linéaire supprime efficacement le bruit impulsionnel car la médiane ignore naturellement les valeurs extrêmes. Enfin, la sous-figure 1.3f présente le filtre médian adaptatif, qui constitue la meilleure performance obtenue : le bruit est quasiment totalement éliminé, tandis que les textures fines et les contours sont remarquablement conservés.

L'ensemble de ces résultats démontre clairement la supériorité des approches non linéaires (filtres médians) sur les approches linéaires pour le débruitage d'images corrompues par un bruit sel et poivre. Le filtre médian adaptatif offre les meilleures performances visuelles.

1.4.3 Limites des méthodes classiques et motivations pour l'approche variationnelle

1.4.3.1 Insuffisance des méthodes classiques

Malgré leur large utilisation, les méthodes classiques de débruitage présentent plusieurs limitations fondamentales [14, 13] :

- **Perte des détails fins** : les filtres moyenneur, gaussien et même médian ont tendance à lisser les textures et les structures de petite taille.
- **Lissage excessif des contours** : la distinction entre les régions devient floue, ce qui nuit à la segmentation et à l'interprétation visuelle.
- **Inefficacité à forte densité de bruit** : lorsque la densité de bruit dépasse 50%, la médiane elle-même peut être corrompue car plus de la moitié des pixels de la fenêtre sont bruités.

Lorsque la densité du bruit est élevée, une grande partie des pixels du voisinage est corrompue, ce qui réduit drastiquement l'efficacité des filtres locaux classiques. Ainsi, ces méthodes restent adaptées aux faibles et moyennes densités de bruit, mais deviennent limitées dans les cas sévères ($d \geq 50\%$).

1.4.3.2 Nécessité d'un cadre d'optimisation : vers l'approche variationnelle

Face aux limitations des méthodes classiques, une approche plus puissante s'impose : la régularisation variationnelle. Cette approche reformule le problème de débruitage non plus comme un filtrage local, mais comme un problème d'optimisation global. Les motivations sont multiples :

- **Modélisation explicite** : on cherche l'image restaurée $\hat{u}$ qui minimise une fonction énergie combinant fidélité aux données et régularité de l'image.
- **Choix adapté de la norme de fidélité** : la norme L1 est naturellement robuste aux valeurs aberrantes (outliers) comme le bruit impulsionnel, contrairement à la norme L2.
- **Préservation des contours** : la régularisation par variation totale (TV) permet de restaurer les images tout en conservant des contours nets.

— **Capacité à traiter de fortes densités de bruit** : les modèles variationnels, notamment TV-L1, montrent d'excellentes performances même lorsque $d \geq 70\%$.

C'est dans ce contexte que s'inscrit notre travail : une étude comparative des méthodes de régularisation pour le débruitage d'images impulsionnelles, en se concentrant sur le rôle des normes de fidélité et de la variation totale adaptative.

1.5 Introduction à la régularisation pour le débruitage

Les limites des méthodes classiques de débruitage, notamment leur inefficacité face aux fortes densités de bruit impulsionnel et leur tendance à lisser excessivement les contours, ont motivé le développement d'approches plus sophistiquées. Parmi celles-ci, les méthodes de régularisation variationnelle occupent une place centrale. Elles offrent un cadre mathématique rigoureux permettant de formuler le problème de restauration d'images comme un problème d'optimisation [15].

1.5.1 Principe général de la régularisation

1.5.1.1 Formulation d'un problème inverse

Le débruitage d'images peut être vu comme un problème inverse : à partir de l'image observée f qui est une version dégradée de l'image originale u, on cherche à retrouver une estimation $\hat{u}$ de u la plus fidèle possible. Ce problème est dit « mal posé » (au sens de Hadamard) car il n'admet pas de solution unique et stable. La régularisation consiste à introduire une information *a priori* sur l'image recherchée pour rendre le problème bien posé [15].

1.5.1.2 Décomposition énergie : terme d'attache aux données + terme de régularisation

L'approche variationnelle consiste à formuler le problème de débruitage comme la minimisation d'une fonction énergie $E(u)$ composée de deux termes :

$$\hat{u} = \min_u \left\{ E(u) = E_{data}(u, f) + \lambda E_{reg}(u) \right\} \tag{1.14}$$

où :

— $E_{data}(u, f)$: terme d'attache aux données (ou terme de fidélité). Il mesure la distance entre l'image observée f et l'image recherchée u. Il traduit la fidélité aux données.

— $E_{reg}(u)$: terme de régularisation (ou pénalisation). Il encode une information *a priori* sur la régularité de l'image recherchée.

— $\lambda > 0$: paramètre de régularisation. Il contrôle le compromis entre la fidélité aux données et la régularité de la solution. Un λ trop faible donne une solution bruitée, un λ trop élevé donne une solution trop lissée.

Le choix judicieux du terme d'attache aux données $E_{data}(u,f)$ et du terme de régularisation $E_{reg}(u)$ est crucial pour obtenir une restauration de qualité.

1.5.2 Rôle des normes de fidélité

Le terme d'attache aux données $E_{data}(u,f)$ dépend de la nature statistique du bruit. Il est généralement défini comme une norme de la différence entre f et u. Le choix de cette norme détermine la robustesse du modèle face aux différents types de bruit [2].

1.5.2.1 Norme L2 : sensibilité aux valeurs aberrantes

La norme L2, définie par $E_{data}(u,f) = \|f-u\|_2^2 = \sum_{i,j} |f(i,j)-u(i,j)|^2$, est associée au bruit gaussien. Elle découle d'une hypothèse de bruit additif gaussien et blanc (modèle de bruit de variance constante). Le problème de minimisation s'écrit :

$$\hat{u} = \min_u \left\{ \|f-u\|_2^2 + \lambda E_{reg}(u) \right\} \tag{1.15}$$

Cependant, la norme L2 est très sensible aux valeurs aberrantes (outliers). Dans le cas du bruit impulsionnel où certains pixels prennent des valeurs extrêmes (0 ou 255), ces outliers contribuent de manière excessive au terme quadratique, ce qui fausse l'estimation. Ainsi, le modèle L2 n'est pas adapté au bruit sel et poivre.

1.5.2.2 Norme L1 : robustesse face au bruit impulsionnel

La norme L1, définie par $E_{data}(u,f) = \|f-u\|_1 = \sum_{i,j} |f(i,j)-u(i,j)|$, est naturellement robuste aux valeurs aberrantes. Contrairement à la norme L2 qui élève les erreurs au carré (amplifiant ainsi l'influence des outliers), la norme L1 pénalise linéairement les écarts. Le problème de minimisation s'écrit :

$$\hat{u} = \min_u \left\{ \|f-u\|_1 + \lambda E_{reg}(u) \right\} \tag{1.16}$$

Cette propriété rend la norme L1 particulièrement adaptée au bruit impulsionnel [2]. En effet, les pixels corrompus (0 ou 255) sont traités comme des outliers et n'influencent pas démesurément la solution.

1.5.2.3 Comparaison et analyse

Le tableau 1.1 résume les principales différences entre les deux normes :

1.5.3 Rôle du terme de régularisation

Le terme de régularisation $E_{reg}(u)$ encode une information *a priori* sur la structure de l'image recherchée. Il permet d'introduire des connaissances sur la régularité de u et joue un rôle essentiel dans la qualité de la restauration.

TABLEAU 1.1 – Comparaison des normes L2 et L1 pour le terme d'attache aux données

	Norme L2	**Norme L1**
Type de bruit adapté	Gaussien	Impulsionnel
Sensibilité aux outliers	Très sensible	Robuste
Régularité de la solution	Solution régulière	Solution peut présenter des discontinuités
Complexité d'optimisation	Simple (quadratique)	Plus complexe (non différentiable en 0)
Adaptation au bruit sel et poivre	Non adaptée	Adaptée

1.5.3.1 Préservation des contours

Une image naturelle est caractérisée par la présence de régions homogènes séparées par des contours nets. Un bon terme de régularisation doit préserver ces discontinuités tout en lissant le bruit dans les zones homogènes. La régularisation quadratique classique (basée sur la norme L2 du gradient) pénalise trop fortement les variations, conduisant à un lissage excessif des contours.

La régularisation par variation totale (TV), introduite par Rudin, Osher et Fatemi [3], définit le terme de régularisation comme :

$$E_{reg}(u) = \mathrm{TV}(u) = \int_\Omega |\nabla u| \, dx\, dy = \int_\Omega \sqrt{u_x^2 + u_y^2}\, dx\, dy \tag{1.17}$$

En discret, on utilise souvent la variation totale discrète :

$$\mathrm{TV}(u) = \sum_{i,j} \sqrt{(u_{i+1,j} - u_{i,j})^2 + (u_{i,j+1} - u_{i,j})^2} \tag{1.18}$$

La particularité de la norme L1 du gradient est qu'elle autorise des discontinuités (contours nets) tout en pénalisant les variations dans les régions homogènes. Ainsi, la régularisation TV préserve efficacement les contours lors du débruitage.

1.5.3.2 Lissage des régions homogènes

Dans les zones où l'image originale est constante ou varie peu, le terme de régularisation encourage la solution à être lisse. Pour la régularisation TV, les régions homogènes tendent vers une valeur constante, éliminant ainsi les fluctuations dues au bruit.

Le paramètre λ contrôle l'équilibre entre l'attache aux données et la régularisation :

— Si λ est trop petit : le terme de régularisation a peu d'effet, l'estimation $\hat{u}$ reste proche de f (donc encore bruitée).

— Si λ est trop grand : la régularisation domine, conduisant à une image trop lissée avec perte des détails et des contours.
— Un λ optimal permet de supprimer le bruit tout en conservant les structures importantes.

1.5.3.3 Extension au bruit impulsionnel : modèle TV-L1

Pour le débruitage d'images corrompues par un bruit impulsionnel sel et poivre, la combinaison la plus efficace est d'utiliser :
— Une norme L1 pour le terme d'attache aux données (robuste aux outliers)
— Une régularisation par variation totale pour le terme de régularisation (préservation des contours)
Le modèle variationnel résultant, appelé modèle TV-L1, s'écrit :

$$\hat{u} = \min_u \{\|f - u\|_1 + \lambda \cdot \mathrm{TV}(u)\} \tag{1.19}$$

Ce modèle est particulièrement performant pour les fortes densités de bruit impulsionnel, comme nous le verrons dans les chapitres suivants [1].

1.6 La variation totale (TV) pour le débruitage

La régularisation par variation totale (Total Variation), introduite par Rudin, Osher et Fatemi en 1992 [3], constitue une avancée majeure dans le domaine de la restauration d'images. Elle repose sur l'idée qu'une image naturelle est constituée de régions lisses séparées par des contours nets. La variation totale mesure la variation globale de l'intensité de l'image et permet de pénaliser les oscillations tout en préservant les discontinuités.

1.6.1 Définition et propriétés

1.6.1.1 Fonctionnelle de la variation totale

Pour une image continue définie sur un domaine $\Omega \subset \mathbb{R}^2$, la variation totale est définie par [3, 5, 17] :

$$\mathrm{TV}(u) = \int_\Omega |\nabla u| \, dx\, dy = \int_\Omega \sqrt{u_x^2 + u_y^2}\, dx\, dy \tag{1.20}$$

En traitement d'images, l'image étant discrète, on utilise la formulation discrète suivante :

$$\mathrm{TV}(u) = \sum_{i,j} \sqrt{(u_{i+1,j} - u_{i,j})^2 + (u_{i,j+1} - u_{i,j})^2} \tag{1.21}$$

Cette fonctionnelle présente plusieurs propriétés mathématiques importantes :
— **Convexité** : TV est une fonction convexe, ce qui garantit l'existence et l'unicité de la solution du problème d'optimisation.
— **Homogénéité** : $\mathrm{TV}(\lambda u) = |\lambda| \mathrm{TV}(u)$ pour tout scalaire λ.
— **Invariance par translation** : déplacer l'image ne change pas sa variation totale.

1.6.1.2 Préservation des contours

La propriété la plus remarquable de la variation totale est sa capacité à préserver les contours nets. Contrairement à une régularisation quadratique classique (basée sur la norme L_2 du gradient) qui pénalise trop fortement les discontinuités, la TV autorise les sauts brusques d'intensité.

Cette propriété s'explique par l'utilisation d'une norme L_1 sur le gradient. Une discontinuité (contour) contribue à la TV par la longueur du contour multipliée par l'amplitude du saut, contribution qui reste finie. La solution optimale peut donc présenter des contours nets, conduisant à une image restaurée formée de régions homogènes séparées par des frontières nettes.

1.6.2 Modèles variationnels basés sur la TV

1.6.2.1 Modèle ROF (Rudin-Osher-Fatemi)

Le modèle original de Rudin, Osher et Fatemi [3] a été proposé pour le débruitage d'images corrompues par un bruit gaussien. Il s'écrit :

$$\hat{u} = \min_u \left\{ \frac{1}{2}\|f-u\|_2^2 + \lambda \cdot \mathrm{TV}(u) \right\} \tag{1.22}$$

où :
— $\frac{1}{2}\|f-u\|_2^2$ est le terme d'attache aux données de type L2 (adapté au bruit gaussien)
— $\mathrm{TV}(u)$ est le terme de régularisation par variation totale
— λ est le paramètre de régularisation

Le modèle ROF a connu un grand succès car il permet de supprimer efficacement le bruit gaussien tout en préservant les contours. La résolution de ce problème d'optimisation peut être effectuée par différentes méthodes numériques : descente de gradient, algorithme de Chambolle (projection sur un ensemble convexe), split Bregman, etc.

1.6.2.2 Extension au bruit impulsionnel

Le modèle ROF n'est pas adapté au bruit impulsionnel car le terme d'attache aux données de type L2 est trop sensible aux valeurs aberrantes (pixels à 0 ou 255). En effet, l'énergie quadratique donne un poids excessif aux outliers, ce qui fausse l'estimation.

Pour étendre la régularisation TV au bruit impulsionnel, il faut remplacer le terme d'attache aux données L2 par un terme plus robuste. La norme L1 est naturellement adaptée aux outliers [2]. Le modèle TV-L1 pour le bruit impulsionnel s'écrit :

$$\hat{u} = \min_u \{\|f-u\|_1 + \lambda \cdot \mathrm{TV}(u)\} \tag{1.23}$$

Ce modèle présente plusieurs avantages pour le bruit sel et poivre :
— **Robustesse** : les pixels bruités (0 ou 255) n'influencent pas démesurément la solution.

— **Préservation des contours** : la TV maintient les bords nets.
— **Efficacité à forte densité** : même pour $d \geq 50\%$, le modèle TV-L1 donne de bons résultats.

1.6.3 Variantes de la régularisation TV

1.6.3.1 TV-L2 : pour bruit gaussien

Le modèle TV-L2 correspond au modèle ROF original :

$$\hat{u} = \min_u \left\{ \frac{1}{2} \|f - u\|_2^2 + \lambda \cdot \mathrm{TV}(u) \right\} \tag{1.24}$$

Ce modèle est optimal lorsque le bruit est additif, gaussien, blanc et de variance constante. Il est largement utilisé en pratique car :
— Le problème d'optimisation est bien conditionné
— Des algorithmes efficaces existent (Chambolle, FISTA, etc.)
— Les résultats sont de bonne qualité pour le bruit gaussien
Cependant, comme nous l'avons souligné, ce modèle n'est pas adapté au bruit impulsionnel. Une forte densité de bruit sel et poivre conduit à des résultats médiocres avec TV-L2.

1.6.3.2 TV-L1 : robuste au bruit impulsionnel et aux outliers

Le modèle TV-L1, défini précédemment, est spécifiquement conçu pour les bruits à valeurs aberrantes, dont le bruit impulsionnel fait partie. Ses propriétés sont les suivantes :
— **Robustesse aux outliers** : la norme L_1 pénalise linéairement les erreurs, ce qui limite l'influence des pixels corrompus.
— **Préservation des contours** : la TV conserve les discontinuités.
— **Adaptation au bruit sel et poivre** : idéal pour traiter les pixels noirs et blancs.
Le tableau suivant récapitule les différences entre les deux modèles :

1.6.3.3 Choix du paramètre de régularisation λ

Quel que soit le modèle variationnel choisi, le paramètre λ joue un rôle crucial dans l'équilibre entre la fidélité aux données et la régularisation. Son influence se résume ainsi :
— λ petit : faible régularisation. L'image restaurée reste proche de l'image bruitée, ce qui conduit à un bruit résiduel.
— λ grand : forte régularisation. L'image restaurée est très lissée, entraînant une perte des détails fins et des contours.
— λ optimal : compromis idéal entre suppression du bruit et conservation des structures importantes.
Dans le cadre spécifique du bruit impulsionnel sel et poivre, la valeur optimale de λ dépend de la densité de bruit d. Plus d est élevé (forte proportion de pixels

TABLEAU 1.2 – Comparaison des modèles TV-L2 et TV-L1

	TV-L2 (ROF)	**TV-L1**
Terme d'attache	$\frac{1}{2}\|f-u\|_2^2$	$\|f-u\|_1$
Type de bruit adapté	Gaussien	Impulsionnel (sel et poivre)
Sensibilité aux outliers	Élevée	Faible (robuste)
Complexité d'optimisation	Modérée	Plus élevée
Qualité pour bruit gaussien	Excellente	Moyenne
Qualité pour bruit sel et poivre	Médiocre	Excellente

corrompus), plus il est nécessaire d'augmenter λ afin de forcer le lissage des pixels aberrants.

1.7 Régularisation adaptative pour le bruit sel et poivre

Bien que le modèle TV-L1 constitue une avancée significative pour le débruitage des images corrompues par un bruit impulsionnel, il présente encore certaines limitations, notamment lorsque la densité de bruit est très élevée. Ces restrictions ont motivé le développement de méthodes de régularisation adaptatives, qui ajustent localement les paramètres du modèle en fonction des caractéristiques de l'image et du bruit [7, 8, 9].

1.7.1 Limites de la TV classique face au bruit impulsionnel

1.7.1.1 Artefacts d'escalier

La régularisation par variation totale, bien qu'efficace pour la préservation des contours nets, présente un inconvénient bien connu : l'apparition d'effets d'escalier (*staircasing artifacts*) dans les régions où l'intensité varie progressivement. Ce phénomène se manifeste par la création de faux paliers, donnant à l'image restaurée un aspect de « blocs » ou de « marches » dans les zones de gradient doux (comme un ciel dégradé ou une ombre progressive).

Dans le contexte du bruit impulsionnel, ce problème est accentué car :

— Les pixels bruités isolés créent des variations locales brutales que la TV peine à distinguer des contours réels.

— La norme L1 du gradient favorise les solutions constantes par morceaux, ce qui exacerbe l'effet d'escalier.

— Pour de fortes densités de bruit, l'image restaurée peut présenter des structures en blocs artificiels.

1.7.1.2 Difficulté à discriminer bruit et détails fins

La TV classique (qu'elle soit couplée à une norme L2 ou L1) utilise un paramètre de régularisation λ global et constant sur toute l'image. Cette approche uniforme pose problème car :

— La densité de bruit impulsionnel n'est pas nécessairement homogène sur toute l'image. Certaines zones peuvent être plus corrompues que d'autres.
— Les détails fins (textures, petites structures) peuvent être interprétés à tort comme du bruit et donc lissés.
— À l'inverse, certains pixels bruités isolés dans des zones homogènes peuvent être conservés si λ n'est pas assez fort.

Un paramètre λ global ne permet pas de s'adapter aux variations locales de la densité de bruit et de la complexité texturale. Il en résulte un compromis sous-optimal : un λ adapté aux zones lisses sera trop faible pour les zones fortement bruitées, tandis qu'un λ adapté aux zones bruitées lissera excessivement les textures fines.

1.7.2 Approches adaptatives

Pour surmonter les limitations de la TV classique, des approches de régularisation adaptative ont été proposées. L'idée principale est de remplacer le paramètre de régularisation global λ par une fonction $\lambda(x,y)$ variant spatialement [7, 8, 9].

Le modèle s'écrit :

$$\hat{u} = \min_u \left\{ \|f-u\|_1 + \int_\Omega \lambda(x,y)|\nabla u|\,dx\,dy \right\} \tag{1.25}$$

En formulation discrète :

$$\hat{u} = \min_u \left\{ \sum_{i,j} |f(i,j)-u(i,j)| + \sum_{i,j} \lambda(i,j)\cdot\sqrt{(u_{i+1,j}-u_{i,j})^2+(u_{i,j+1}-u_{i,j})^2} \right\} \tag{1.26}$$

Le principe est le suivant :

— Là où l'image est homogène (peu de variations), on peut appliquer une forte régularisation (α grand) pour éliminer le bruit.
— Là où l'image présente des contours ou des détails fins, on applique une faible régularisation (α petit) pour préserver les structures.
— Là où la densité de bruit locale est élevée, on augmente α pour forcer le lissage des pixels corrompus.

1.8 Métriques d'évaluation quantitative

L'évaluation des performances des algorithmes de débruitage est une étape essentielle pour comparer objectivement les différentes méthodes. Elle peut être subjective (évaluation visuelle par un observateur humain) ou objective (quantitative à

l'aide de métriques mathématiques). Dans ce travail, nous nous concentrons sur les métriques objectives qui permettent une comparaison reproductible et rigoureuse.

1.8.1 Métriques de qualité d'image

1.8.1.1 PSNR (Peak Signal-to-Noise Ratio)

Le PSNR est la métrique la plus couramment utilisée en traitement d'images. Il mesure le rapport entre la puissance maximale du signal et la puissance du bruit résiduel (l'erreur entre l'image originale et l'image restaurée) [10, 11].

Pour une image de taille $M \times N$, on définit d'abord l'Erreur Quadratique Moyenne (MSE) :

$$\text{MSE} = \frac{1}{M \times N} \sum_{i=1}^{M} \sum_{j=1}^{N} [u(i,j) - \hat{u}(i,j)]^2 \tag{1.27}$$

où $u(i,j)$ est l'image originale non bruitée et $\hat{u}(i,j)$ l'image restaurée.

Le PSNR est alors défini par :

$$\text{PSNR} = 10 \cdot \log_{10}\left(\frac{\text{MAX}^2}{\text{MSE}}\right) \quad \text{(en dB)} \tag{1.28}$$

où MAX est la valeur maximale possible d'un pixel (255 pour une image 8 bits).

- **Interprétation** :
  - PSNR > 40 dB : excellente qualité.
  - PSNR entre 30 et 40 dB : bonne qualité.
  - PSNR entre 20 et 30 dB : qualité acceptable.
  - PSNR < 20 dB : mauvaise qualité.
- **Avantages** : simple à calculer, standardisé.
- **Limites** : ne prend pas en compte la perception visuelle humaine ; deux images avec le même PSNR peuvent avoir des qualités visuelles très différentes.

1.8.1.2 SSIM (Structural Similarity Index Measure)

Le SSIM, introduit par Wang et al. [12], est une métrique plus sophistiquée qui modélise la perception visuelle humaine. Contrairement au PSNR qui compare pixel à pixel, le SSIM évalue la similarité structurelle entre deux images en considérant trois composantes : luminance, contraste et structure.

La formule simplifiée s'écrit [10, 11, 12] :

$$\text{SSIM}(u,\hat{u}) = \frac{(2\mu_u\mu_{\hat{u}} + C_1)(2\sigma_{u\hat{u}} + C_2)}{(\mu_u^2 + \mu_{\hat{u}}^2 + C_1)(\sigma_u^2 + \sigma_{\hat{u}}^2 + C_2)} \tag{1.29}$$

où μ désigne la moyenne locale, σ^2 la variance locale, $\sigma_{u\hat{u}}$ la covariance, et C_1, C_2 des constantes de stabilisation.

- **Interprétation** :
  - SSIM = 1 : images identiques.
  - SSIM > 0.95 : très bonne qualité.

  - SSIM entre 0.90 et 0.95 : bonne qualité.
  - SSIM < 0.90 : qualité dégradée.
- **Avantages** : mieux corrélé à la perception humaine ; mesure la préservation des structures.
- **Limites** : plus complexe à calculer ; nécessite le réglage de paramètres.

1.8.2 Stratégie d'évaluation adoptée

Aucune métrique unique ne permet d'évaluer parfaitement la qualité d'une image restaurée. Pour une évaluation robuste et complète, nous combinons plusieurs approches :

1. **Évaluation quantitative** : calcul du PSNR et du SSIM pour chaque méthode et chaque densité de bruit.
2. **Évaluation visuelle** : inspection subjective des images restaurées pour confirmer les résultats quantitatifs.
3. **Analyse statistique** : calcul de la moyenne des PSNR et des SSIM sur un ensemble d'images de référence pour comparer les performances globales des méthodes.

Cette approche multi-critères garantit une évaluation fiable et complète des différentes méthodes de régularisation pour le débruitage d'images impulsionnelles.

1.9 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons posé les fondements théoriques nécessaires à la compréhension et à la mise en œuvre des méthodes de débruitage d'images par régularisation, en nous focalisant sur le bruit impulsionnel de type sel et poivre. Le chapitre suivant mettra en œuvre ces concepts pour évaluer quantitativement les performances des différentes méthodes de régularisation et identifier la plus adaptée au débruitage d'images impulsionnelles, en particulier dans le contexte des systèmes embarqués (ESE) où la qualité de restauration doit être optimale tout en respectant des contraintes de calcul.

Chapitre 2

Implémentation, simulations et évaluation comparative

Sommaire

2.1 Introduction 26
2.2 Organigramme de la stratégie de travail 27
2.3 Environnement de simulation et jeux de données 28
2.3.1 Outils et logiciels 29
2.3.2 Images de référence 29
2.3.3 Génération du bruit impulsionnel sel et poivre 31
2.4 Résultats expérimentaux 33
2.4.1 Evaluation quantitative 33
2.4.2 Evaluation qualitative 43
2.4.3 Débruitage par TV L^1 adaptative pour des densités de bruit élevées (30%, 50%, 70%) 50
2.5 Conclusion 55

2.1 Introduction

Le chapitre précédent a posé les fondements théoriques des méthodes de régularisation pour le débruitage d'images impulsionnelles. Nous y avons présenté les modèles variationnels TV-L2, TV-L1 et TV adaptative, ainsi que les métriques d'évaluation quantitative (PSNR, SSIM) permettant de comparer objectivement leurs performances.

Ce deuxième chapitre est consacré à la mise en œuvre pratique de ces méthodes et à leur évaluation comparative. L'objectif est de confronter les approches théoriques à la réalité expérimentale. Nous décrivons dans un premier temps l'environnement de simulation et le protocole expérimental adopté. Nous présentons les images de référence utilisées ainsi que la génération du bruit impulsionnel à différentes densités. La deuxième partie est consacrée à la présentation et à l'analyse

des résultats expérimentaux. Nous comparons les performances des méthodes à travers :

— Des tableaux récapitulant les valeurs de PSNR et SSIM pour chaque densité de bruit.
— Des graphiques illustrant l'évolution des métriques en fonction du taux de bruit.
— Des visualisations qualitatives des images restaurées (originale, bruitée, restaurées par chaque méthode).

Enfin, nous discutons les résultats obtenus en identifiant les forces et faiblesses de chaque approche, ainsi que les domaines de densité de bruit pour lesquels chaque méthode est la plus adaptée. Cette analyse comparative nous permettra de conclure sur la méthode de régularisation la plus performante pour le débruitage d'images impulsionnelles.

2.2 Organigramme de la stratégie de travail

Afin de synthétiser l'ensemble des étapes réalisées dans ce travail, nous proposons l'organigramme présenté dans la figure 2.1. Cet organigramme illustre de manière claire et structurée le déroulement complet de notre étude comparative.

Le processus se décompose en plusieurs phases principales :

1. **Phase d'acquisition** : sélection de deux catégories d'images de référence :
   - images de test standard [1] ;
   - images issues de la base Berkeley [2] ; .
2. **Phase de dégradation** : un bruit impulsionnel sel et poivre est généré avec plusieurs niveaux de densité. Les faibles densités (0.01 ; 0.03 ; 0.05 ; 0.07 ; 0.09) sont appliquées en premier, suivies des densités plus élevées (10%, 30%, 50%, 70%, 90%).
3. **Phase de restauration** : application des trois méthodes de régularisation étudiées :
   — TV-L2 (modèle de Rudin Osher et Fatemi (ROF)) : méthode classique par variation totale avec norme L2.
   — TV-L1 : méthode robuste adaptée au bruit impulsionnel.
   — TV Adaptative : méthode avec poids spatiaux pour une meilleure préservation des contours.
4. **Phase d'évaluation** : comparaison quantitative (PSNR, SSIM) et qualitative (visualisation) des résultats obtenus.
5. **Phase d'analyse** : interprétation des résultats, discussion des performances et conclusion.

1. Disponibles à l'adresse : `https://www.imageprocessingplace.com/root_files_V3/image_databases.htm`
2. Disponibles à l'adresse : `https://www2.eecs.berkeley.edu/Research/Projects/CS/vision/bsds/BSDS300/html/dataset/images.html`

Cet organigramme guide le lecteur à travers notre méthodologie et met en évidence la structure logique de notre travail.

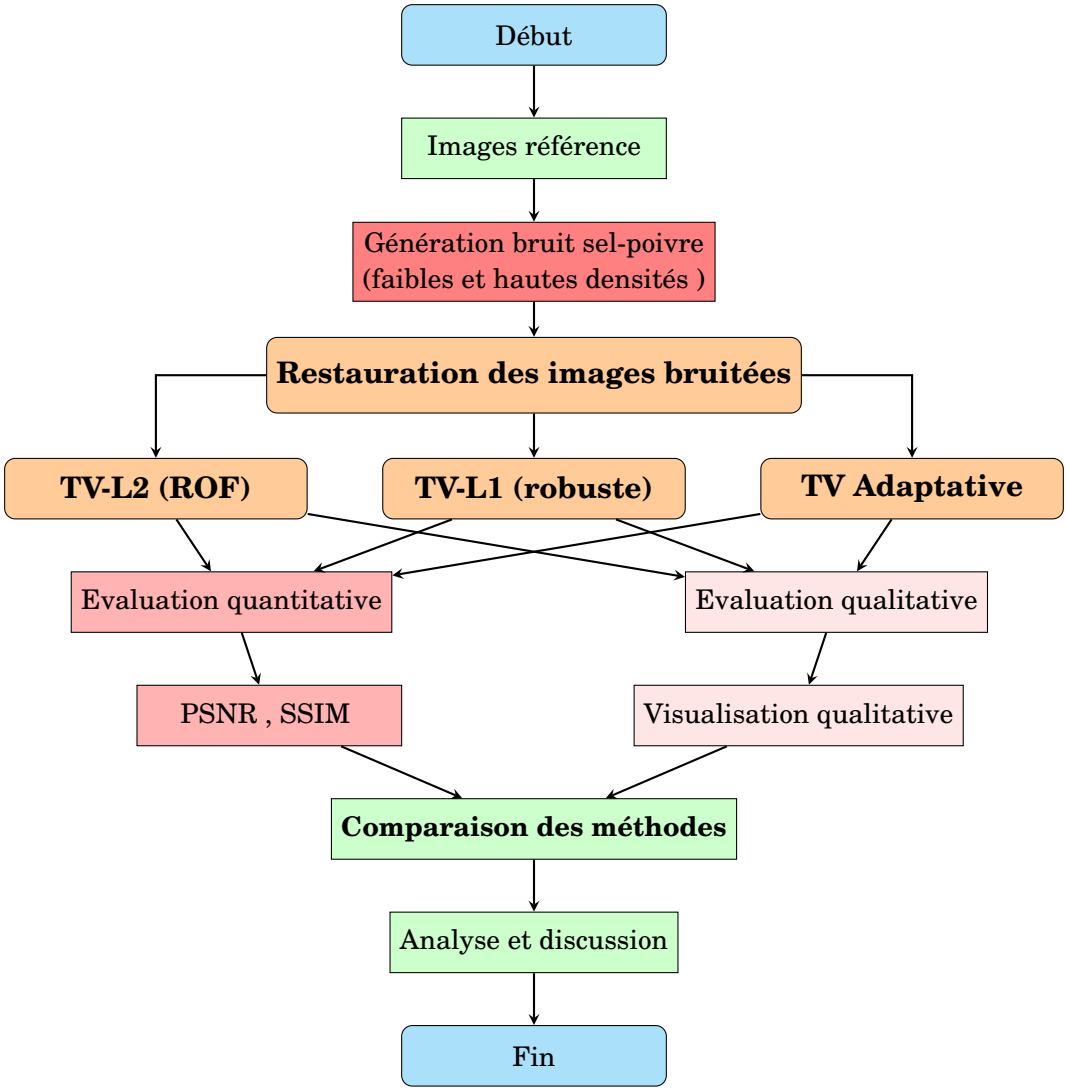


FIGURE 2.1 – Organigramme de la strategie de travail

2.3 Environnement de simulation et jeux de données

Cette section présente le cadre expérimental mis en place pour évaluer et comparer les différentes méthodes de régularisation. Nous décrivons les outils logiciels utilisés, les images de référence sélectionnées, ainsi que le protocole de génération du bruit impulsionnel.

2.3.1 Outils et logiciels

Les simulations ont été réalisées sous l'environnement MATLAB, qui constitue un outil de référence en traitement d'images et en optimisation numérique.

Le choix de MATLAB est motivé par plusieurs raisons :

— Sa richesse en fonctions prédéfinies pour le traitement d'images.
— Sa capacité à manipuler facilement les matrices (les images étant représentées sous forme matricielle).
— La disponibilité de nombreuses implémentations de référence des algorithmes de régularisation.
— La facilité de visualisation et d'analyse des résultats.

2.3.2 Images de référence

Elles se divisent en deux catégories : des images naturelles issues de la base Berkeley, et des images classiques complémentaires. Le choix de ces références vise à tester le compromis entre la préservation des contours (zones homogènes) et la suppression du bruit.

2.3.2.1 Images naturelles - Base de données Berkeley

Afin de valider notre approche sur des scènes naturelles plus complexes et variées, nous utilisons également six images extraites de la base de données Berkeley Segmentation Dataset (BSDS500) [18]. Cette base de référence, largement adoptée dans la communauté du traitement d'images, présente l'avantage de contenir une grande diversité de textures, de structures géométriques et de conditions d'éclairage. La figure 2.2 illustre ces six images sélectionnées.



(a) 14037 (b) 42048 (c) 143090

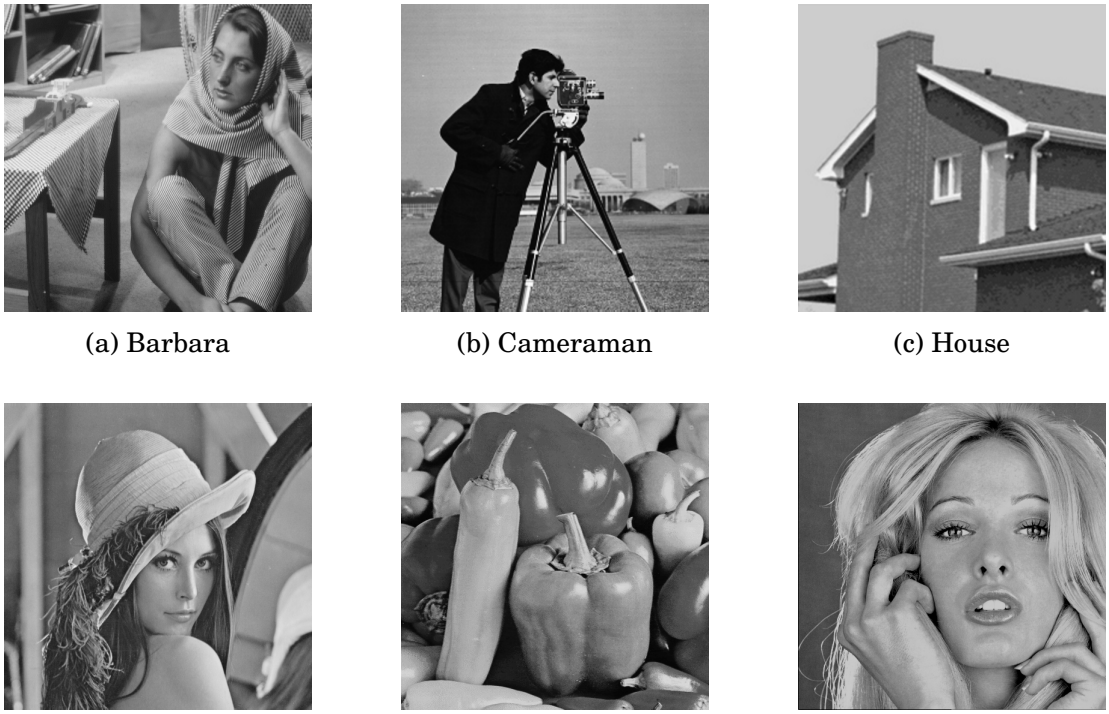
(d) 147091 (e) 163085 (f) 260058

FIGURE 2.2 – Images naturelles issues de la base Berkeley (BSDS500)

2.3.2.2 Images classiques complémentaires

Afin de faciliter la comparaison avec les travaux existants, nous utilisons également des images classiques du traitement d'images.

La figure 2.3 présente les six images sélectionnées pour notre évaluation.



(a) Barbara (b) Cameraman (c) House

(d) Lena (e) Peppers (f) Woman Blonde

FIGURE 2.3 – Images classiques standard utilisées pour les tests

2.3.2.3 Critères de sélection des images

La sélection des images de référence repose sur les critères suivants :

- **Barbara** : image riche en textures (foulard, cheveux, livres).
- **Cameraman** : image présentant des contrastes forts et des zones homogènes (ciel, sol).
- **House** : image aux structures géométriques prononcées (toit, fenêtres, cheminée) avec des ombres marquées, idéale pour évaluer la préservation des contours et des arêtes.
- **Lena** : image de référence historique offrant une variété de textures (cheveux, plumes, visage).
- **Peppers** : Bien que l'image soit en niveaux de gris, on distingue des zones homogènes (poivrons) qui évoquent des contrastes vifs.
- **Woman Blonde** : image comportant des détails fins (cheveux blonds, teint, vêtements), permettant d'apprécier la capacité des algorithmes à restituer les textures capillaires et les nuances subtiles.

Le tableau 2.1 synthétise les principaux critères d'évaluation et les images correspondantes.

TABLEAU 2.1 – Critères de sélection des images de référence

Critère	**Description**	**Images associées**
Textures fines	Présence de motifs répétitifs et structures détaillées	Barbara, Lena, Woman Blonde
Contours nets	Transitions brutales d'intensité	Cameraman, House
Zones homogènes	Régions uniformes sans variations significatives	Cameraman, Peppers

Cette diversité permet d'évaluer les performances des méthodes de débruitage dans différentes configurations, et d'identifier leurs forces et faiblesses respectives.

2.3.3 Génération du bruit impulsionnel sel et poivre

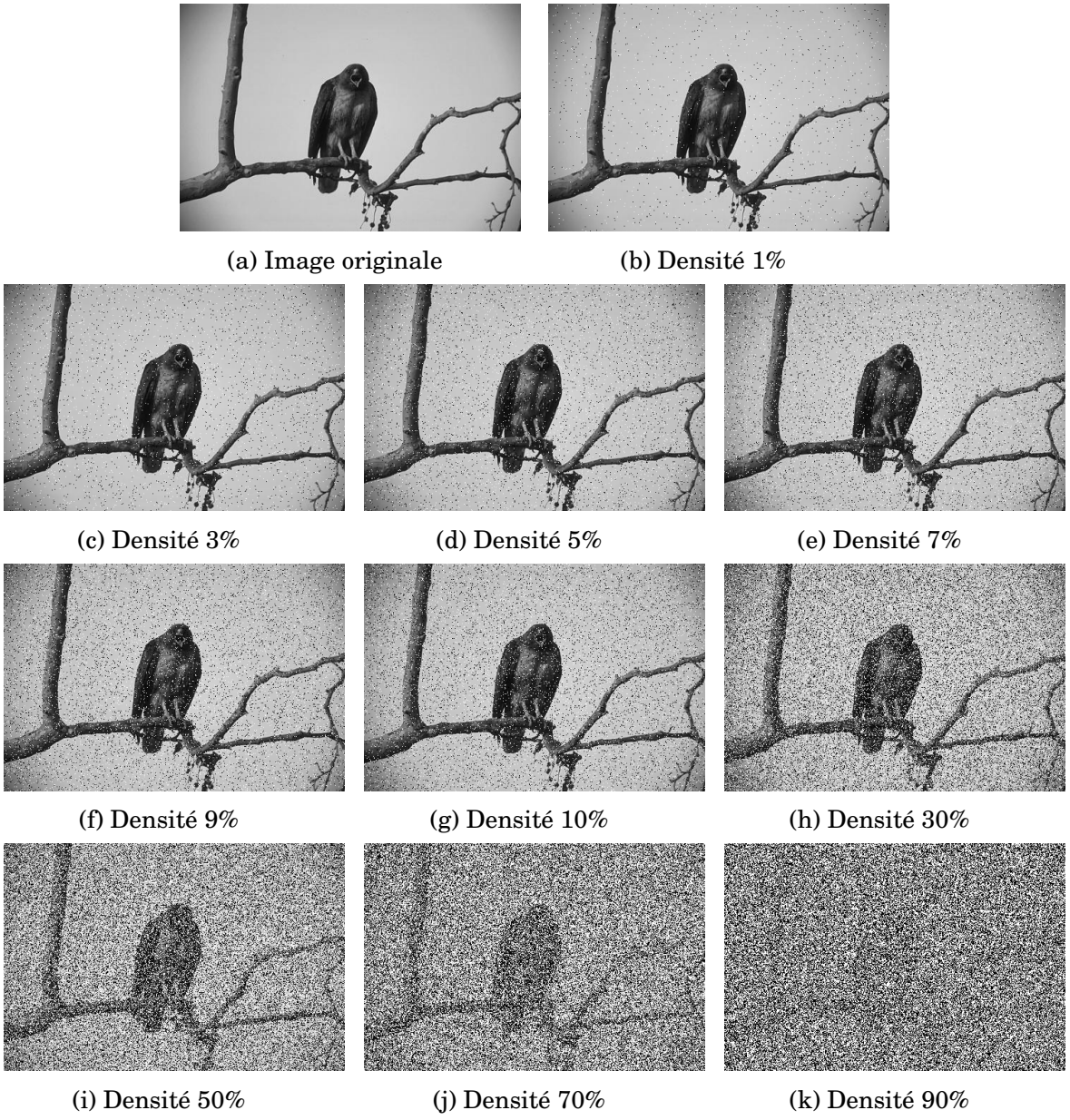
Pour évaluer la robustesse des différentes méthodes de régularisation, nous testons dix densités de bruit impulsionnel (voir tableau 2.2) :

TABLEAU 2.2 – Densités de bruit impulsionnel testées

Densité	**Description**
1% (0,01)	Bruit très léger
3% (0,03)	Bruit léger
5% (0,05)	Bruit modéré faible
7% (0,07)	Bruit modéré
9% (0,09)	Bruit modéré élevé
10%	Bruit léger, image encore lisible
30%	Dégradation modérée, détails partiellement altérés
50%	Dégradation importante, seuil critique
70%	Bruit sévère, image fortement dégradée
90%	Bruit extrême, image presque entièrement corrompue

Cette diversité permet d'étudier le comportement des algorithmes dans un large spectre de conditions, depuis le bruit très léger (1%) jusqu'aux cas extrêmes (90%), en passant par des niveaux intermédiaires fins.

La figure ci-dessous illustre l'effet du bruit sel et poivre sur une image pour différentes densités : 1%, 5%, 10%, 30%, 50%, 70% et 90%.



(a) Image originale (b) Densité 1%

(c) Densité 3% (d) Densité 5% (e) Densité 7%

(f) Densité 9% (g) Densité 10% (h) Densité 30%

(i) Densité 50% (j) Densité 70% (k) Densité 90%

FIGURE 2.4 – Image originale et corrompue par différentes densités de bruit sel et poivre (1%, 3%, 5%, 7%, 9%, 10%, 30%, 50%, 70%, 90%)

Interprétation et discussion : effet du bruit sel et poivre sur la dégradation de l'image

La figure 2.4 illustre l'impact de la densité du bruit impulsionnel sur la dégradation de l'image, en cohérence avec les niveaux définis dans le tableau 2.2. A 1% (bruit très léger), seuls quelques rares pixels noirs et blancs sont visibles ; l'image reste quasi intacte. A 3% (bruit léger) et 5% (bruit modéré faible), les impulsions sont légèrement plus nombreuses mais ne masquent pas encore les détails principaux. A 7% (bruit modéré) et 9% (bruit modéré élevé), la dégradation progresse sans toutefois rendre l'image illisible. A 10% (bruit léger, image encore lisible),

quelques pixels noirs et blancs sont visibles sans masquer complètement les détails. A 30% (dégradation modérée, détails partiellement altérés) et 50% (dégradation importante, seuil critique), la dégradation devient sévère avec une perte importante d'information. Enfin, à 70% (bruit sévère, image fortement dégradée) et 90% (bruit extrême, image presque entièrement corrompue), l'image devient presque méconnaissable, dominée par les impulsions noires et blanches.

Ces observations valident quantitativement la classification proposée dans le tableau 2.2 et justifient le choix de ces densités pour évaluer la robustesse des méthodes de régularisation.

2.4 Résultats expérimentaux

Cette section présente les performances des trois méthodes de débruitage (TV-L2, TV-L1 et Adaptive) évaluées à la fois quantitativement et qualitativement.

2.4.1 Evaluation quantitative

Les performances des trois méthodes de débruitage (TV-L2, TV-L1 et Adaptive) sont évaluées numériquement à l'aide des métriques objectives PSNR et SSIM, pour des densités de bruit allant de $d = 0,01$ à $d = 0,90$ sur un ensemble de 12 images de test (voir tableaux 2.3 à 2.12).

2.4.1.1 Comparaison des performances PSNR et SSIM en fonction de la densité de bruit

TABLEAU 2.3 – Comparaison des performances (PSNR et SSIM) pour $d = 0,01$

Image	Bruitée		TV-L2		TV-L1		Adaptive	
	PSNR	SSIM	PSNR	SSIM	PSNR	SSIM	PSNR	SSIM
14037	24.7311	0.75375	31.0100	0.82099	**34.7372**	**0.94183**	32.0301	0.91315
42049	24.8726	0.73402	24.7568	0.72213	**30.4843**	**0.96097**	26.2154	0.89209
109053	25.4690	0.78169	27.2514	0.72344	**31.3903**	**0.90595**	26.7737	0.87105
143090	25.2157	0.73292	29.5361	0.83207	**32.1445**	**0.93195**	31.3283	0.90811
163085	25.3538	0.78722	27.3721	0.72806	**31.3505**	**0.92432**	27.6067	0.88171
260058	25.5411	0.74721	29.8985	0.72688	**33.7948**	**0.92965**	32.4255	0.86566
Barbara	25.2876	0.81692	23.8100	0.66368	**26.9317**	**0.85513**	24.5741	0.74791
Camera	24.9921	0.74988	29.8521	0.85298	**38.3752**	**0.97662**	34.3884	0.95298
House	25.1731	0.73455	33.4616	0.89471	**44.2531**	**0.98338**	43.5050	0.98188
Lena	25.3881	0.76155	29.8193	0.81386	**36.3232**	**0.93384**	33.3829	0.90738
Peppers	25.2431	0.77144	30.4270	0.77668	**34.6203**	**0.87016**	33.5086	0.85251
Woman	25.5454	0.77461	26.9459	0.72407	**31.4424**	**0.87902**	29.7885	0.83740
Moy	25.2344	0.77330	28.6784	0.77300	**33.8206**	**0.92440**	31.2939	0.88432

TABLEAU 2.4 – Comparaison des performances (PSNR et SSIM) pour $d = 0,03$

Image	Bruitée		TV-L2		TV-L1		Adaptive	
	PSNR	SSIM	PSNR	SSIM	PSNR	SSIM	PSNR	SSIM
14037	19.7903	0.43920	29.2200	0.77253	**33.3136**	**0.91254**	32.4346	0.88907
42049	20.2384	0.45304	28.2280	0.87737	**30.2823**	**0.94048**	27.5231	0.88903
109053	20.7165	0.51734	26.7066	0.70001	**31.8578**	**0.92549**	27.7749	0.87220
143090	20.4249	0.43284	28.4001	0.79578	**33.5871**	**0.93201**	30.4386	0.90812
163085	20.4658	0.51535	26.7696	0.70084	**30.8489**	**0.95177**	28.4944	0.87419
260058	20.8179	0.45532	29.0775	0.70689	**33.5551**	**0.92544**	31.3837	0.85653
Barbara	20.3906	0.57508	23.4778	0.63943	**26.7472**	**0.84076**	24.5239	0.74523
Camera	20.3673	0.47164	28.4503	0.81873	**37.8600**	**0.97523**	30.0343	0.94998
House	20.4815	0.43775	30.9723	0.85708	**42.3017**	**0.98196**	41.3667	0.97590
Lena	20.6939	0.48450	28.7200	0.78747	**36.0626**	**0.93198**	32.1329	0.90443
Peppers	20.4951	0.49332	29.0434	0.74842	**34.2425**	**0.86431**	31.2877	0.84843
Woman	20.8316	0.51081	26.3302	0.69780	**31.3428**	**0.87673**	29.3073	0.83188
Moy	20.4761	0.48218	27.9496	0.75853	**33.5001**	**0.92156**	30.5585	0.87875

TABLEAU 2.5 – Comparaison des performances (PSNR et SSIM) des différentes méthodes de débruitage pour une densité de bruit $d = 0,05$

Image	Bruitée		TV-L2		TV-L1		Adaptive	
	PSNR	SSIM	PSNR	SSIM	PSNR	SSIM	PSNR	SSIM
14037	17.6715	0.29253	25.9831	0.71353	**34.2407**	**0.87036**	31.5589	0.86617
42049	18.0981	0.31129	22.3244	0.81775	**30.2470**	**0.95323**	24.9778	0.89097
109053	18.5079	0.36681	24.0791	0.66640	**31.1814**	**0.90277**	26.4333	0.86713
143090	18.2243	0.28275	25.4846	0.75110	**31.8776**	**0.92593**	29.2894	0.86749
163085	18.3390	0.37071	24.2884	0.66792	**30.2096**	**0.89585**	27.1542	0.86679
260058	18.5145	0.29462	26.1867	0.67981	**31.9091**	**0.92679**	30.3605	0.85221
Barbara	18.2726	0.44238	23.0690	0.60889	**26.8294**	**0.85113**	24.4870	0.74291
Camera	18.1065	0.32037	27.0496	0.77295	**37.1446**	**0.96906**	33.5639	0.94685
House	18.1309	0.28016	28.9773	0.80881	40.6622	**0.97685**	**41.3117**	0.96814
Lena	18.5103	0.33823	27.7863	0.75936	**35.6762**	**0.92737**	32.8199	0.90127
Peppers	18.2385	0.33990	27.6951	0.71110	**33.8813**	**0.85945**	33.0476	0.84403
Woman	18.5098	0.35763	25.7356	0.66801	**31.2551**	**0.87472**	28.9587	0.82742
Moy	18.2603	0.33311	26.7816	0.71880	**32.9261**	**0.91113**	30.3302	0.87012

TABLEAU 2.6 – Comparaison des performances (PSNR et SSIM) des différentes méthodes de débruitage pour une densité de bruit $d = 0,07$

Image	Bruitée		TV-L2		TV-L1		Adaptive	
	PSNR	SSIM	PSNR	SSIM	PSNR	SSIM	PSNR	SSIM
14037	16.0798	0.29299	24.8022	0.63936	**32.9497**	**0.90800**	30.5885	0.87664
42049	16.2599	0.41143	21.7738	0.69283	**29.3838**	**0.94736**	24.7027	0.87838
109053	16.9765	0.38645	24.1508	0.55320	**30.7508**	**0.89410**	26.0184	0.83469
143090	16.7010	0.32203	24.2880	0.64637	**31.6199**	**0.91705**	28.7777	0.88936
163085	16.8831	0.36895	23.5898	0.55994	**30.2735**	**0.91517**	26.9057	0.86091
260058	16.8757	0.28832	25.3011	0.63480	**32.3541**	**0.92259**	28.0056	0.83899
Barbara	16.8434	0.35860	22.6458	0.58013	**26.6481**	**0.84234**	24.4428	0.73961
Camera	16.6109	0.23805	25.9083	0.72284	**35.7528**	**0.95479**	33.2234	0.94392
House	16.7576	0.20323	27.4238	0.75995	37.9805	**0.96600**	**40.5239**	0.96171
Lena	16.8997	0.24542	26.6246	0.71773	**34.9098**	**0.92081**	32.6121	0.89791
Peppers	16.7507	0.25213	26.4965	0.67363	**32.9891**	**0.84508**	32.8355	0.84092
Woman	17.0278	0.26986	24.9923	0.63493	**30.8298**	**0.87102**	28.5367	0.82079
Moy	16.7221	0.30312	24.8330	0.65131	**32.2034**	**0.90869**	29.7644	0.86532

TABLEAU 2.7 – Comparaison des performances (PSNR et SSIM) des différentes méthodes de débruitage pour une densité de bruit $d = 0,09$

Image	Bruitée		TV-L2		TV-L1		Adaptive	
	PSNR	SSIM	PSNR	SSIM	PSNR	SSIM	PSNR	SSIM
14037	15.0490	0.24215	23.3922	0.58559	**32.5683**	**0.90534**	29.8324	0.87120
42049	15.2452	0.35896	20.8829	0.63862	**30.1034**	**0.90973**	23.9303	0.85640
109053	15.9204	0.32154	23.4195	0.51760	**31.0204**	**0.89430**	26.0841	0.86688
143090	15.9096	0.27561	23.8182	0.62392	**32.1561**	**0.90875**	28.2281	0.82502
163085	15.6903	0.30077	23.3035	0.55610	**31.0437**	**0.92158**	26.9324	0.82024
260058	16.0372	0.23501	24.4888	0.59054	**30.7658**	**0.90210**	27.3922	0.83319
Barbara	15.7283	0.29774	22.2162	0.54887	**26.3314**	**0.82506**	24.3998	0.73711
Camera	15.5905	0.19415	24.5674	0.66552	**33.5605**	0.92847	32.9687	**0.94105**
House	15.6621	0.15391	25.9232	0.70200	39.0590	0.94556	**39.5916**	**0.95193**
Lena	15.9100	0.19778	25.6610	0.68017	**33.8782**	**0.90739**	32.4197	0.89519
Peppers	15.7227	0.20052	25.4406	0.63420	**32.6413**	**0.83915**	32.6275	0.83782
Woman	16.0179	0.22047	24.4326	0.60641	**30.4315**	**0.85774**	28.6036	0.81776
Moy	15.7069	0.24988	23.9621	0.61246	**31.9633**	**0.89543**	29.4175	0.85448

TABLEAU 2.8 – Comparaison des performances (PSNR et SSIM) des différentes méthodes de débruitage pour une densité de bruit $d = 0,10$

Image	Bruitée		TV-L2		TV-L1		Adaptive	
	PSNR	SSIM	PSNR	SSIM	PSNR	SSIM	PSNR	SSIM
14037	14.5825	0.21876	23.4147	0.58313	**31.6416**	**0.87682**	29.7525	0.85734
42049	14.8520	0.34201	21.1649	0.66586	**28.5784**	**0.93008**	23.7642	0.85301
109053	15.6139	0.29767	23.1200	0.51331	**30.0883**	**0.88179**	25.9274	0.70167
143090	15.0735	0.23897	23.4453	0.62218	**30.3968**	**0.90440**	28.0937	0.86123
163085	15.2978	0.28982	22.6356	0.51978	**28.8961**	**0.88424**	26.8307	0.77051
260058	15.6440	0.22567	23.8744	0.57799	**31.8146**	**0.89348**	27.5441	0.81412
Barbara	15.2571	0.27247	21.8431	0.53042	**26.1932**	**0.81443**	24.3779	0.73594
Camera	15.0770	0.17202	24.1809	0.64224	**37.8485**	**0.97933**	32.7110	0.93932
House	15.2199	0.13812	25.2443	0.67264	**41.3507**	**0.98454**	39.2603	0.94806
Lena	15.4618	0.17955	25.1909	0.65281	**33.0475**	**0.89775**	32.3139	0.89395
Peppers	15.2755	0.18193	25.0039	0.61838	31.8879	0.83158	**32.5343**	**0.83558**
Woman	15.5218	0.19851	24.0884	0.58925	**32.3033**	**0.89262**	28.3229	0.81501
Moy	15.2397	0.22962	23.6005	0.59900	**32.0039**	**0.89759**	29.2860	0.83548

TABLEAU 2.9 – Comparaison des performances (PSNR et SSIM) des différentes méthodes de débruitage pour une densité de bruit $d = 0,30$

Image	Bruitée		TV-L2		TV-L1		Adaptive	
	PSNR	SSIM	PSNR	SSIM	PSNR	SSIM	PSNR	SSIM
14037	9.8544	0.06793	16.5899	0.30210	16.8399	0.36203	**28.3122**	**0.81492**
42049	10.2426	0.16140	16.5378	0.34028	16.7356	0.47036	**21.6863**	**0.77170**
109053	10.6135	0.09687	18.3422	0.35123	17.1388	0.45877	**24.7904**	**0.62882**
143090	10.2962	0.08266	18.0833	0.34444	17.4283	0.41687	**26.6421**	**0.79924**
163085	10.5563	0.09110	18.1589	0.33649	17.3581	0.43724	**25.3738**	**0.68799**
260058	10.7799	0.07362	18.7509	0.34060	17.2037	0.38347	**26.4547**	**0.76497**
Barbara	10.5064	0.10500	17.4436	0.29450	16.6043	0.37293	**23.8242**	**0.70232**
Camera	10.3213	0.06138	17.2797	0.29174	19.6889	0.77290	**29.5044**	**0.90331**
House	10.4184	0.04305	17.7884	0.29358	19.9905	0.76435	**35.1686**	**0.76357**
Lena	10.6449	0.06122	18.6839	0.32855	17.1907	0.36325	**30.3110**	**0.86016**
Peppers	10.5030	0.06239	18.2405	0.31353	17.1950	0.33876	**30.6092**	**0.80713**
Woman	10.7881	0.07065	18.3716	0.30496	19.6515	0.69424	**26.8367**	**0.77236**
Moy	10.4604	0.08144	17.8558	0.32017	17.7521	0.48626	**27.4594**	**0.77304**

TABLEAU 2.10 – Comparaison des performances (PSNR et SSIM) des différentes méthodes de débruitage pour une densité de bruit $d = 0,50$

Image	Bruitée		TV-L2		TV-L1		Adaptive TV-L1	
	PSNR	SSIM	PSNR	SSIM	PSNR	SSIM	PSNR	SSIM
14037	7.6770	0.03971	12.8312	0.16528	8.4645	0.08253	**26.7334**	**0.75839**
42049	7.9396	0.08149	13.6532	0.23973	8.6158	0.14475	**19.4368**	**0.66998**
109053	8.5856	0.06165	15.1352	0.23415	8.7315	0.12042	**23.6141**	**0.53513**
143090	8.1480	0.04638	14.3700	0.20454	8.9492	0.10064	**24.7775**	**0.70681**
163085	8.2757	0.05693	14.4077	0.23421	8.6668	0.11668	**23.1114**	**0.58146**
260058	8.4309	0.04420	15.1788	0.20280	9.0944	0.09949	**25.4398**	**0.70763**
Lena	8.4449	0.03693	15.1068	0.19078	9.0471	0.08378	**27.8814**	**0.81138**
Peppers	8.2875	0.03684	14.6049	0.17854	8.9196	0.07167	**28.5118**	**0.77032**
Barbara	8.2975	0.06122	14.3137	0.19202	8.9313	0.11264	**23.1270**	**0.65992**
Camera	8.1027	0.03488	13.6428	0.15885	8.8114	0.14529	**26.8169**	**0.85617**
Woman	8.5695	0.04320	14.8843	0.17829	8.6739	0.13315	**25.5015**	**0.72213**
House	8.1930	0.02480	14.4063	0.16423	9.0115	0.05829	**32.2788**	**0.87945**
MOY	8.2459	0.04735	14.3779	0.19529	8.8264	0.10578	**25.6025**	**0.72156**

TABLEAU 2.11 – Comparaison des performances (PSNR et SSIM) des différentes méthodes de débruitage pour une densité de bruit $d = 0,70$

Image	Bruitée		TV-L2		TV-L1		Adaptive	
	PSNR	SSIM	PSNR	SSIM	PSNR	SSIM	PSNR	SSIM
14037	6.2195	0.01463	10.2980	0.07282	3.8514	0.06266	**23.7209**	**0.64734**
42049	6.5418	0.05384	11.1142	0.08747	4.3725	0.02941	**16.6837**	**0.52122**
109053	7.0282	0.03016	12.2646	0.12836	4.4199	0.03408	**21.1067**	**0.39310**
143090	6.8056	0.03575	11.5957	0.08558	4.4455	0.02098	**22.7880**	**0.58485**
163085	6.8208	0.02879	11.6958	0.12302	4.4804	0.03417	**21.8108**	**0.42580**
260058	7.0390	0.02211	12.3613	0.10780	4.4688	0.02384	**23.0289**	**0.58362**
Barbara	6.8332	0.04287	12.1085	0.14286	4.7743	0.04496	**21.4867**	**0.56825**
Camera	6.6318	0.02411	11.1799	0.10027	4.4204	0.03314	**22.6591**	**0.75899**
House	6.7379	0.01774	11.5026	0.09515	4.4310	0.02253	**27.0008**	**0.82929**
Lena	6.9897	0.02628	12.6740	0.12811	4.8154	0.03095	**24.5826**	**0.72667**
Peppers	6.8318	0.02662	12.2126	0.11994	4.7843	0.03024	**24.5941**	**0.69249**
Woman	7.0989	0.03149	12.4091	0.12099	4.4830	0.03251	**22.6276**	**0.62666**
MOY	6.7982	0.02953	11.7847	0.10936	4.4789	0.03329	**22.6742**	**0.6132**

TABLEAU 2.12 – Comparaison des performances (PSNR et SSIM) des différentes méthodes de débruitage pour une densité de bruit $d = 0,90$

Image	Bruitée		TV-L2		TV-L1		Adaptive	
	PSNR	SSIM	PSNR	SSIM	PSNR	SSIM	PSNR	SSIM
14037	5.1401	0.01165	8.4905	0.05083	2.0634	0.01143	**17.6288**	**0.41315**
42049	5.4494	0.01774	9.2117	0.06313	2.2384	0.01747	**13.2042**	**0.42656**
109053	5.9363	0.02521	10.4103	0.09718	2.4584	0.02401	**18.1830**	**0.30728**
143090	5.6733	0.01406	9.7095	0.05953	2.3558	0.01295	**18.7394**	**0.43657**
163085	5.7439	0.02355	9.8719	0.09207	2.3588	0.02313	**19.0198**	**0.31091**
260058	5.9442	0.01846	10.4764	0.07871	2.4757	0.01651	**20.1260**	**0.50468**
Barbara	5.7270	0.03409	10.2925	0.11208	2.8103	0.03133	**17.3705**	**0.43473**
Camera	5.5463	0.01839	9.3654	0.07403	2.4469	0.02243	**18.5779**	**0.67702**
House	5.6437	0.01443	9.6055	0.06773	2.3307	0.01446	**19.2918**	**0.74361**
Lena	5.9011	0.02116	10.8468	0.09605	2.8897	0.02141	**18.8643**	**0.61323**
Peppers	5.7554	0.02163	10.3990	0.09086	2.8538	0.01983	**17.6311**	**0.54960**
Woman	6.0071	0.02540	10.5740	0.09097	2.4630	0.02238	**18.6563**	**0.53782**
MOY	5.7057	0.02048	9.93779	0.0811	2.47874	0.0198	**18.1078**	**0.49626**

Interprétation et discussion : performances PSNR et SSIM en fonction de la densité de bruit

L'analyse des résultats pour l'ensemble des densités ($d = 0,01$ à $0,90$) présentées dans les tableaux 2.3 à 2.12 met en évidence une transition claire des performances entre les trois méthodes évaluées : TV-L2, TV-L1 et Adaptive.

Faibles densités de bruit ($d \leq 0,10$) : Pour les faibles densités de bruit, la méthode TV-L1 surpasse très largement ses concurrentes. Au tableau 2.3 ($d = 0,01$), TV-L1 atteint un PSNR moyen de 33,82 dB et un SSIM de 0,924, contre respectivement 28,68 dB et 0,773 pour TV-L2, et 31,29 dB et 0,884 pour la méthode Adaptive. Cette supériorité se confirme aux densités $d = 0,03$ (tableau 2.4) avec un PSNR moyen de 33,50 dB pour TV-L1, puis à $d = 0,05$ (tableau 2.5) où TV-L1 atteint 32,93 dB contre 30,33 dB pour Adaptive. Aux densités $d = 0,07$ et $d = 0,09$ (tableaux 2.6 et 2.7), TV-L1 conserve son avantage avec des PSNR respectifs de 32,20 dB et 31,96 dB. Enfin, à $d = 0,10$ (tableau 2.8), TV-L1 reste légèrement en tête avec 31,09 dB, bien qu'Adaptive s'en rapproche significativement et la dépasse même sur l'image *Peppers* (32,53 dB contre 31,89 dB). TV-L1 excelle particulièrement sur les images *Camera* et *House*, où elle atteint des PSNR remarquables dépassant 44 dB à $d = 0,01$.

Densités modérées ($d \approx 0,10$) : À partir de $d = 0,10$ (tableau 2.8), un début de convergence s'observe entre TV-L1 et la méthode Adaptive. Si TV-L1 conserve une très légère avance en moyenne (PSNR de 31,09 dB contre 29,29 dB pour Adaptive), l'écart se réduit considérablement par rapport aux densités inférieures. Sur certaines images comme *Peppers*, Adaptive dépasse même très légèrement TV-L1,

suggérant que le seuil de basculement des performances se situe aux alentours de cette densité.

Fortes densités de bruit ($d \geq 0,30$) : À partir de $d = 0,30$ (tableau 2.9), un basculement majeur s'opère. La méthode Adaptive devient nettement supérieure avec un PSNR moyen de 27,46 dB et un SSIM de 0,773, tandis que TV-L1 et TV-L2 s'effondrent respectivement à 17,75 dB et 17,86 dB de PSNR moyen, avec des SSIM inférieurs à 0,50. TV-L1 produit même des résultats parfois inférieurs à l'image bruitée, comme observé sur certaines images.

Cette domination d'Adaptive s'accentue aux très fortes densités. À $d = 0,50$ (tableau 2.10), Adaptive maintient un PSNR moyen de 25,60 dB et un SSIM de 0,722, alors que TV-L2 chute à 14,38 dB et TV-L1 donne des résultats aberrants (8,83 dB, nettement inférieurs à l'image bruitée). À $d = 0,70$ (tableau 2.11), Adaptive est la seule à préserver une qualité acceptable avec 22,67 dB et un SSIM de 0,613, contre 11,78 dB pour TV-L2 et 4,48 dB pour TV-L1. Enfin, à la densité extrême $d = 0,90$ (tableau 2.12), Adaptive reste la seule méthode viable avec un PSNR moyen de 18,11 dB et un SSIM de 0,496, tandis que TV-L2 (9,94 dB) et TV-L1 (2,48 dB) sont totalement inefficaces.

En conclusion des résultats présentés dans les tableaux 2.3 à 2.12, aucune approche ne surpasse toutes les autres sur l'ensemble des configurations testées. La performance est dictée par la densité de bruit :

— **Pour les faibles densités de bruit ($d \leq 0,10$)** : **TV-L1** est l'approche de choix, offrant les meilleurs PSNR et SSIM moyens (voir tableaux 2.3, 2.4, 2.5, 2.6, 2.7, 2.8). Elle préserve efficacement les détails fins et les textures complexes.

— **Pour les densités de bruit élevées ($d \geq 0,30$)** : **La méthode Adaptative** constitue le choix le plus fiable et le plus performant (voir tableaux 2.9, 2.10, 2.11, 2.12). Les méthodes classiques TV-L1 et TV-L2 deviennent inexploitables à très haute densité de bruit.

2.4.1.2 Évolution des performances moyennes PSNR et SSIM en fonction de la densité de bruit

Pour évaluer globalement l'efficacité des trois méthodes de débruitage (TV-L2, TV-L1 et Adaptive), nous présentons d'abord le tableau récapitulatif 2.13 des valeurs moyennes de PSNR et SSIM pour chaque densité de bruit étudiée. Ensuite, les courbes d'évolution des Figures 2.5 à 2.8 illustrent graphiquement les performances de chaque méthode, afin de faciliter l'identification des régimes de bruit pour lesquels chacune est la plus adaptée.

TABLEAU 2.13 – Récapitulatif des performances moyennes (PSNR et SSIM) en fonction de la densité de bruit

d	Bruitée		TV-L2		TV-L1		Adaptive	
	PSNR	SSIM	PSNR	SSIM	PSNR	SSIM	PSNR	SSIM
0,01	25,23	0,773	28,68	0,773	**33,82**	**0,924**	31,29	0,884
0,03	20,48	0,482	27,95	0,759	**33,50**	**0,922**	30,56	0,879
0,05	18,26	0,333	26,78	0,719	**32,93**	**0,911**	30,33	0,870
0,07	16,72	0,303	24,83	0,651	**32,20**	**0,909**	29,76	0,865
0,09	15,71	0,250	23,96	0,612	**31,96**	**0,895**	29,42	0,854
0,10	15,24	0,230	23,60	0,599	**31,09**	**0,898**	29,29	0,835
0,30	10,46	0,081	17,86	0,320	17,75	0,486	**27,46**	**0,773**
0,50	8,25	0,047	14,38	0,195	8,83	0,106	**25,60**	**0,722**
0,70	6,80	0,030	11,78	0,109	4,48	0,033	**22,67**	**0,613**
0,90	5,71	0,020	9,94	0,081	2,48	0,020	**18,11**	**0,496**

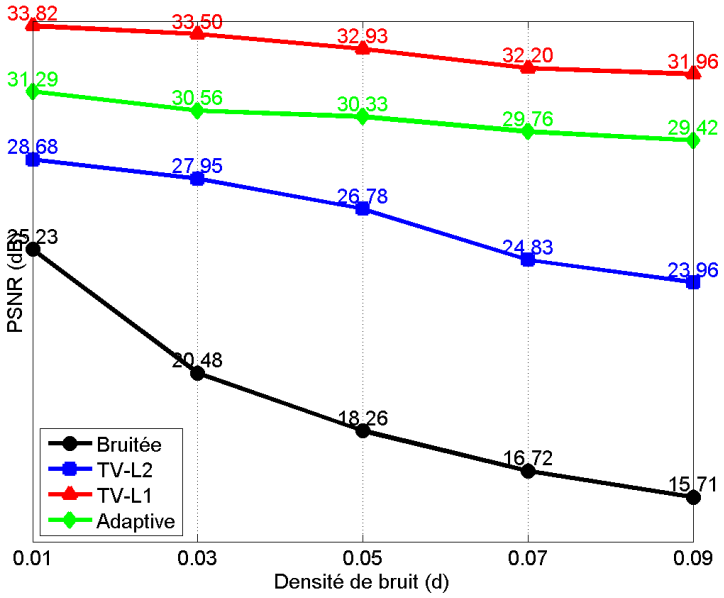


FIGURE 2.5 – Evolution du PSNR pour les faibles densités de bruit (0.01 à 0.09)

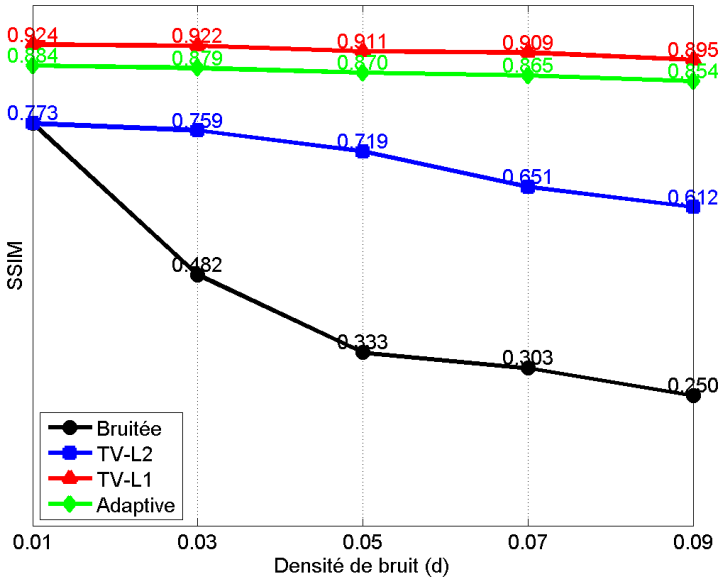


FIGURE 2.6 – Evolution du SSIM pour les faibles densités de bruit (0.01 à 0.09)

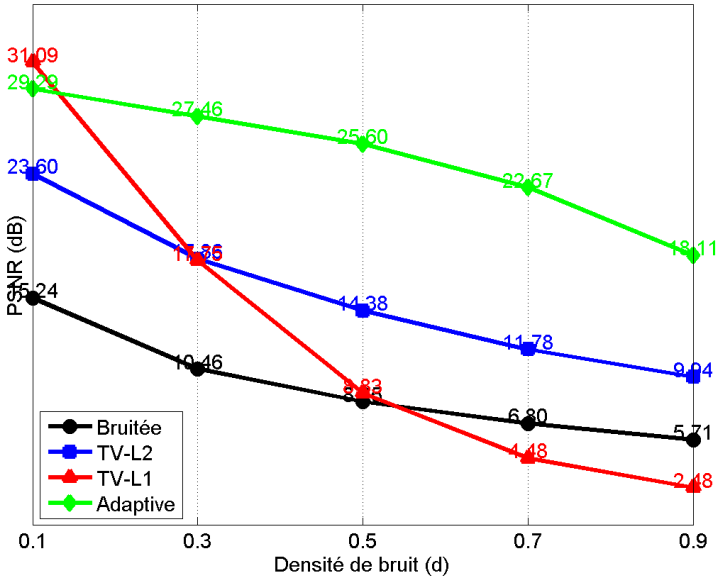


FIGURE 2.7 – Evolution du PSNR pour les fortes densités de bruit (0.1 à 0.9)

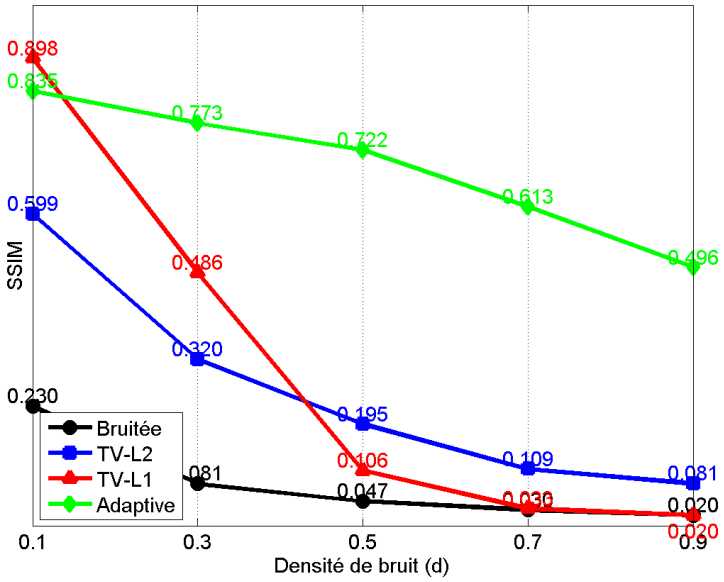


FIGURE 2.8 – Evolution du SSIM pour les fortes densités de bruit (0.1 à 0.9)

Le tableau récapitulatif 2.13 met clairement en évidence deux régimes de comportement distincts. Pour les faibles densités de bruit ($d \leq 0,10$), la méthode **TV-L1** est systématiquement la meilleure, avec des PSNR moyens compris entre 31,09 dB et 33,82 dB et des SSIM supérieurs à 0,89 (atteignant même 0,924 à $d = 0,01$). En revanche, pour les fortes densités ($d \geq 0,30$), la méthode **Adaptive** devient nettement supérieure, avec des PSNR moyens compris entre 18,11 dB et 27,46 dB et des SSIM allant de 0,496 à 0,773. Pendant ce temps, TV-L1 et TV-L2 s'effondrent progressivement, particulièrement à partir de $d = 0,50$ où TV-L1 donne des résultats aberrants (PSNR de 8,83 dB, inférieur à l'image bruitée qui atteint 8,25 dB).

L'évaluation des méthodes de débruitage pour différentes densités de bruit (de 0,01 à 0,10 pour les faibles densités, et de 0,30 à 0,90 pour les fortes densités) à l'aide des métriques PSNR et SSIM révèle des comportements contrastés (Fig. 2.5 à 2.8).

En termes de **PSNR**, la méthode TV-L1 est la plus performante pour les faibles densités ($d \leq 0,10$), atteignant jusqu'à 33,82 dB à $d = 0,01$. Cependant, dès $d = 0,30$, TV-L1 s'effondre brutalement (17,75 dB), tandis que la méthode Adaptive prend le relais avec 27,46 dB. Aux très fortes densités ($d = 0,90$), Adaptive maintient un PSNR de 18,11 dB, contre seulement 9,94 dB pour TV-L2 et 2,48 dB pour TV-L1. La méthode TV-L2, quant à elle, chute progressivement mais reste supérieure à TV-L1 aux densités extrêmes.

L'analyse du **SSIM** nuance et confirme ces résultats. Pour les faibles densités ($d \leq 0,10$), TV-L1 préserve remarquablement bien les structures avec des SSIM compris entre 0,889 et 0,924, contre 0,773 à 0,884 pour la méthode Adaptive. Cependant, dès $d = 0,30$, TV-L1 et TV-L2 deviennent inexploitables avec des SSIM respectifs de 0,486 et 0,320, tandis que la méthode Adaptive maintient un SSIM de 0,773, démontrant sa capacité à préserver la structure des images même à haute

densité de bruit. À $d = 0,50$, Adaptive atteint encore 0,722, contre 0,195 pour TV-L2 et 0,106 pour TV-L1. Aux densités extrêmes ($d = 0,70$ et $0,90$), Adaptive reste la seule méthode viable avec des SSIM de 0,613 et 0,496, alors que TV-L1 s'effondre complètement (SSIM de 0,033 à $d = 0,70$ et 0,020 à $d = 0,90$).

En conclusion, aucune méthode ne domine toutes les configurations sur l'ensemble des métriques. Le choix de la méthode doit être guidé par la densité de bruit attendue :

— **Pour les faibles densités de bruit** ($d \leq 0,10$) : **TV-L1** offre le meilleur compromis PSNR/SSIM, minimisant l'erreur quadratique tout en préservant remarquablement les structures.

— **Pour les fortes densités de bruit** ($d \geq 0,30$) : **La méthode Adaptive** constitue le seul choix fiable, préservant à la fois un PSNR acceptable et une fidélité structurelle, là où les méthodes classiques deviennent inexploitables.

2.4.2 Evaluation qualitative

Cette section complète l'analyse quantitative par une évaluation visuelle. Les figures 2.9 à 2.18 montrent, pour différentes densités, l'image originale, bruitée et les restaurations (TV-L2, TV-L1, Adaptive) avec leurs PSNR et SSIM.



(a) Image originale Barbara.png



(b) Image bruitée d=0.01 (25.2876 dB ; 0.81692)



(c) TV-L2 (23.8100 dB ; 0.66368)



(d) TV-L1 (26.9317 dB ; 0.85513)

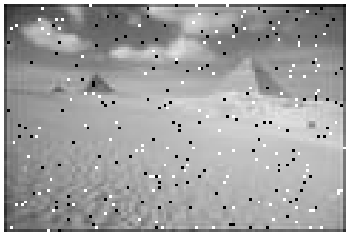


(e) Adaptive (24.5741 dB ; 0.74791)

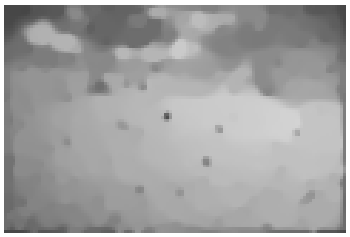
FIGURE 2.9 – Résultats du débruitage de l'image Barbara avec $d = 0,01$



(a) Image originale 260058.jpg



(b) Image bruitée d=0.03 (18.1065 dB ; 0.32037)



(c) TV-L2 (27.0496 dB ; 0.77295)



(d) TV-L1 (37.1446 dB ; 0.96906)



(e) Adaptive (33.5639 dB ; 0.94685)

FIGURE 2.10 – Résultats du débruitage de l'image 260058 avec $d = 0,03$



(a) Image originale Cameraman.tif



(b) Image bruitée d=0.05 20.8179 dB ; 0.45532)



(c) TV-L2 (29.0775 dB ; 0.70689)

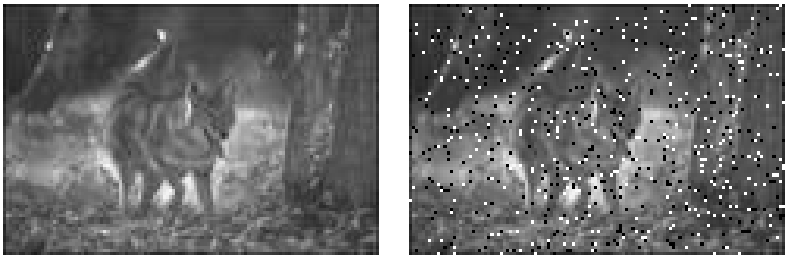


(d) TV-L1 (33.5551 dB ; 0.92544)



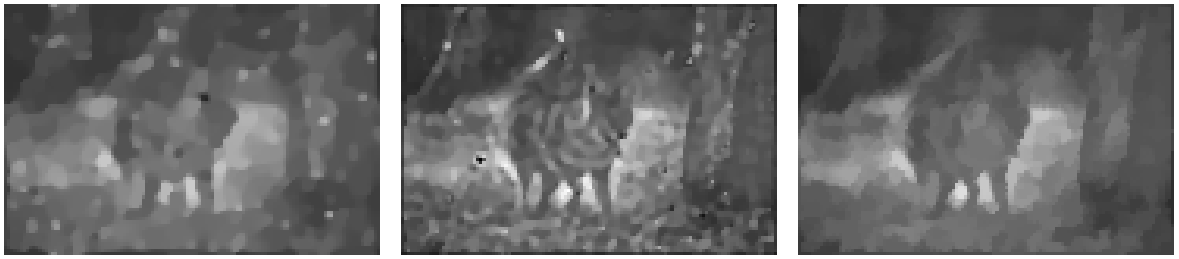
(e) Adaptive (31.3837 dB ; 0.85653)

FIGURE 2.11 – Résultats du débruitage de l'image Cameraman avec $d = 0,05$



(a) Image originale 109053.jpg

(b) Image bruitée d=0.07 (16.9765 dB ; 0.38645)

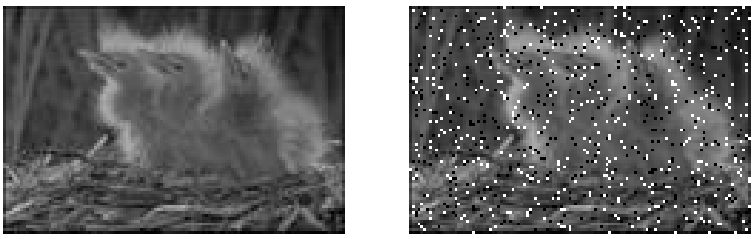


(c) TV-L2 (24.1508 dB ; 0.55320)

(d) TV-L1 (30.7508 dB ; 0.89410)

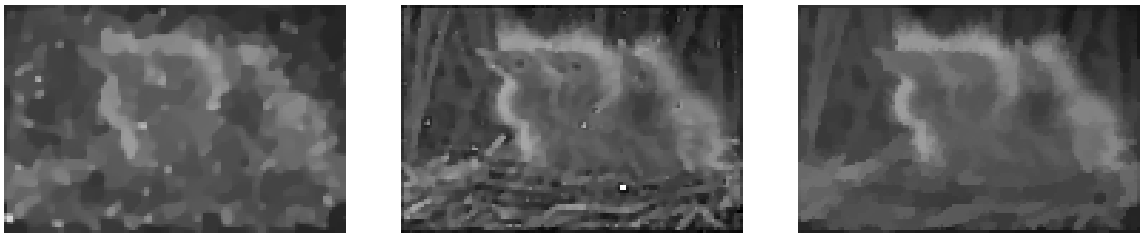
(e) Adaptive (26.0184 dB ; 0.83469)

FIGURE 2.12 – Résultats du débruitage de l'image 109053 avec $d = 0,07$



(a) Image originale 163085.jpg

(b) Image bruitée d=0.09 (15.6903 dB ; 0.30077)



(c) TV-L2 (23.3035 dB ; 0.55610)

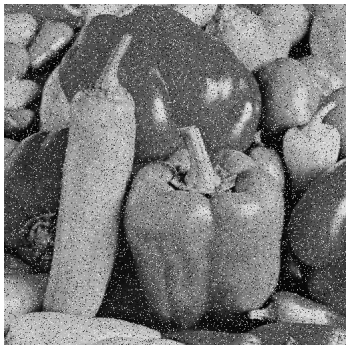
(d) TV-L1 (31.0437 dB ; 0.92158)

(e) Adaptive (26.9324 dB ; 0.82024)

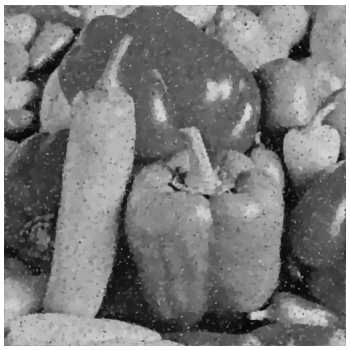
FIGURE 2.13 – Résultats du débruitage de l'image 163085 avec $d = 0,09$



(a) Image originale
Peppers.tif



(b) Image bruitée d=0.10
(15.2755 dB ; 0.18193)



(c) TV-L2
(25.0039 dB ; 0.61838)



(d) TV-L1
(31.8879 dB ; 0.83158)



(e) Adaptive
(32.5343 dB ; 0.83558)

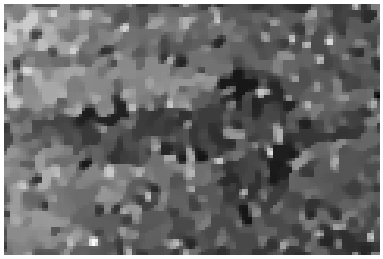
FIGURE 2.14 – Résultats du débruitage de l'image Peppers avec $d = 0,10$



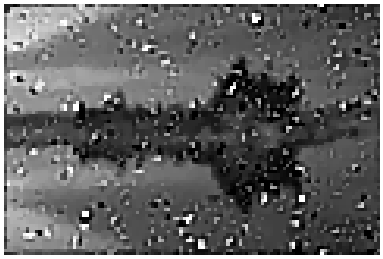
(a) Image originale
143090.jpg



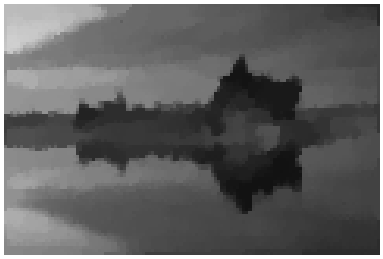
(b) Image bruitée d=0.30
(10.2962 dB ; 0.08266)



(c) TV-L2
(18.0833 dB ; 0.34444)



(d) TV-L1
(17.4283 dB ; 0.41687)

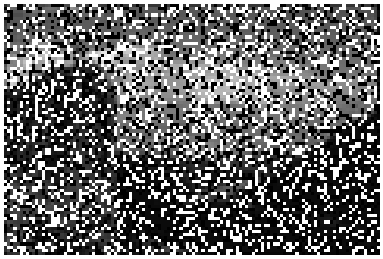


(e) Adaptive
(26.6421 dB ; 0.79924)

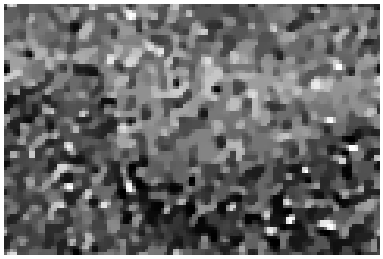
FIGURE 2.15 – Résultats du débruitage de l'image 143090 avec $d = 0,30$



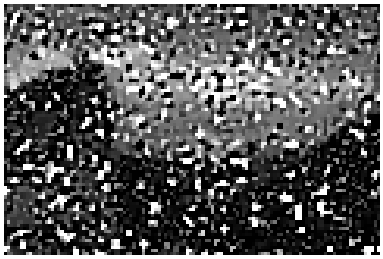
(a) Image originale
14037.jpg



(b) Image bruitée d=0.50
(7.6770 dB ; 0.03971)



(c) TV-L2
(12.8312 dB ; 0.16528)



(d) TV-L1
(8.4645 dB ; 0.08253)

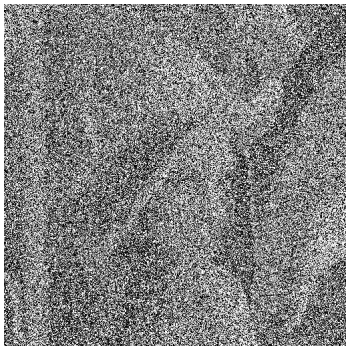


(e) Adaptive
(26.7334 dB ; 0.75839)

FIGURE 2.16 – Résultats du débruitage de l'image 14037 avec $d = 0,50$



(a) Image originale
lena.tif



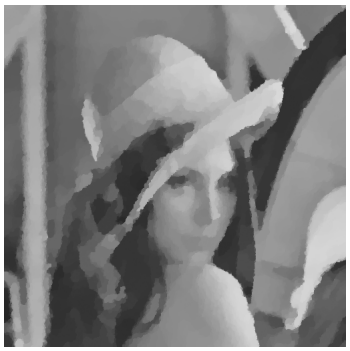
(b) Image bruitée d=0.70
(6.9897 dB ; 0.02628)



(c) TV-L2
(12.6740 dB ; 0.12811)



(d) TV-L1
(4.8154 dB ; 0.03095)

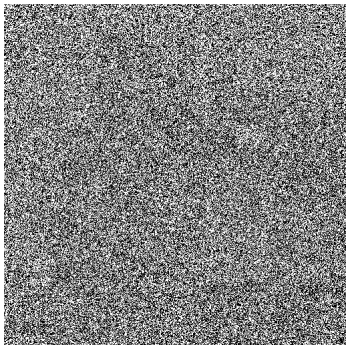


(e) Adaptive
(24.5826 dB ; 0.72667)

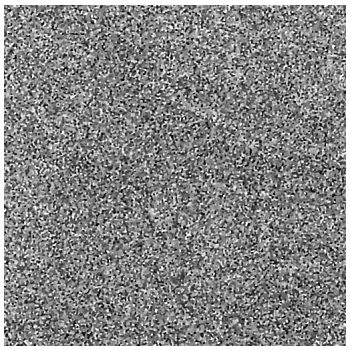
FIGURE 2.17 – Résultats du débruitage de l'image Lena avec $d = 0,70$



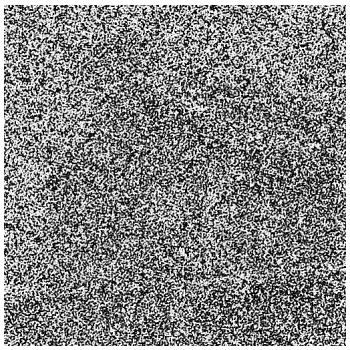
(a) Image originale House.tif



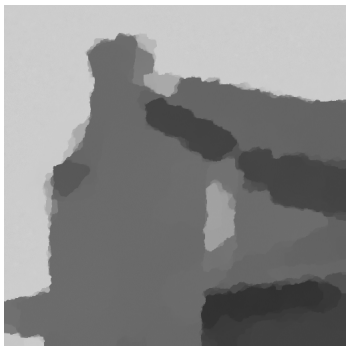
(b) Image bruitée d=0.90 (5.6437 dB ; 0.01443)



(c) TV-L2 (9.6055 dB ; 0.06773))



(d) TV-L1 (2.3307 dB ; 0.01446)



(e) Adaptive (19.2918 dB ; 0.74361)

FIGURE 2.18 – Résultats du débruitage de l'image House avec $d = 0,90$

Interprétation et discussion : analyse des résultats par image

Figure 2.9 – Pour une faible densité de bruit ($d = 0,01$) sur une image texturée (Barbara), la méthode TV-L1 surpasse nettement toutes les autres en PSNR et SSIM. TV-L2 échoue, probablement à cause d'un sur-lissage des textures fines, tandis que la méthode adaptative offre un résultat intermédiaire mais décevant.

Figure 2.10 – Pour l'image 260058.jpg avec $d = 0,03$, TV-L1 atteint des performances exceptionnelles (PSNR = 37,14 dB ; SSIM = 0,969), quasi parfaites. La méthode adaptative est très proche, tandis que TV-L2, bien qu'efficace, reste en retrait. Cette image, à la structure plus régulière que Barbara, semble particulièrement bien adaptée aux méthodes à fidélité L1 et adaptative.

Figure 2.11 – Pour l'image Cameraman à $d = 0,05$, TV-L1 domine (PSNR = 33,56 dB ; SSIM = 0,925), surpassant TV-L2 (29,08 dB ; 0,707) et l'approche adaptative (31,38 dB ; 0,857). TV-L1 préserve efficacement les contours nets (caméraman, trépied, horizon) et les textures fines (pelouse, ciel), alors que TV-L2 souffre d'un lissage excessif. Cette figure confirme la supériorité de TV-L1 à cette densité, en accord avec les observations précédentes.

Figure 2.12 – À $d = 0,07$, TV-L1 reste nettement la meilleure (PSNR = 30,75 dB ; SSIM = 0,894), surpassant TV-L2 (24,15 dB ; 0,553) et la méthode adaptative (26,02 dB ; 0,835). TV-L2 souffre d'une perte structurelle importante, tandis que TV-L1 préserve bien les contours et détails malgré la densité de bruit élevée.

Figure 2.13 – Pour $d = 0,09$, TV-L1 obtient les meilleures performances (PSNR = 31,04 dB ; SSIM = 0,922), confirmant sa robustesse face à l'augmentation du bruit. TV-L2 (23,30 dB ; 0,556) et Adaptive (26,93 dB ; 0,820) montrent des limitations structurelles notables.

Figure 2.14 – À $d = 0,10$, un basculement s'amorce : la méthode adaptative (PSNR = 32,53 dB ; SSIM = 0,836) devance très légèrement TV-L1 (31,89 dB ; 0,832). TV-L2 reste nettement en retrait (25,00 dB ; 0,618). Pour la première fois, Adaptive rivalise avec TV-L1.

Figure 2.15 – À $d = 0,30$, le basculement est net : la méthode adaptative surpasse largement toutes les autres (PSNR = 26,64 dB ; SSIM = 0,799), alors que TV-L1 (17,43 dB ; 0,417) et TV-L2 (18,08 dB ; 0,344) peinent à reconstruire l'image.

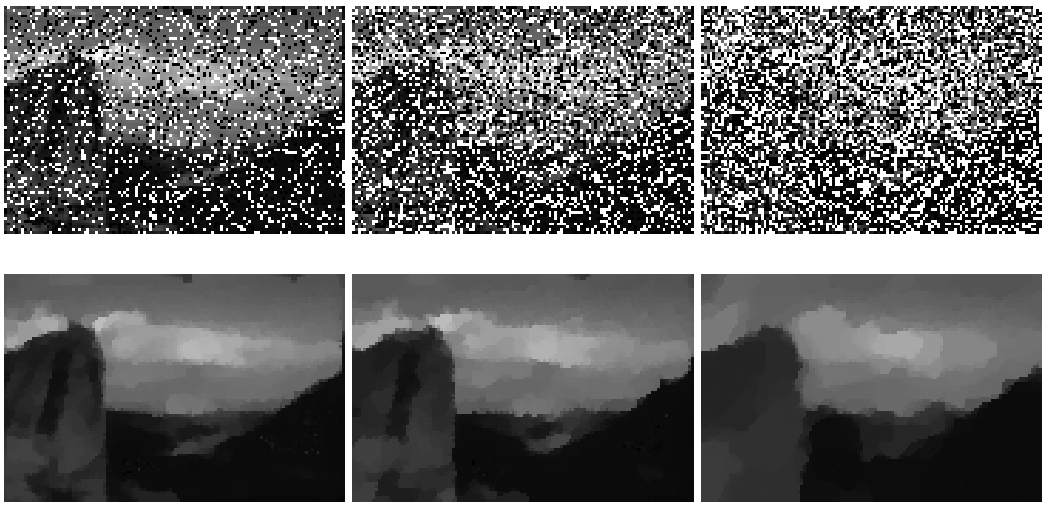
Figure 2.16 – À $d = 0,50$, Adaptive s'impose (PSNR = 26,73 dB ; SSIM = 0,758). TV-L2 est médiocre (12,83 dB ; 0,165), tandis que TV-L1 s'effondre complètement (8,46 dB ; 0,083), devenant inférieure à l'image bruitée.

Figure 2.17 – Pour $d = 0,70$, Adaptive reste la seule méthode acceptable (PSNR = 24,58 dB ; SSIM = 0,727). TV-L1 (4,82 dB ; 0,031) devient pire que l'image bruitée originale (6,99 dB).

Figure 2.18 – Enfin, à $d = 0,90$, Adaptive est la seule à produire une restauration exploitable (PSNR = 19,29 dB ; SSIM = 0,744). TV-L1 s'effondre totalement (2,33 dB ; 0,014), confirmant sa défaillance aux densités extrêmes.

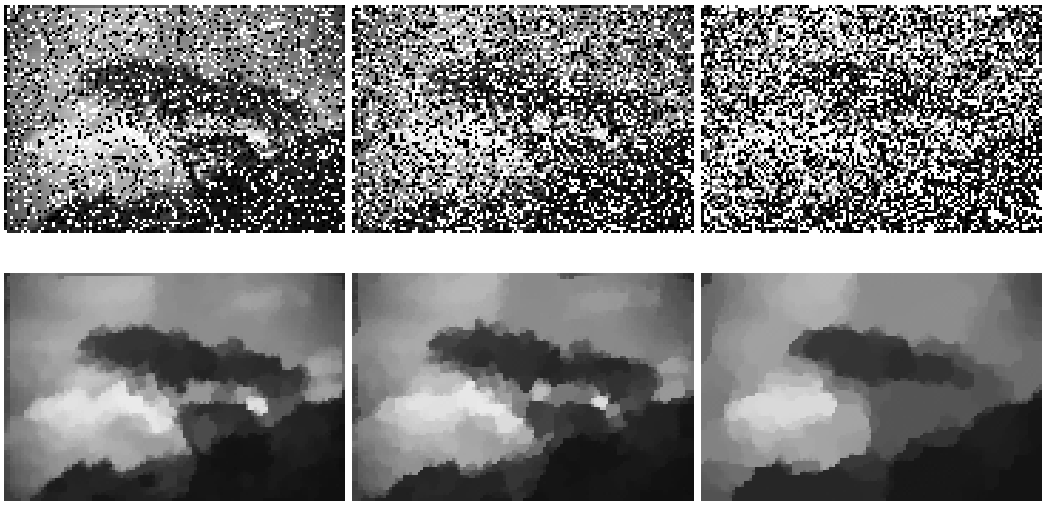
L'analyse des figures 2.9 à 2.18 met en évidence une transition claire dans le comportement des méthodes en fonction de la densité de bruit. Pour les faibles densités ($d \leq 0,07$), la supériorité de TV-L1 est indiscutable, offrant systématiquement les meilleures performances PSNR et SSIM quelle que soit l'image testée. TV-L2 souffre d'un sur-lissage pénalisant, tandis que l'approche adaptative reste généralement en retrait. À partir de $d = 0,10$, un basculement progressif s'amorce, illustré par l'image Peppers où la méthode adaptative devance très légèrement TV-L1. Pour les densités moyennes à élevées ($d \geq 0,30$), la transition est nettement affirmée : l'approche adaptative devient clairement supérieure, maintenant des performances acceptables jusqu'à $d = 0,90$, alors que TV-L1 et TV-L2 s'effondrent complètement (SSIM inférieurs à 0,5 dès $d = 0,30$). En conclusion, trois régimes se distinguent : $d \leq 0,07$ (TV-L1), $d \approx 0,10$ (zone de basculement), $d \geq 0,30$ (Adaptive). Cette complémentarité confirme l'intérêt d'une stratégie hybride basculant entre les deux méthodes selon la densité de bruit estimée.

2.4.3 Débruitage par TV L^1 adaptative pour des densités de bruit élevées (30%, 50%, 70%)



(a) $d = 30\%$ (b) $d = 50\%$ (c) $d = 70\%$

FIGURE 2.19 – Débruitage de l'image 14037 avec $d = 0,30$, $d = 0,50$ et $d = 0,70$



(a) $d = 30\%$ (b) $d = 50\%$ (c) $d = 70\%$

FIGURE 2.20 – Débruitage de l'image 147091 avec $d = 0,30$, $d = 0,50$ et $d = 0,70$



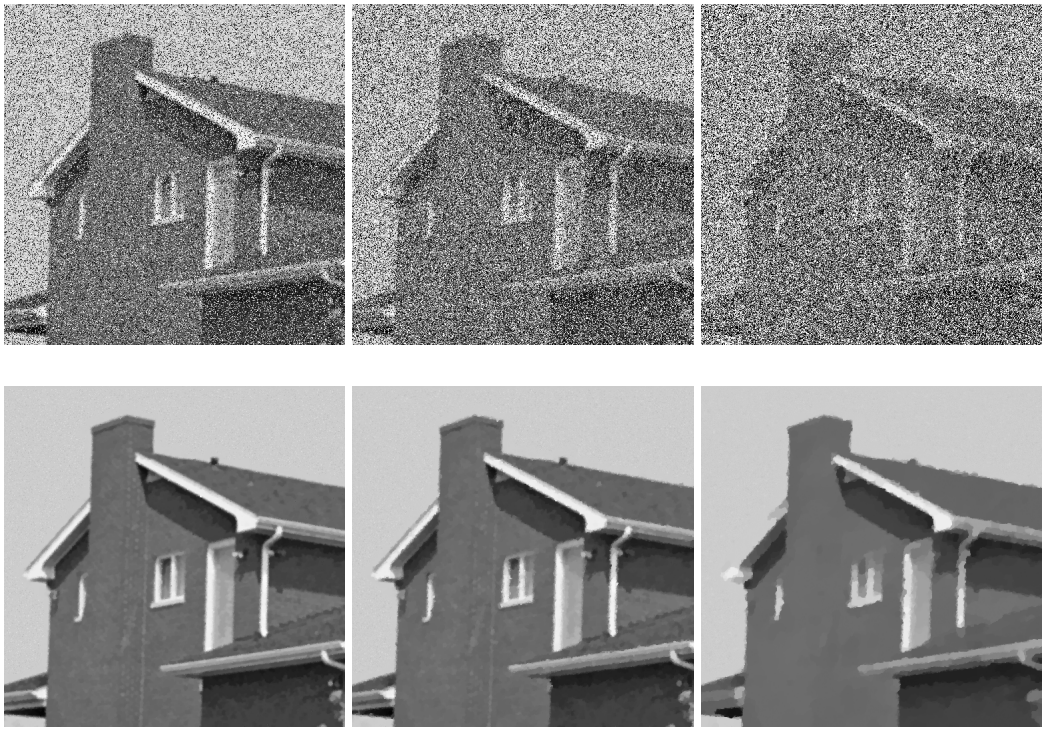
(a) $d = 30\%$ (b) $d = 50\%$ (c) $d = 70\%$

FIGURE 2.21 – Débruitage de l'image Barbara avec $d = 0,30$, $d = 0,50$ et $d = 0,70$



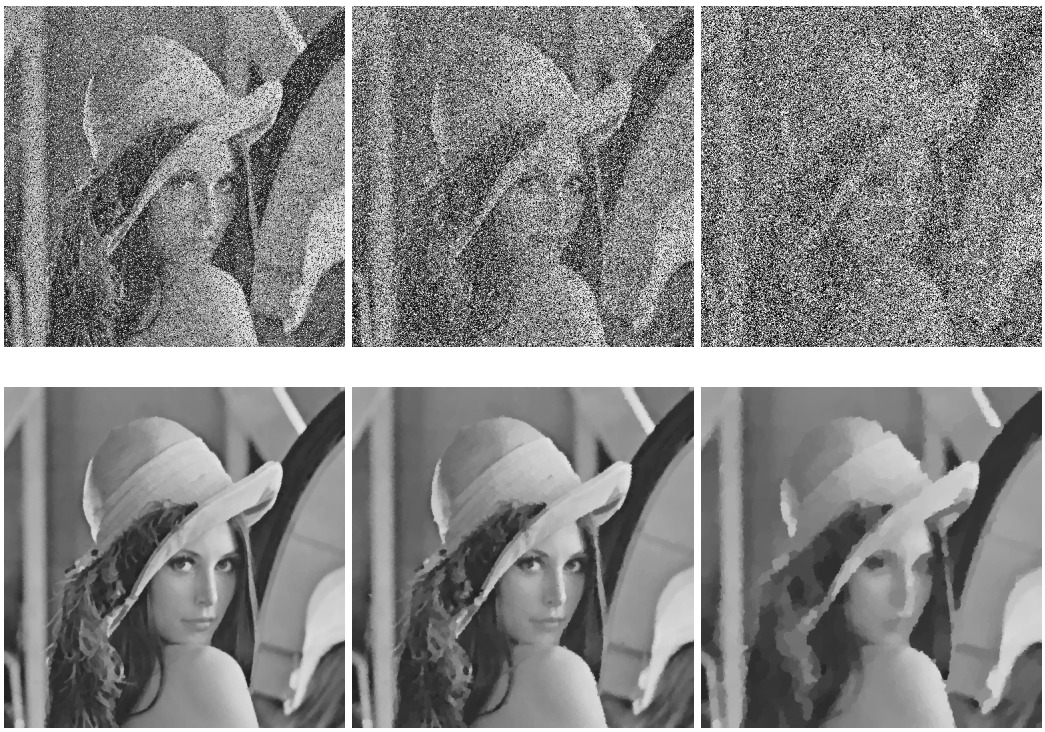
(a) $d = 30\%$ (b) $d = 50\%$ (c) $d = 70\%$

FIGURE 2.22 – Débruitage de l'image Cameraman avec $d = 0,30$, $d = 0,50$ et $d = 0,70$



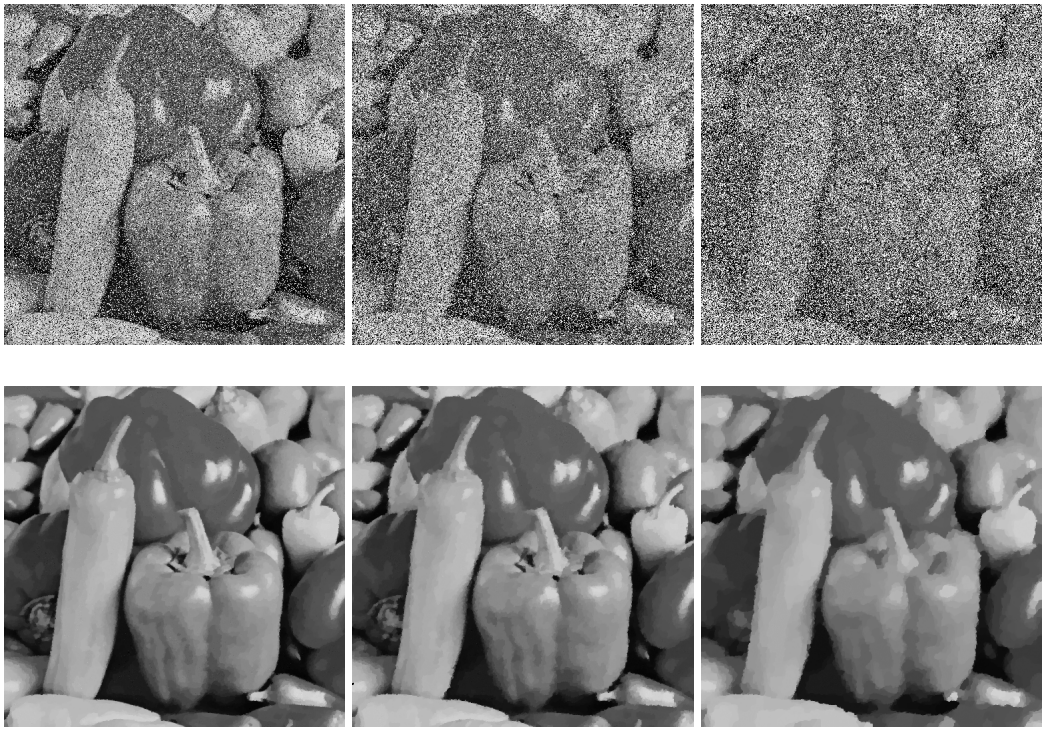
(a) $d = 30\%$ (b) $d = 50\%$ (c) $d = 70\%$

FIGURE 2.23 – Débruitage de l'image house avec $d = 0,30$, $d = 0,50$ et $d = 0,70$



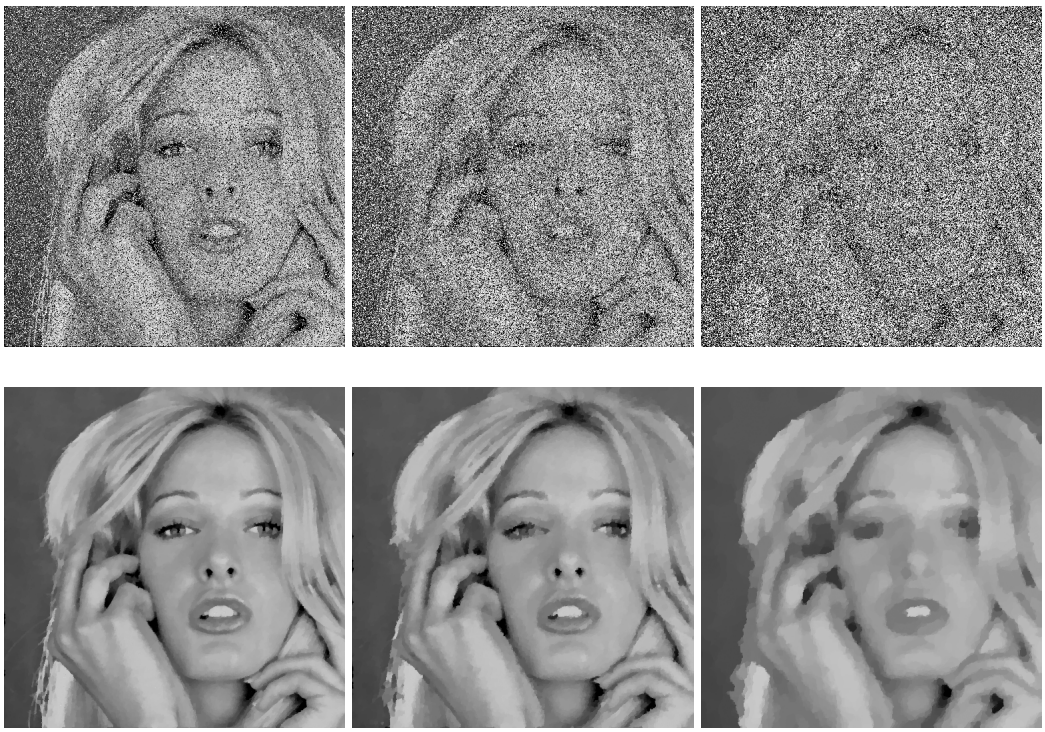
(a) $d = 30\%$ (b) $d = 50\%$ (c) $d = 70\%$

FIGURE 2.24 – Débruitage de l'image Lena avec $d = 0,30$, $d = 0,50$ et $d = 0,70$



(a) $d = 30\%$ (b) $d = 50\%$ (c) $d = 70\%$

FIGURE 2.25 – Débruitage de l'image peppers avec $d = 0,30$, $d = 0,50$ et $d = 0,70$



(a) $d = 30\%$ (b) $d = 50\%$ (c) $d = 70\%$

FIGURE 2.26 – Débruitage de l'image woman avec $d = 0,30$, $d = 0,50$ et $d = 0,70$

Interpretation et discussion : debruitage par TV-L^1 adaptative pour les fortes densites de bruit (30%, 50%, 70%)

Les figures 2.19 à 2.26 illustrent les resultats du debruitage par la methode TV-L^1 adaptative appliquee à huit images de reference, pour trois densites de bruit elevees : $d = 30\%$, 50% et 70%. L'objectif est d'evaluer le comportement de la methode face à des niveaux de degradation croissants.

Figure 2.19 – Image 14037 : À $d = 30\%$, le bruit est moderement reduit, avec quelques artefacts residuels. À $d = 50\%$, le compromis entre attenuation du bruit et preservation des details apparait optimal. À $d = 70\%$, le debruitage est plus prononce : le bruit disparait presque, mais au prix d'un lissage excessif des details fins.

Figure 2.20 – Image 147091 : À $d = 30\%$, le bruit est partiellement attenue, mais quelques perturbations residuelles restent visibles, notamment dans les zones homogenes. À $d = 50\%$, le compromis est clairement optimal : le bruit de fond est nettement reduit sans alteration marquee des structures principales. À $d = 70\%$, l'image devient plus lisse ; le bruit a presque disparu, mais certaines textures et details fins commencent à s'estomper, donnant un aspect legerement adouci.

Figure 2.21 – Image Barbara : À $d = 30\%$, les textures fines (tissus, plis du foulard, motif du chapeau) restent bien lisibles, malgre un bruit de fond encore perceptible. À $d = 50\%$, le bruit est nettement reduit, mais on observe un leger adoucissement des motifs les plus denses, sans degradation severe des structures principales. À $d = 70\%$, le debruitage devient plus agressif : les zones tres texturees perdent en nettete et deviennent plus uniformes, donnant à l'image un aspect trop lisse et legerement artificiel.

Figure 2.22 – Image Cameraman : À $d = 30\%$, les contours nets (cameraman, trepied, horizon) restent bien preserves, mais un bruit de fond residuel est encore visible dans les zones homogenes comme le ciel. À $d = 50\%$, le bruit est nettement attenue, ameliorant la lisibilite des surfaces uniformes, sans degrader franchement les aretes principales. À $d = 70\%$, le debruitage devient plus prononce : les details tres fins (texture de l'herbe, petits elements du decor) s'estompent, donnant à l'ensemble un aspect plus lisse, quoique les grands contours restent reconnaissables.

Figure 2.23 – Image House : À $d = 30\%$, les elements architecturaux (toit, fenetres, briques) restent bien definis, mais un leger bruit residuel est encore visible dans les surfaces uniformes comme le ciel ou les murs. À $d = 50\%$, l'attenuation du bruit est nettement plus marquee : les zones homogenes deviennent plus propres, tandis que les aretes principales demeurent bien conservees. À $d = 70\%$, le debruitage devient plus agressif : la nettete des petites structures (briques, encadrements de fenetres) est reduite, donnant à l'image un aspect plus lisse et legerement adouci.

Figure 2.24 – Image Lena : À $d = 30\%$, les details du visage (yeux, cils, contours des levres) ainsi que les plumes du chapeau restent tres precis, malgre un bruit de fond encore perceptible dans les zones homogenes. À $d = 50\%$, le compromis est excellent : le bruit est nettement reduit sans alteration majeure des caracteristiques fines du visage et des cheveux. À $d = 70\%$, le lissage devient plus marque : l'epiderme perd en texture naturelle, les cils et les plumes du chapeau s'adoucissent visiblement, donnant à l'image un aspect trop lisse et legerement artificiel.

Figure 2.25 – Image Peppers : À $d = 30\%$, les contours des poivrons, leurs

reflets et les zones de transition entre couleurs restent bien conserves, bien qu'un leger bruit residuel soit encore perceptible dans les surfaces homogenes. À $d = 50\%$, l'attenuation du bruit est nettement plus efficace : les zones uniformes gagnent en proprete, tandis que les details principaux (formes, reflets) demeurent intacts. À $d = 70\%$, le debruitage devient trop prononce : l'image perd en vivacite et en relief, les textures des peaux des poivrons s'estompent, donnant un aspect trop lisse et legerement artificiel.

Figure 2.26 – Image Woman : À $d = 30\%$, les details du visage (yeux, bouche, contours du chapeau) ainsi que les drapes du vetement restent precis, bien qu'un bruit de fond soit encore visible dans les zones homogenes. À $d = 50\%$, le compromis est tres satisfaisant : le bruit est nettement reduit sans degrader les structures principales, et l'image gagne en lisibilite. À $d = 70\%$, le lissage devient plus prononce : les ombres, les plis fins du tissu et certains contours s'adoucissent, donnant à l'ensemble un aspect plus lisse et legerement moins net.

Ces observations confirment que pour les fortes densites ($d \geq 0,30$), l'approche adaptative s'impose comme la seule methode robuste. À $d = 30\%$, le debruitage est efficace mais parfois encore leger. À $d = 50\%$, le compromis entre reduction du bruit et preservation des details est optimal pour la plupart des images. À $d = 70\%$, le lissage devient trop prononce : les details fins s'estompent, donnant un aspect trop lisse. Ainsi, la methode TV-L^1 adaptative est robuste face à des densites de bruit elevees.

2.5 Conclusion

Ce deuxième chapitre a permis de mettre en œuvre et de comparer trois méthodes de régularisation variationnelle pour le débruitage d'images impulsionnelles. Les résultats obtenus montrent que TV-L1 est robuste pour les densités de bruit inférieures à $0,1$, tandis que l'approche adaptative est plus performante pour les densités supérieures à $0,1$. TV-L2 confirme quant à elle son inadaptation au bruit impulsionnel, quelle que soit la densité considérée.

Conclusion générale

Ce mémoire s'inscrit dans le domaine du traitement d'images numériques, plus précisément dans le cadre du débruitage d'images corrompues par un bruit impulsionnel de type sel et poivre. L'objectif principal était de réaliser une étude comparative de méthodes de régularisation variationnelle, en mettant l'accent sur le rôle des normes de fidélité et sur l'apport de la variation totale adaptative.

Trois méthodes de débruitage ont été comparées (TV-L2, TV-L1 et une approche adaptative) pour des densités de bruit allant de $d = 0{,}01$ à $d = 0{,}90$, en s'appuyant sur les métriques PSNR et SSIM ainsi que sur des validations visuelles sur plusieurs images de référence. Les résultats obtenus montrent qu'aucune méthode ne domine sur l'ensemble de la plage étudiée. Pour les faibles densités ($d \leq 0{,}10$), TV-L1 est systématiquement la plus performante, préservant efficacement les contours et les textures fines. Pour les fortes densités ($d \geq 0{,}30$), TV-L1 et TV-L2 deviennent inexploitables (PSNR faibles, SSIM inférieurs à 0,5), tandis que la méthode adaptative maintient une qualité acceptable, avec des PSNR compris entre 19 et 27 dB et des SSIM atteignant 0,78, même à $d = 0{,}90$. Un basculement progressif s'observe autour de $d = 0{,}10$, où les deux approches se rejoignent.

Aucune méthode n'est universellement supérieure. TV-L1 est recommandée pour les faibles niveaux de bruit ($d \leq 0{,}10$), tandis que l'approche Adaptive s'impose comme le choix robuste pour les densités élevées ($d \geq 0{,}30$). Ce comportement complémentaire suggère qu'une stratégie hybride, basculant entre les deux méthodes selon l'estimation de la densité de bruit, pourrait offrir les meilleures performances sur l'ensemble de la plage étudiée.

En conclusion, ce mémoire a démontré l'efficacité des méthodes de régularisation variationnelle pour le débruitage d'images impulsionnelles. TV-L1 constitue une solution robuste et performante aux faibles densités, tandis que la TV adaptative apporte une amélioration notable pour les cas difficiles (fortes densités de bruit). Ces travaux confirment l'importance du choix de la norme de fidélité et de l'adaptativité spatiale dans la conception de modèles variationnels pour la restauration d'images.

Les objectifs fixés dans ce projet sont atteints. Les résultats satisfaisants obtenus dans ce mémoire de master, consacré au débruitage d'images impulsionnelles par régularisation (étude comparative et évaluation quantitative), ouvrent plusieurs perspectives pour des recherches futures :

- l'adaptation au traitement des images couleur ;
- l'extension au bruit mixte (gaussien et impulsionnel), plus réaliste pour certaines applications comme l'imagerie médicale ;

— l'utilisation de l'apprentissage profond pour combiner les approches variationnelles avec les réseaux de neurones (réseaux unrolling), afin de bénéficier à la fois de la robustesse théorique et de la puissance d'apprentissage des données ;
— l'évaluation sur des données réelles bruitées sans original de référence ;
— enfin, l'extension à la vidéo en adaptant ces méthodes au débruitage impulsionnel des séquences vidéo grâce à l'exploitation de la redondance temporelle.

Bibliographie

[1] J. Yang, Y. Zhang, and W. Yin, "An efficient tvl1 algorithm for deblurring multichannel images corrupted by impulsive noise," *SIAM Journal on Scientific Computing*, vol. 31, no. 4, pp. 2842–2865, 2009.

[2] M. Nikolova, "A variational approach to remove outliers and impulse noise," *Journal of Mathematical Imaging and Vision*, vol. 20, no. 1, pp. 99–120, 2004.

[3] L. I. Rudin, S. Osher, and E. Fatemi, "Nonlinear total variation based noise removal algorithms," *Physica D : nonlinear phenomena*, vol. 60, no. 1-4, pp. 259–268, 1992.

[4] P. Rodríguez, "Total variation regularization algorithms for images corrupted with different noise models : a review," *Journal of Electrical and Computer Engineering*, vol. 2013, no. 1, p. 217021, 2013.

[5] S. H. Chan, R. Khoshabeh, K. B. Gibson, P. E. Gill, and T. Q. Nguyen, "An augmented lagrangian method for total variation video restoration," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 20, no. 11, pp. 3097–3111, 2011.

[6] J. Sun, C. Mao, Y. Yang, S. Wang, and S. Xu, "Hyperspectral image denoising based on non-convex correlated total variation," *Remote Sensing*, vol. 17, no. 12, p. 2024, 2025.

[7] R. Rojas and P. Rodriguez, "Spatially adaptive total variation image denoising under salt and pepper noise," in *2011 19th European Signal Processing Conference*. IEEE, 2011, pp. 278–282.

[8] A. Langer, "Locally adaptive total variation for removing mixed gaussian–impulse noise," *International Journal of Computer Mathematics*, vol. 96, no. 2, pp. 298–316, 2019.

[9] D. N. H. Thanh, V. B. Surya Prasath, and L. T. Thanh, "Total variation l1 fidelity salt-and-pepper denoising with adaptive regularization parameter," in *2018 5th NAFOSTED Conference on Information and Computer Science (NICS)*, 2018, pp. 400–405.

[10] A. Hamplová, T. Novák, M. Žáček, and J. Brožek, "Effects of normalised ssim loss on super-resolution tasks," *Computer Modeling in Engineering & Sciences*, vol. 143, no. 3, p. 3329, 2025.

[11] P. Civicioglu and E. Besdok, "Image discrimination robustness of classical image quality metrics : an analysis on mae, mse, ergas, lmse, ssim, sam, uiqi, psnr, niqe, piqe, snr, vif, fsim, gmsd, and ncc," *Quality & Quantity*, vol. 60, no. 2, pp. 3559–3621, 2026.

[12] Z. Wang, A. C. Bovik, and H. R. Sheikh, "Structural similarity based image quality assessment," in *Digital Video image quality and perceptual coding*. CRC Press, 2017, pp. 225–242.

[13] R. C. Gonzalez, *Digital image processing*. Pearson education india, 2009.

[14] A. K. Jain, *Fundamentals of digital image processing*. Prentice-Hall, Inc., 1989.

[15] T. F. Chan and J. Shen, *Image processing and analysis : variational, PDE, wavelet, and stochastic methods*. SIAM, 2005.

[16] A. Buades, B. Coll, and J.-M. Morel, "A non-local algorithm for image denoising," in *2005 IEEE computer society conference on computer vision and pattern recognition (CVPR'05)*, vol. 2. Ieee, 2005, pp. 60–65.

[17] F. Li, J. Li, M. V. Conde, B. Besbinar, V. Hosu, D. Iso, and R. Timofte, "Aim 2025 challenge on real-world raw image denoising," in *Proceedings of the IEEE / CVF International Conference on Computer Vision*, 2025, pp. 5685–5698.

[18] D. Martin, C. Fowlkes, D. Tal, and J. Malik, "A database of human segmented natural images and its application to evaluating segmentation algorithms and measuring ecological statistics," in *Proceedings eighth IEEE international conference on computer vision. ICCV 2001*, vol. 2. Ieee, 2001, pp. 416–423.

الملخص: يقدم هذا البحث دراسة مقارنة لطرق التنظيم التفاضلي لإزالة التشويش عن الصور الملوثة بالضوضاء النابضة من نوع الملح والفلفل. تم تقييم ثلاث طرق: TV-L2 ، TV-L1، وطريقة التباين الكلي المتكيف مكانياً. تم تحليل الأداء كمياً باستخدام مقياسي PSNR و SSIM لكثافات ضوضاء تتراوح من 1% إلى 90%. أظهرت النتائج أن طريقة TV-L1 متفوقة لكثافات الضوضاء المنخفضة ($\leq 10\%$)، بينما تثبت الطريقة المتكيفة أنها الأكثر متانة للكثافات العالية ($\leq 30\%$). لا توجد طريقة واحدة تهيمن عالمياً، مما يشير إلى أهمية إستراتيجية هجينة تعتمد على مستوى الضوضاء المقدر.

الكلمات المفتاحية: *إزالة الضوضاء ، الضوضاء النبضية ، TV-L1، TV-L2، TV-L1 ألتكيفي، PSNR، SSIM*

Résumé :

Ce mémoire de Master présente une étude comparative de méthodes de régularisation variationnelle pour le débruitage d'images corrompues par un bruit impulsionnel de type sel et poivre. Trois approches sont évaluées : TV-L2, TV-L1 et une méthode de variation totale adaptative spatialement. Les performances sont analysées quantitativement à l'aide des métriques PSNR et SSIM pour des densités de bruit allant de 1% à 90% .Les résultats montrent que TV-L1 est supérieure pour les faibles densités de bruit (≤ 10%), tandis que l'approche adaptative s'impose comme la plus robuste pour les fortes densités (≥ 30%). Aucune méthode ne domine universellement, ce qui suggère l'intérêt d'une stratégie hybride selon le niveau de bruit estimé.

Mots clés : Débruitage d'images, Bruit impulsionnel (sel et poivre), Régularisation (variation totale), PSNR , SSIM , ,. . .

Abstract :

This Master thesis presents a comparative study of variational regularization methods for denoising images corrupted by salt-and-pepper impulse noise. Three approaches are evaluated : TV-L2 (ROF model), TV-L1, and a spatially adaptive total variation method. Performance is quantitatively analyzed using PSNR and SSIM metrics for noise densities ranging from de 1% to 90%. Results show that TV-L1 is superior for low noise densities (≤ 10%), while the adaptive approach proves to be the most robust for high densities (≥ 30%). No single method universally dominates, suggesting the interest of a hybrid strategy depending on the estimated noise level.

Keywords : Image denoising, Impulsive noise (salt-and-pepper), Regularization (total variation), PSNR , SSIM ,..