

N° d'ordre :

Université de Saida– Dr. Moulay Tahar
Faculté de Technologie

Thèse

Présentée pour obtenir le diplôme de

Doctorat 3ème Cycle

Spécialité : Instrumentation Médicale

Filière : Génie Biomédical

Par :

HADDADI Yasser Radouane

Thème :

Les Solutions Régularisées des Problèmes Inverses en Imagerie Médicale



Thèse soutenue le 07/12/2023 devant le jury composé de :

N°	Nom et prénom	Grade	Etablissement	Qualité
01	Benallou Yassine	Prof.	Université de Saida – Dr. Moulay Tahar	Président
02	Mansouri Boualem	MCA	Université de Saida – Dr. Moulay Tahar	Rapporteur
03	Driss Khodja Fatima Zohra	Prof.	Université de Saida – Dr. Moulay Tahar	Co-rapporteur
04	Bouasria Fatima	Prof.	Université de Saida – Dr. Moulay Tahar	Examineur
05	Chama Zouaoui	Prof.	Université de Sidi Bel Abbès-Djillali Liabes	Examineur
06	Khobzaoui Abdelkader	MCA	Université de Sidi Bel Abbès-Djillali Liabes	Examineur

"الحلول المنتظمة للمشاكل العكسية في التصوير الطبي"

الملخص:

تهدف هذه الأطروحة الى تطوير الطرق الحسابية والحاسوبية لحل المشاكل العكسية لمعالجة الصور الطبية ، مع التركيز على تطبيقات التصوير الطبي، بما في ذلك استعادة الصور الطبية، وفك الارتباط، والترشيح، وتحسين التباين. يهدف هذا العمل إلى إظهار أن التنظيم يلعب دورًا مهمًا في دقة واستقرار الحلول المنتظمة للمشاكل العكسية في التصوير الطبي. بالإضافة إلى ذلك، قمنا بالتحقيق في تقدير معلمات التنظيم، وهي خطوة حاسمة في عملية التنظيم. يمكن تلخيص المساهمات الرئيسية لهذه الأطروحة على النحو التالي:

- اقتراح نهج جديد لاستعادة الصورة الطبية على أساس خوارزمية تحسين سرب الجسيمات ذات السلوك الكمي الغاوسي والفلتر العكسي المنظم والمحسن مع تقدير معاميل التنظيم. يتحكم هذا النموذج في عملية استرجاع الصورة الطبية وتقليل التشويش مع تقدير التنظيم لتحسين جودة الصورة الطبية وحدتها
- تم اقتراح طريقة جديدة لفك تطور الصورة الطبية بالموجات فوق الصوتية بناءً على التنظيم وخوارزمية تحسين مستعمرة النحل الاصطناعية. الهدف من هذا العمل هو دراسة تأثير تقدير معاميل التنظيم على عملية التفكك مع التداخل الشائب.
- التحقيق في تأثير اختيار معاميل التنظيم على التباين الكلي المعمم لتقليل الشوائب. نقترح الخوارزمية الذكية الخاصة بنا لتقدير القيمة الثابتة لمعاميل التنظيم للحصول على أفضل أداء لتقليل التشويش على الصورة
- اقتراح طريقة جديدة لتحسين الصورة الطبية. يعتمد هذا النموذج على استخدام تقدير حد المقطع، والذي يتحكم في أداء عملية التحسين. تعمل عملية التقدير على تحسين كفاءة العملية وتوفر نتائج فائقة من حيث جودة الصورة والتباين

كلمات مفتاحية: مشكلة عكسية، حلول منتظمة، تقدير التسوية، مشكلة التحسين، خوارزميات تحسين مستوحاة من الحيوة، مشاكل معالجة الصور

« Les Solutions Régularisées des Problèmes Inverses en Imagerie Médicale »

Résumé :

Cette thèse a contribué au développement de méthodes mathématiques et informatiques pour résoudre les problèmes inverses de traitement d'images, en mettant l'accent sur les applications d'imagerie médicale, y compris la restauration d'images médicales, la déconvolution, le filtrage et l'amélioration du contraste. Ce travail vise à montrer que la régularisation joue un rôle crucial dans la précision et la stabilité des solutions régularisées de problèmes inverses en imagerie médicale. En plus de cela, nous avons étudié l'estimation des paramètres de régularisation, qui est une étape critique dans le processus de régularisation. Les contributions principales de cette thèse peuvent être résumées comme suit :

- Proposer une nouvelle approche de restauration d'images médicales basée sur un algorithme d'optimisation d'essaim de particules à comportement quantique gaussien et un filtre inverse régularisé amélioré avec estimation des paramètres de régularisation. Ce modèle contrôle l'opération de restauration du défloutage et du débruitage de l'image médicale avec une estimation de régularisation pour une meilleure qualité et netteté de l'image médicale.
- Une nouvelle méthode de déconvolution d'images médicales par ultrasons nommée basée sur la régularisation L2 et l'algorithme d'optimisation des colonies d'abeilles artificielles est proposée. L'objectif de ce travail est d'étudier l'impact de l'estimation des paramètres de régularisation sur le processus de déconvolution avec interférence de flou et de bruit.
- Étude de l'impact du choix des paramètres de régularisation sur la variation généralisée totale du débruitage de second ordre. Nous proposons notre algorithme intelligent pour estimer la valeur stable hautement significative du paramètre de régularisation pour l'opération de débruitage d'image la plus performante.
- Proposer une nouvelle méthode d'amélioration d'images médicales. Ce modèle est basé sur l'utilisation de POA pour estimer la limite de clip, qui contrôle les performances de l'opération d'amélioration à l'aide de CLAHE. Le

processus d'estimation améliore l'efficacité de l'opération et fournit des résultats supérieurs en termes de qualité d'image et de contraste.

Mots clés : Problème inverse, solutions régularisées, estimation de régularisation, problème d'optimisation, algorithmes d'optimisation bio-inspirés, problématiques de traitement d'images.

« Regularized Solutions to Inverse Problems in Medical Imaging »

Abstract:

This thesis has contributed to the development of mathematical and computational methods to solve inverse image-processing problems, with a focus on medical imaging applications, including medical image restoration, deconvolution, filtering, and contrast enhancement. This work aims to show that regularization plays a crucial role in the accuracy and stability of regularized solutions to inverse problems in medical imaging. In addition to that, we have investigated the estimation of regularization parameters, which is a critical step in the regularization process. The major contributions of this thesis can be summarized as follows:

- Proposing a novel approach to medical image restoration based on a Gaussian Quantum-Behaved Particle Swarm Optimization algorithm and Enhanced Regularized Inverse Filter with regularization parameter estimation. This model controls the medical image deblurring and denoising restoration operation with regularization estimation for better medical image quality and sharpness.
- A novel method for ultrasound medical image deconvolution named based on L2 regularization and artificial bee colony optimization algorithm is proposed. The aim of this work is to study the impact of regularization parameter estimation on the deconvolution process with blur and noise interference.
- Investigating the impact of regularization parameter choice on the total generalized variation of second-order denoising. We propose our intelligent algorithm to estimate the highly significant stable value of the regularization parameter for the best performance image denoising operation.
- Proposing a novel medical image enhancement method. This model is based on using POA to estimate the clip-limit, which controls the performance of the enhancement operation using CLAHE. The estimation process improves the efficiency of the operation and provides superior results in terms of image quality and contrast.

Keywords: Inverse problem, regularized solutions, regularization estimation, optimization problem, bio-inspired optimization algorithms, image processing issues.

Remerciement

La réalisation de cette thèse a été l'une des choses les plus difficiles de ma vie. Cela n'aurait pas été possible sans l'aide de nombreuses personnes.

Tout d'abord, je suis profondément reconnaissant à mon Directeur de thèse, Dr Mansouri Boualem, non seulement pour ses conseils techniques sur ma recherche, mais aussi pour d'autres soutiens tels que la création d'un environnement de recherche agréable et la fourniture des meilleures ressources. Je tiens à exprimer ma gratitude à ma Co-encadrant, Pf Driss Khodja Fatima Zohra, pour ses conseils utiles tout au long de mon étude.

Je tiens à remercier le Laboratoire LTC, la Faculté de Technologie et l'Université de Saida pour tout leur soutien.

*Dédié à ma femme, mes parents, mes frères et mes sœurs pour leur
soutien indéfectible*

Liste des Articles

• Publications

1. **Haddadi, Y. R.**, Mansouri, B., & Khodja, F. Z. D. (2023). A novel bio-inspired optimization algorithm for medical image restoration using Enhanced Regularized Inverse Filtering. *Research on Biomedical Engineering*, 1-12.
2. **Haddadi, Y. R.**, & Mansouri, B., & Khodja, F. Z. D. (2023). A Novel Medical Image Enhancement Algorithm Based on CLAHE and Pelican Optimization, *Multimedia Systems* (Under Review).

• Communications Internationales

1. **Haddadi, Y. R.**, & Mansouri, B. (2023, June). Medical Image Denoising Based on a Novel Bio-inspired Optimization Algorithm and Total Generalized Variation. In *2023 2nd International Conference and School on Radiation Imaging (ICSRI)*.
2. **Haddadi, Y. R.**, & Mansouri, B. (2022, May). Ultrasound Medical Image Deconvolution Using L2 Regularization Method and Artificial Bee Colony Optimization Algorithm. In *2022 7th International Conference on Image and Signal Processing and their Applications (ISPA) (pp. 1-6). IEEE*.
3. Mansouri, B., & **Haddadi, Y.R.** (2021, September). Fourier Synthesis For Image Reconstruction using Bayesian Total Variation and Hidden Markov Model. In *2021 1st International Conference and School on Radiation Imaging (ICSRI-06/02)*.
4. Mansouri, B., **Haddadi, Y.**, Chama, Z., & Djafari, A. M. (2019, November). Image Reconstruction based on Bayesian total variation and Hidden Markov model. In *2019 6th International Conference on Image and Signal Processing and their Applications (ISPA) (pp. 1-5). IEEE*.
5. Mansouri, B., & **Haddadi, Y.R.** (2019, November). Adaptive Segmentation Algorithm Based on Level Set Model Improvement in Medical Imaging. In *2019 1st International Conference on Networking Telecommunications, Biomedical Engineering and Applications (ICNTBA)*.

• Communications Nationales

1. **Haddadi, Y. R.**, Mansouri, B., Khodja, F. Z. D., (2023, Janvier). Les Solutions Régularisées des Problèmes Inverses en Imagerie Médicale. *la 2eme Journée de Thésards en Génie Biomédical (JTGBM'23)*.

2. **Haddadi, Y. R.**, Mansouri, B., Khodja, F. Z. D., Damou, M., Benallou, Y., & Chetioui, M. (2021, October). The Regularized Solutions of Inverse Problems in Medical Imaging. *In 2021 1st Doctoral Day of Biomedical Engineering (JTGBM'21)*.

Sommaire

Liste des Articles

Sommaire

Liste des Figures

Liste des Tableaux

Liste des Acronymes

1	Introduction	1
1.1	Cadre de la recherche	2
1.2	Contributions à la recherche	3
1.3	Structure de la thèse.....	4
2	Problèmes inverses en imagerie médicale	6
2.1	Introduction	7
2.2	Systèmes d'imagerie médicale	7
2.2.1	Imagerie par résonance magnétique	7
2.2.1.1	Principe	7
2.2.1.2	Applications	8
2.2.2	Imagerie par rayons X	8
2.2.2.1	Principe	8
2.2.2.2	Applications	9
2.2.3	Tomodensitométrie	9
2.2.3.1	Principe	9
2.2.3.2	Applications	10
2.2.4	Tomographie par émission	10
2.2.4.1	Principe	10
2.2.4.2	Applications	10
2.2.5	Echographie.....	11
2.2.5.1	Principe	11
2.2.5.2	Applications	11
2.2	Traitement d'images médicales	12
2.3.1	Amélioration d'images	12
2.3.2	Détection des bords	12

2.3.3 Opérations morphologiques	13
2.3.4 Segmentation des images	13
2.4 Problèmes inverses en imagerie médicale	14
2.4.1 Problème Inverse	14
2.4.1.1 Stratégies de choix des paramètres de régularisation	15
2.4.2 Reconstruction d'images	15
2.4.2.1 Principe	15
2.4.2.2 Modèle	15
2.4.3 Restauration d'images	16
2.4.3.1 Principe	16
2.4.3.2 Modèle de dégradation	16
2.4.3.3 Modèle flou	16
2.4.3.4 Modèle de bruit	16
2.4.3.5 Types	17
2.4.4 Débruitage d'image	17
2.4.4.1 Principe	17
2.4.4.2 Applications	17
2.4.5 Déconvolution d'image	18
2.4.5.1 Principe	18
2.4.5.2 Modèle	18
2.4.6 Génération d'images	18
2.4.6.1 Principe	18
2.4.2.2 Applications	18
2.5 Conclusion	19
3 Solutions aux problèmes inverses et estimation de régularisation	20
3.1 Introduction	21
3.2 Solutions aux problèmes inverses en imagerie médicale	21
3.2.1 Filtre inverse régularisé amélioré pour la restauration d'images médicales .	21
3.2.1.1 Principe	21
3.2.2 Méthode de régularisation L2 pour la déconvolution d'images médicales	21
3.2.2.1 Principe	22
3.2.2.2 Modèle	22
3.2.3 Variation généralisée totale L2 pour le débruitage des images médicales ..	22

3.2.3.1 Principe	22
3.2.3.2 Modèle	22
3.2.4 Modèle texte-image à diffusion stable pour la génération d'images Médicale	23
3.2.4.1 Principe	23
3.2.5 Égalisation d'histogramme adaptatif à contraste limité pour l'amélioration de l'image médicale	24
3.2.5.1 Principe	24
3.2.5.2 Application	25
3.3 Solutions d'estimation de régularisation : Optimisation	25
3.3.1 Algorithmes d'optimisation bio-inspirés	25
3.3.1.1 Cadre	25
3.3.1.2 Défis	25
3.3.1.3 Applications	27
3.3.2 Algorithmes récents pour résoudre les problèmes de traitement d'image ...	30
3.3.2.1 Optimisation de l'essaim de particules à comportement quantique Gaussian	30
3.3.2.2 Algorithme d'optimisation des colonies d'abeilles artificielles	30
3.3.2.3 Algorithme d'optimisation Pelican	33
3.4 Conclusion	33
4 Résultats et contributions	34
4.1 Introduction	35
4.2 Restauration d'images médicales / Déconvolution	35
4.2.1 Un nouvel algorithme d'optimisation bio-inspiré pour l'imagerie médicale Restauration à l'aide du filtrage inverse régularisé amélioré	35
4.2.1.1 Cadre	35
4.2.1.2 Travaux connexes	36
4.2.1.3 Approche proposée	37
4.2.1.4 Résultats	39
4.2.1.5 Discussion	48
4.2.2 Déconvolution d'images médicales échographiques à l'aide de la régularisation L2 et Algorithme d'optimisation des colonies d'abeilles artificielles	49

4.2.2.1 Cadre	49
4.2.2.2 Travaux connexes	50
4.2.2.3 Approche proposée	50
4.2.2.4 Résultats et discussion	51
4.3 Filtrage/amélioration des images médicales	57
4.3.1 Débruitage d'images médicales basé sur une nouvelle optimisation bio- inspirée Algorithme et variation généralisée totale	57
4.3.1.1 Cadre	57
4.3.1.2 Travaux connexes	57
4.3.1.3 Approche proposée	58
4.3.1.4 Résultats et discussion	59
4.3.2 Un nouvel algorithme d'amélioration d'images médicales basé sur CLAHE et Optimisation Pélican	65
4.3.2.1 Cadre	65
4.3.2.2 Travaux connexes	67
4.3.2.3 Approche proposée	68
4.3.2.4 Résultats	72
4.3.2.5 Discussion	79
4.4 Conclusion	80
5 Conclusion	81
5.1 Contributions	82
5.2 Travaux futurs	83
Bibliographie	85

Liste des Figures

2.1	Scanner IRM moderne (Siemens Healthineers)	8
2.2	Tube à rayons X	9
2.3	CT scanner moderne (Siemens Healthineers).....	10
2.4	Scanner TEP/TDM (Siemens Healthineers).....	11
2.5	Système d'imagerie par ultrasons (Siemens Healthineers).....	12
2.6	Exemple d'éléments structurants	13
3.1	Architecture de diffusion stable du texte à l'image	24
3.2	La distribution de l'histogramme avant et après l'écrtage	25
4.1	Approche proposée de restauration d'images médicales	38
4.2	Restauration d'images CT de l'abdomen à l'aide d'ERIF	40
4.3	Variation des valeurs SMF et PSNR avec le paramètre de régularisation α	41
4.4	Restauration d'images radiographiques thoraciques à l'aide d'ERIF	42
4.5	Restauration de l'image CT Abdomen à l'aide de notre algorithme ERIFGQPSO proposé et d'autres méthodes expérimentales	45
4.6	Restauration de l'image radiographique thoracique (image agrandie) à l'aide de notre algorithme ERIFGQPSO proposé et d'autres méthodes expérimentales	46
4.7	Restauration de l'image échographique du rein en fer à cheval à l'aide de notre algorithme ERIFGQPSO proposé et d'autres méthodes expérimentales	47
4.8	Déconvolution d'images médicales échographiques de la vésicule biliaire à l'aide de la régularisation L2	53
4.9	Variation SNR et SMR avec paramètre de régularisation	54
4.10	Déconvolution de l'image médicale du rein par ultrasons en utilisant notre approche proposée et d'autres méthodes expérimentales différentes	56
4.11	Variation du rapport signal/bruit de crête avec l'augmentation λ_1, λ_2 valeur de bruit [10%-50%]	59
4.12	Variation du rapport signal/bruit crête avec λ_1 et λ_2 différentes valeurs d'écart, bruit fixe	60

4.13	Variation du rapport signal/bruit crête avec λ_1 et λ_2 différentes valeurs.	60
4.14	Variation du rapport signal/bruit crête avec λ_1 et λ_2 et trois valeurs de bruit différentes	61
4.15	Débruitage de l'image CT Brain à l'aide de TGV et de notre méthode TGVGQPSO proposée	63
4.16	Débruitage de l'image cérébrale IRM à l'aide de notre algorithme proposé et d'autres méthodes de débruitage expérimentales différentes	64
4.17	Les étapes de notre démarche de valorisation	70
4.18	Le schéma fonctionnel graphique de notre modèle proposé	71
4.19	La variation de β avec les paramètres de performance	73
4.20	Amélioration de l'image médicale à l'aide de notre modèle proposé	74
4.21	Comparaison des performances d'amélioration en utilisant notre modèle proposé et les autres méthodes expérimentales	75
4.22	Comparaison de l'efficacité de l'amélioration à l'aide de notre modèle proposé et des autres méthodes expérimentales basées sur les paramètres de performance	76
4.23	Amélioration des images réelles CT et IRM à l'aide de notre modèle proposé	77
4.24	Comparaison des performances d'amélioration sur des images médicales réelles en utilisant notre modèle proposé et les autres méthodes expérimentales	78

Liste des Tableaux

4.1	Les valeurs de SMF, PSNR et SSIM de la restauration d'images CT de l'abdomen à l'aide du filtre inverse régularisé amélioré et de notre méthode ERIFGQPSO proposée	44
4.2	Les valeurs SMF, PSNR, SSIM et RPR de la restauration d'images CT de l'abdomen à l'aide de notre algorithme ERIFGQPSO proposé et d'autres méthodes expérimentales	48
4.3	Les valeurs de SMR, SNR et SSIM de la déconvolution de l'image échographique de la vésicule biliaire à l'aide de notre méthode proposée	55
4.4	Les valeurs de SNF, SMR et SSIM de la déconvolution d'images médicales rénales par ultrasons à l'aide de notre approche proposée et d'autres méthodes expérimentales	55
4.5	Les valeurs de PSNR et SSIM du débruitage d'images IRM cérébrales avec TGV et notre méthode proposée TGVGQPSO	62
4.6	Les valeurs de PSNR, SSIM et DPR du débruitage d'images cérébrales IRM à l'aide de notre algorithme proposé et d'autres méthodes expérimentales	65
4.7	Comparaison de l'efficacité d'amélioration de l'image thoracique radiographique à l'aide de notre modèle proposé et des autres méthodes expérimentales basées sur les paramètres de performance	77
4.8	Comparaison de l'efficacité d'amélioration de l'image cérébrale IRM axiale à l'aide de notre modèle proposé et des autres méthodes expérimentales basées sur les paramètres de performance	79

Liste des Acronymes

MRI	Magnetic Resonance Imaging
CT	Computed Tomography
PET	Positron Emission Tomography
ERIF	Enhanced Regularized Inverse Filter
GQPSO	Gaussian Quantum Particle Swarm Optimization
ABC	Artificial Bee Colony
TGV	Total Generalized Variation
POA	Pelican Optimization Algorithm
CLAHE	Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization
TE	Echo Time
TR	Repetition Time
SPECT	Single Photon Emission Computed Tomography
ET	Electron Tomography
PSF	Point Spread Function
TV	Total Variation
AI	Artificial Intelligence
AHE	Adaptive Histogram Equalization
HE	Histogram Equalization
BA	Bat Algorithm
PSO	Particle Swarm Optimization
FA	Firefly Algorithm
CS	Cuckoo Search
SA	Simulated Annealing
GA	Generic Algorithm
DE	Differential Evolution
QPSO	Quantum Particle Swam Optimization
FPSO	Fuzzy Particle Swarm Optimization
PSNR	Peak Signal to Noise Ratio
SMF	Sharpness Measurement Function
SSIM	Structure Similarity Index Map

IG	Inverse Gradient
CFS	Shrinkage Fields
RPR	Restoration Performance Ratio
SNR	Signal to Noise Ratio
MSE	Mean Square Error
MAE	Mean Absolute Error
DPR	Denoising Performance Ratio
CoC	Correlation Coefficient
EL	Entropy
SD	Standard Deviation
WF	Wiener Filter
GF	Gaussian Filter
MF	Median Filter
UM	Unsharp Masking
CSDNET	Context Sensitive Decomposition Network
FilterNet	Filtering Network
OCT	Optical Coherence Tomography
PAI	Photo Acoustic Imaging

Chapitre 1 : Introduction

Chapitre 1. Introduction

1.1 Cadre de la Recherche

L'imagerie médicale a révolutionné la pratique de la médecine. Il est devenu un outil essentiel pour le diagnostic, la planification du traitement et le suivi de diverses maladies. Les techniques d'imagerie médicale telles que les rayons X, la tomodensitométrie, l'IRM et la TEP génèrent des images en mesurant différentes propriétés physiques du corps humain, telles que la densité, la magnétisation et la radioactivité. Cependant, les images produites par ces techniques sont souvent bruitées, incomplètes et déformées, ce qui rend l'interprétation de ces images difficile.

Les problèmes inverses sont des problèmes mathématiques qui surviennent lorsque nous essayons de reconstruire (obtenir) les propriétés physiques sous-jacentes d'un objet ou d'un système à partir de mesures indirectes. En imagerie médicale, des problèmes inverses se posent lorsque l'on cherche à reconstruire l'image d'un objet à partir des mesures obtenues par la technique d'imagerie. La reconstruction de l'image à partir des mesures est un problème mal posé car le nombre de mesures est souvent inférieur au nombre d'inconnues à estimer. Par conséquent, la solution du problème inverse est souvent instable et très sensible au bruit et aux autres sources d'erreur.

La régularisation est une technique mathématique utilisée pour stabiliser la solution du problème inverse mal-posé. La régularisation introduit des connaissances ou des hypothèses préalables sur la solution et aide à contraindre la solution à un espace physiquement plausible. Les méthodes de régularisation ont été largement utilisées en imagerie médicale pour améliorer la qualité des images obtenues et réduire les artefacts causés par le bruit et d'autres sources d'erreurs.

Le problème de régularisation en traitement d'image peut être exprimé comme un problème d'optimisation, où la fonction objective est minimisée sous réserve d'une contrainte de régularisation. La contrainte de régularisation introduit des informations ou des hypothèses préalables sur la solution, ce qui aide à stabiliser la solution et à réduire les effets du bruit et d'autres sources d'erreur. Le choix du terme de régularisation et du paramètre de régularisation dépend du problème spécifique et du type d'informations préalables ou d'hypothèses sur la solution.

Les algorithmes d'optimisation sont largement utilisés dans l'estimation régularisée et les problèmes inverses en imagerie, et ils jouent un rôle crucial dans la résolution du problème de régularisation. Ces algorithmes sont utilisés pour trouver le paramètre de régularisation optimal

Chapitre 1. Introduction

et pour minimiser la fonction objective soumise à la contrainte de régularisation. Les algorithmes d'optimisation peuvent être classés en deux catégories : déterministes et stochastiques.

Les algorithmes d'optimisation déterministes, tels que la descente de gradient, le gradient conjugué et la méthode de Newton, sont largement utilisés dans les problèmes inverses en imagerie. Ces algorithmes sont basés sur le calcul du gradient de la fonction objectif et utilisent cette information pour mettre à jour la solution de manière itérative. Ces algorithmes sont efficaces et peuvent converger rapidement vers la solution optimale si la fonction objective est lisse et convexe. Cependant, dans les problèmes inverses en imagerie, la fonction objective est souvent non convexe et non lisse, ce qui peut rendre le problème d'optimisation difficile.

Les algorithmes d'optimisation stochastique, tels que la descente de gradient stochastique, sont conçus pour traiter des fonctions objectives non convexes et non lisses. Ces algorithmes utilisent un sous-ensemble aléatoire des données pour calculer le gradient de la fonction objectif et mettre à jour la solution de manière itérative. Les algorithmes d'optimisation stochastique sont efficaces et peuvent converger vers une bonne solution même si la fonction objective est non convexe et non lisse. Cependant, ces algorithmes nécessitent un réglage minutieux du taux d'apprentissage et d'autres paramètres pour assurer la convergence.

Les algorithmes d'optimisation bio-inspirés ont acquis une attention considérable dans la résolution des problèmes de traitement d'image ces dernières années. Ces algorithmes s'inspirent des systèmes biologiques et des phénomènes naturels et se sont avérés fournir des solutions efficaces à des problèmes d'optimisation complexes. En plus de cela, ces algorithmes d'optimisation ont montré un grand potentiel dans la résolution de problèmes inverses d'imagerie et d'estimation de régularisation. Ces algorithmes sont basés sur des phénomènes naturels et ont la capacité de gérer des problèmes d'optimisation difficiles.

1.2 Contributions à la Recherche

Cette thèse propose plusieurs algorithmes pour résoudre les problèmes inverses de traitement d'images médicales, notamment la restauration d'images médicales, la déconvolution, le filtrage et l'amélioration de contraste. Les principales contributions de cette thèse peuvent être résumées comme suit :

- Je présente une revue des systèmes d'imagerie médicale, des problèmes inverses et de la régularisation. (Chapitre 2)

Chapitre 1. Introduction

- Plusieurs méthodes sont présentées comme solutions aux problèmes inverses en imagerie. En plus d'explorer des cadres d'optimisation bio-inspirés et des modèles et applications récents dans ce domaine. (Chapitre 3)
- Je propose une nouvelle approche de restauration d'images médicales nommée ERIF-GQPSO basée sur un algorithme d'optimisation d'essaim de particules à comportement quantique et gaussien et un filtre inverse régularisé amélioré avec l'estimation des paramètres de régularisation. Ce modèle contrôle l'opération de restauration du défloutage et du débruitage de l'image médicale avec une estimation de régularisation pour une meilleure qualité et netteté de l'image médicale. (Chapitre 4, Section 1)
- Une nouvelle méthode de déconvolution d'images médicales par ultrasons nommée basée sur la régularisation L2 et l'algorithme d'optimisation des colonies d'abeilles artificielles est proposée. L'objectif de ce travail est d'étudier l'impact de l'estimation des paramètres de régularisation sur le processus de déconvolution avec interférence de flou et de bruit. (Chapitre 4, Section 2)
- • J'étudie l'impact du choix des paramètres de régularisation sur la variation généralisée totale du débruitage de second ordre. Je propose notre algorithme intelligent pour estimer la valeur stable hautement significative du paramètre de régularisation pour l'opération de débruitage d'image la plus performante. (Chapitre 4, Section 3)
- Je propose une nouvelle méthode d'amélioration d'images médicales. Ce modèle est basé sur l'utilisation de POA pour estimer la limite de clip, qui contrôle les performances de l'opération d'amélioration à l'aide de CLAHE. Le processus d'estimation améliore l'efficacité de l'opération et fournit des résultats supérieurs en termes de qualité d'image et de contraste. L'utilisation du présent algorithme permet d'obtenir un impact visuel supérieur sur l'image traitée ainsi que d'augmenter le taux de conformité dans le diagnostic clinique. (Chapitre 4, Section 4)

1.3 Structure de la Thèse

Cette thèse est composée d'une collection d'articles et de travaux qui sont publiés par/soumis à des revues et conférences internationales dans le domaine du traitement d'images. Cette thèse propose plusieurs solutions régularisées à des problèmes inverses en imagerie médicale.

Le chapitre 1 se concentre sur le contexte de notre recherche et les contributions à la recherche. Le chapitre 2 présente une revue des systèmes d'imagerie médicale, des problèmes inverses et de la régularisation. Le chapitre 3 présente le cadre proposé et les solutions aux problèmes inverses et à l'estimation par régularisation. Le chapitre 4 s'attache à présenter les solutions

Chapitre 1. Introduction

proposées aux problèmes de traitement d'images médicales et nos contributions à la recherche. Le chapitre 5 résume les principales contributions de cette thèse et discute différentes directions de recherche pour des travaux futurs.

Chapitre 2 : Les Problèmes Inverses en Imagerie Médicale

Chapitre 2. Les Problèmes Inverses en Imagerie Médicale

2.1 Introduction

Dans ce chapitre, nous illustrons le cadre des problèmes inverses en imagerie médicale, en présentant les différentes modalités et systèmes d'acquisition d'images (Rayons X, IRM, CT...), parallèlement à la description des principales opérations et procédés de traitement d'images médicales. De plus, la définition du modèle de problème inverse en imagerie est présentée, y compris la description du principe de régularisation et des stratégies d'estimation. Enfin, plusieurs définitions, principes et exemples de problèmes inverses en imagerie sont présentés. Ces applications sont les principaux thèmes que nous avons menés dans nos recherches.

2.2 Les Systèmes d'imagerie Médicale

2.2.1 Imagerie Par Résonance Magnétique

2.2.1.1 Principe

La résonance magnétique nucléaire est définie par les deux principes suivants : l'effet de résonance magnétique et la radiofréquence (RF), qui sont appliqués en imagerie par résonance magnétique (IRM) pour la génération d'images. L'origine principale du contraste entre plusieurs tissus en IRM est la relaxation. Ce phénomène conduit à l'approche de l'aimantation vers l'équilibre.

La vitesse de relaxation est liée au tissu lui-même, différents tissus entraînent diverses relaxations. L'amplitude du signal reçu pendant le temps de relaxation est dissemblable, et c'est ce qui apparaît dans le contraste en IRM. Le système d'imagerie est contrôlé par différents paramètres, dont le type de séquence et l'acquisition. Le choix de la pondération est essentiel dans l'application médicale, il est contrôlé par le temps d'écho (TE) et le temps de répétition (TR).

Un composant important du système IRM est les bobines de gradient, qui conduisent à la variation linéaire du champ magnétique homogène. La combinaison de trois bobines de gradient permet cette variation dans les différentes directions spatiales orthogonales. Les principaux concepts, basés sur le système de bobines de gradient, sont la sélection de tranches et le codage spatial.[1][3]

Chapitre 2. Les Problèmes Inverses en Imagerie Médicale



Figure 2.1 IRM Moderne (Siemens Healthineers).

2.2.1.2 Applications

Des applications avancées de l'IRM ont été menées dans la période récente. L'objectif principal de ces expériences est d'accélérer le processus d'acquisition et d'améliorer les signaux. L'imagerie parallèle est une application bien établie dans cette approche, qui fournit la réduction des données nécessaires à la reconstruction de l'image. En ce qui concerne l'approche de contraste, plusieurs applications ont été proposées, notamment l'excitation sélective pour l'imagerie coronarienne du sang clair, l'angiographie sans contraste et l'imagerie par résonance magnétique fonctionnelle pour visualiser l'activité neuronale dans le cerveau.[1][4]

2.2.2 Imagerie par Rayon X

2.2.2.1 Principe

Le tube à rayons X est un composant sous vide avec une cathode et une anode (métal solide) à l'intérieur. La production de e^- est due à l'énergie thermique appliquée au matériau (filament), cette énergie est supérieure à l'énergie de liaison du matériau. Et l'accélération des électrons produits est appliquée à l'aide d'une tension. Le phénomène de ralentissement (accélération négative) des électrons après avoir heurté l'anode génère des rayons X. [1][3]

Chapitre 2. Les Problèmes Inverses en Imagerie Médicale

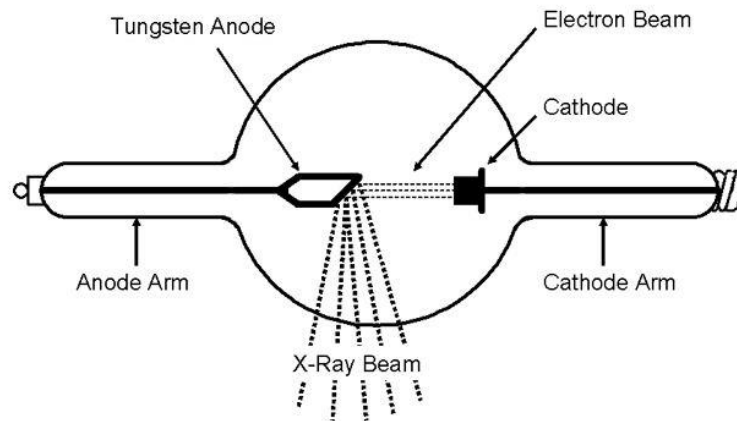


Figure 2.2 Tube à Rayon X

2.2.2.2 Applications

La radiographie est définie comme l'opération de génération d'images de projection bidimensionnelle en exposant le corps d'intérêt (anatomie) aux rayons X, parallèlement à la mesure de l'atténuation de ce rayonnement après passage de l'objet. Cette modalité d'imagerie est courante et est utilisée dans différentes cliniques.

Le principal avantage de cette application d'imagerie est la possibilité d'examiner le système squelettique. Le contraste est apparu sur l'image radiographique en raison du coefficient d'atténuation élevé des os par rapport aux autres tissus. Cette caractéristique offre un contraste remarquable et augmente la possibilité de détection et de classification des caractéristiques.

Une autre application bien connue des rayons X est la fluoroscopie, qui est définie comme une séquence d'images radiographiques générées périodiquement et à une fréquence d'images limitée. En ce qui concerne l'imagerie des veines, l'angiographie est appliquée pour analyser les propriétés des artères. Le défi dans ce type d'application est le faible contraste puisque les propriétés du vaisseau ne diffèrent pas de celles des tissus environnants. L'utilisation de l'agent de contraste dans ce type de modalité est essentielle pour augmenter la qualité de l'image.[1][4]

2.2.3 Tomodensitométrie (TDM)

2.2.3.1 Principe

La tomodensitométrie (TDM) est considérée comme l'une des applications les plus importantes de l'imagerie médicale. Le principe mathématique sous-jacent du processus de génération d'images en imagerie CT est la transformée de Radon.

Chapitre 2. Les Problèmes Inverses en Imagerie Médicale



Figure 2.3 TDM Moderne (Siemens Healthineers).

2.2.3.2 Applications

La reconstruction TDM classique mono-énergie suppose un rayonnement mono-énergétique. Cette énergie est incapable de fournir des informations quantitatives sur la composition des tissus. La saisie des données spectrales permet de disposer d'informations quantitatives réelles sur le corps scanné, et c'est le principe de base de la tomodensitométrie spectrale. D'autres applications médicales populaires sont l'ablation osseuse, les systèmes d'imagerie PET/SPECT et le diagnostic de perfusion pulmonaire.[1][3]

2.2.4 Tomographie par Emission

2.2.4.1 Principe

L'imagerie fonctionnelle est appliquée pour voir et analyser les processus biologiques. La source de rayonnement dans ce type d'imagerie est située dans le corps du patient, cette méthode appartient à la famille des applications de la tomographie d'émission. Le processus commence par la désintégration radioactive, en fonction du nombre de photons émis, les deux processus SPECT et PET sont établis.[1][4]

2.2.4.2 Applications

Les applications de la tomographie par émission sont utilisées dans divers domaines de la médecine, y compris le diagnostic et la thérapie. PET et SPECT fournissent des informations sur le flux sanguin dans le domaine de la neurologie. Pour l'oncologie, la TEP est utilisée pour détecter un métabolisme élevé du glucose, qui est le résultat de tumeurs métastatiques. En plus de cela, la tomographie par émission est appliquée dans la thérapie par radio-isotopes en ciblant

Chapitre 2. Les Problèmes Inverses en Imagerie Médicale

les tissus malins avec des radiations, ce qui entraîne l'arrêt de la croissance des cellules indésirables.[1][3]



Figure 2.4 PET/CT Scan (Siemens Healthineers).

2.2.5 Echographie

2.2.5.1 Principe

Le composant principal d'un système d'imagerie par ultrasons est le transducteur, qui fonctionne comme un générateur et un détecteur d'ondes ultrasonores par la conversion de l'énergie mécanique en électricité. Après la pénétration des ondes dans le corps, la génération d'échos se produit en raison de la réflexion et de la diffusion. Ces échos sont enregistrés et transformés en images de différentes dimensions (1-2-3 D).[1][4]

2.2.5.2 Applications

En comparaison avec d'autres modalités d'imagerie, l'imagerie par ultrasons offre plusieurs avantages, notamment le caractère non invasif de l'opération et l'absence d'application de rayonnement ionisant. L'acquisition d'images en échographie est rapide, facile et peut être étendue à plusieurs applications.[1][4]



Figure 2.5 System d'imagerie échographique (Siemens Healthineers).

2.3 Traitement d'image médicale

2.3.1 Amélioration d'image

Pour une visualisation optimale, des opérations de modification de contraste sont souvent utilisées pour obtenir une image de meilleure qualité. La mise à l'échelle des valeurs d'intensité est l'une des méthodes utilisées dans cette approche pour obtenir un affichage approprié de l'image, une fonction commune pour cette opération est la fenêtre et le niveau. En plus de cela, un autre type d'amélioration d'image est celui basé sur la normalisation des intensités résultantes, connu sous le nom de correction gamma. Cette méthode est adaptée à la perception de l'œil humain. De plus, l'égalisation d'histogramme est une approche différente de l'amélioration par rapport à la fenêtre et au niveau, et à la correction gamma. Cependant, on sait qu'elle est largement appliquée dans les opérations de traitement d'images. [1][2]

2.3.2 Détection des Bords

L'un des problèmes courants du traitement d'image est la détection des contours. Les bords de l'image sont les changements remarquables entre les intensités voisines. Pour représenter la détection des contours en tant que fonction, la détection de ces changements remarquables peut se faire à l'aide de la dérivée de l'image. Il est défini par l'équation

$$f'(x) = \lim_{h \rightarrow 0} \frac{f(x+h) - f(x)}{h} \quad (2.1)$$

Chapitre 2. Les Problèmes Inverses en Imagerie Médicale

Dans le cas discret, plusieurs approximations sont utilisées pour la dérivée. Les différences avant, arrière et centrale peuvent être présentées comme suit

$$\begin{aligned}\Delta_x f(x) &= f(x+1) - f(x) \\ \nabla_x f(x) &= f(x) - f(x-1) \\ \delta_x f(x) &= f(x+1) - f(x-1)\end{aligned}\tag{2.2}$$

Ces approximations sont différentes en termes d'applicabilité des images et de leur précision.[1][2][4]

2.3.3 Opérations Morphologiques

Le principe des opérations morphologiques opère sur des ensembles ; l'introduction de ces opérations est assurée en traitant les images comme des ensembles. L'opérateur est composé de la structuration (image/ensemble) et de l'opération principale.

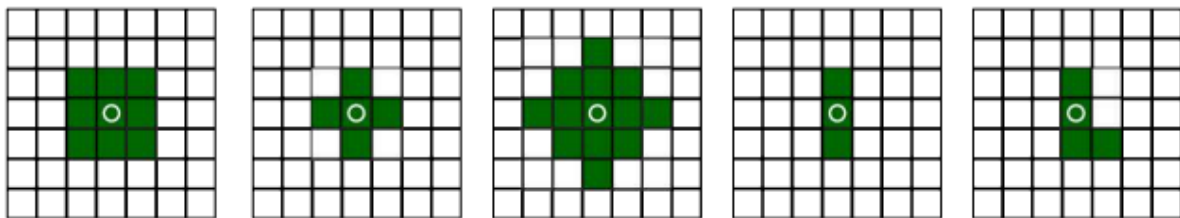


Figure 2.6 Exemples d'élément structurant

Les quatre opérations de base sont l'érosion, la dilatation, l'ouverture et la fermeture, où la composition de l'érosion et de la dilatation crée l'ouverture et la fermeture.[1][2]

2.3.4 Segmentation d'image

La segmentation d'image est définie comme l'opération de conversion d'une image en niveaux de gris avec plusieurs valeurs d'intensité en une image avec des valeurs d'intensité de segment inférieures à celles d'origine. En conséquence, l'image segmentée sera composée en différentes régions, qui correspondent à plusieurs partitions de valeurs d'intensité. Ce processus conduit à la distinction entre différents tissus.

Le seuillage est l'une des méthodes de base utilisées dans la segmentation d'images. Son principe est la comparaison de chaque valeur d'intensité avec un seuil θ , et sa valeur peut être déterminée automatiquement en utilisant certains algorithmes.[1][2]

Chapitre 2. Les Problèmes Inverses en Imagerie Médicale

$$t(x, y) = \begin{cases} 1 & \text{if } f(x, y) \geq \theta \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2.3)$$

2.4 Les Problèmes Inverses en Imagerie Médicale

2.4.1 Problème Inverse

Trouver la solution à un problème inverse est le processus de calcul d'une quantité physique inconnue, qui est liée à des mesures données (indirectes) obtenues par un modèle direct. Les problèmes inverses sont bien connus dans plusieurs applications d'imagerie, notamment l'IRM, la TDM, la TEP, la SPECT et la tomographie électronique (TE).

Un problème inverse peut être défini mathématiquement comme suit

$$g = Hf \quad (2.4)$$

g est la donnée de mesure et f est la quantité inconnue. Le principe d'un problème bien posé a été établi à partir de l'idée que l'inversion d'un modèle direct n'est pas simple dans plusieurs applications, en raison de l'inexistence d'une solution unique au modèle inverse, et de l'amplification des erreurs de mesure.

En 1923, Hadamard a introduit la notion de problème bien posé. Il s'agit d'un problème dont :

- la solution existe
- la solution est unique
- la solution dépend continûment des données.

Un problème qui n'est pas bien posé au sens de la définition ci-dessus est dit mal posé. Les problèmes inverses ne vérifient souvent pas l'une ou l'autre de ces conditions, voir les trois ensembles. Cela n'est pas surprenant pour plusieurs raisons. Tout d'abord, un modèle physique étant fixé, les données expérimentales dont on dispose sont en général bruitées, et rien ne garantit que de telles données bruitées proviennent de ce modèle, même pour un autre jeu de paramètres. Ensuite, si une solution existe, il est parfaitement concevable que des paramètres différents conduisent aux mêmes observations. [113].

La décroissance rapide des valeurs singulières de g est la principale source du caractère mal posé du problème inverse. Définir une approximation g^\dagger , avec l'opérateur R_α car sa régularisation est l'idée clé pour surmonter ce problème. [5][6][7][8][9]

Chapitre 2. Les Problèmes Inverses en Imagerie Médicale

2.4.1.1 Stratégies de choix des paramètres de régularisation

- *Une stratégie de choix des paramètres a priori* : Cette stratégie peut être caractérisée par des régularisations linéaires, et conduire à une régularisation convergente.
- *Stratégie de choix des paramètres a posteriori* : elle ne nécessite pas plusieurs informations supplémentaires.
- *Stratégie de choix des paramètres heuristiques* : elle ne nécessite pas de connaissance du niveau de bruit et elle est populaire dans la pratique.[5]

2.4.2 Reconstruction d'image

2.4.2.1 Principe

La reconstruction d'images médicales peut être exprimée à l'aide de la forme mathématique suivante

$$g = Hf \oplus \eta \quad (2.5)$$

H est le système physique de l'opération d'acquisition d'image, qui peut être linéaire ou non linéaire. f est la variable qui représente l'image inconnue pour la reconstruction, g est la donnée mesurée et η est le bruit. La reconstruction d'image est un problème inverse, qui est en général difficile à résoudre. La nature à grande échelle et mal posée du problème rend la tâche difficile en termes de recherche de solution dans la pratique.

2.4.2.2 Modèle

Le problème d'optimisation suivant représente la solution de reconstruction d'image

$$\min_{f \in \mathcal{D}} \mathcal{L}(f) = G(Hf, g) + \lambda \Phi(W, f). \quad (2.6)$$

$f^* = \arg \min_f \mathcal{L}(f)$ est la solution approchée. $G(Hf, g)$ Représente le terme de fidélité des données, il mesure la cohérence des données mesurées g. $\Phi(W, f)$ est le terme de régularisation, il considère l'information a priori sur l'image pour la reconstruction. L'opération la plus cruciale en modélisation est la régularisation, puisque λ assure l'équilibre entre le terme de régularisation et le terme de fidélité aux données.[10]

Chapitre 2. Les Problèmes Inverses en Imagerie Médicale

2.4.3 Restauration d'image

2.4.3.1 Principe

La restauration d'image est une opération nécessaire pour produire une image de haute qualité pour la visualisation; il utilise la connaissance préalable de la dégradation. La modélisation de la distorsion de l'image est assurée par le bruit, le flou ou la fonction de dégradation. En imagerie médicale, systèmes d'acquisition, le résultat de mauvaise qualité est lié aux appareils et à l'environnement, notamment la non-linéarité des capteurs, le mouvement de la caméra et la turbulence atmosphérique.

2.4.3.2 Modèle de Dégradation

Dans le processus de dégradation, l'image d'origine est affectée par le flou et le bruit avec l'utilisation de la fonction de dégradation et du bruit additif, cette opération est décrite (2.7) suit

$$g(x,y) = h(x,y) * f(x,y) + n(x,y)$$

$f(x,y)$ est l'image originale, $g(x,y)$ est l'image dégradée (floue et bruitée), $h(x,y)$ est la fonction de dégradation, et $n(x,y)$ représente le bruit additif.

2.4.3.3 Modèle de Flou

- *Flou gaussien* : filtre de flou basé sur la fonction gaussienne, qui est représenté comme suits

$$G(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{x^2}{2\sigma^2}} \quad (2.8)$$

σ Représente l'écart type de la distribution.

- *Motion Blurring* : Ce type de flou est lié à la mauvaise mise au point de la caméra et aux changements d'angle lors de l'acquisition..

2.4.3.4 Modèle de Bruit

La variation étrange et indésirable de l'image est représentée sous forme de bruit, ce qui provoque la modification de la visibilité de l'image. Différents types de bruit, y compris le bruit gaussien, le bruit impulsionnel et le bruit uniforme, généralement des images corrompues générées par des systèmes numériques.

Chapitre 2. Les Problèmes Inverses en Imagerie Médicale

2.4.3.5 Genres

Récupérer l'image d'origine à partir de l'image dégradée est l'objectif principal de l'opération de restauration. La fonction d'étalement de points (PSF) contrôle la dégradation de l'image et les techniques de restauration sont divisées en fonction de la PSF en techniques de restauration d'image aveugle, où il n'y a pas d'informations préalables sur la PSF, et en restauration non aveugle, où nous avons des connaissances sur la PSF. [11][12]

2.4.4 Filtrage d'image

2.4.4.1 Principe

Le filtrage d'image est l'opération de suppression du bruit d'une image dégradée pour en restituer le vrai. Les composants d'image tels que les bords, les textures et le bruit ont des caractéristiques à haute fréquence qui rendent le processus de débruitage plus difficile en raison de la difficulté de distinguer ces composants, ce qui peut entraîner la perte de détails d'image.

D'un point de vue mathématique, le débruitage d'image est un problème inverse qui peut être modélisé comme suit

$$g = f + n \quad (2.9)$$

g est l'image bruitée après observation, f est l'image inconnue (Propre), et n est le bruit additif (blanc, gaussien...), il est caractérisé par l'écart type.

2.4.4.2 Applications

L'objectif du processus de réduction du bruit est de diminuer le bruit en parallèle avec la minimisation de la perte de composants d'origine. Les principales opérations de débruitage d'image sont

- Lissage de zone,
- Protection des bords,
- Préservation des textures,
- Éviter la génération d'artefacts.[13][14]

Chapitre 2. Les Problèmes Inverses en Imagerie Médicale

2.4.5 Deconvolution d'image

2.4.5.2 Principe

L'objectif de la déconvolution d'image est d'inverser le processus d'acquisition en récupérant l'image nette d'origine. Dans la déconvolution aveugle, le flou est considéré comme inconnu, et c'est ce qui rend l'opération plus difficile comme problème par rapport au processus non aveugle. De plus, l'exigence d'informations supplémentaires est essentielle, y compris des acquisitions multiples pour une application parfaite.

2.4.5.3 Modèle

Le modèle de dégradation dans le processus de déconvolution peut être présenté comme suit

$$g = H * f + n \quad (2.10)$$

L'objectif du processus de déconvolution est de récupérer f depuis g . [15]

2.4.6 Génération d'image

2.4.6.1 Principe

Les applications génératives d'images se concentrent sur la résolution du problème inverse représenté comme le processus de calcul d'une quantité physique inconnue à partir de la mesure obtenue via un modèle direct. Les problèmes directs et inverses peuvent être présentés avec l'expression suivante

$$\begin{aligned} H : F &= G \\ g &= H(f) + e \end{aligned} \quad (2.11)$$

Où $f \in F$ est l'image, $g \in G$ est la donnée corrompue par le bruit e .

2.4.6.2 Applications

Le modèle génératif texte-image est défini comme prenant la description du texte en langage naturel comme entrée, tout en générant une image correspondant à cette description. Dans la période récente, les modèles texte-image se sont considérablement développés en termes d'authenticité et d'originalité. [16]

2.5 Conclusion

Ce chapitre a couvert un examen des différents systèmes d'imagerie médicale, des opérations de traitement d'image, des définitions des problèmes inverses et de la régularisation en imagerie, et des exemples de ces problèmes avec la description des modèles. Les problèmes inverses et la régularisation sont au centre de ce chapitre ; nous avons défini la modélisation mathématique du problème inverse et démontré l'importance de la régularisation. Les exemples de problèmes inverses sont bien présentés. Ces opérations sont les thèmes principaux de nos recherches. Nous avons démontré la partie théorique de ces applications de traitement et l'approche récente de modélisation des opérations.

Chapitre 3 : Les Solutions des Problèmes Inverses et l'estimation de la Régularisation

Chapitre 3. Les Solutions des Problèmes Inverses et l'estimation de la Régularisation

3.1 Introduction

Dans ce chapitre, nous illustrons les solutions aux problèmes inverses dans le cadre du traitement d'images médicales. Plusieurs solutions seront présentées pour différents problèmes de traitement d'image (restauration, déconvolution, débruitage et amélioration du contraste). En plus de cela, le cadre d'optimisation bio-inspiré, qui est appliqué pour fournir des solutions d'estimation de régularisation, sera présenté. Le grand principe de cette approche sera décrit, en plus de donner des exemples d'applications et de méthodes récentes dans ce domaine.

3.2 Les Solutions des Problèmes Inverses en Imagerie Médicale

3.2.1 Le Filtre Inverse Régularisé Amélioré pour la Restauration d'images Médicales

3.2.1.1 Principe

Le filtrage inverse est une technique de restauration d'image connue pour dégrader une image avec un filtre passe-bas. Cependant, il est sensible au bruit additif. Le filtre inverse affiche le numérateur de bruit comme étant relativement grand par rapport au signal. Avec une régularisation améliorée, un deuxième terme est ajouté au critère de minimisation pour obtenir une solution lisse au problème de restauration d'image

$$\sum_{x,y} \{(g(x,y) - f(x,y) * h(x,y))^2 + \alpha ((l(x,y) * f(x,y))^2\} \quad (3.1)$$

α est le paramètre de régularisation qui contrôle le processus de restauration. Nous pouvons réécrire (3) dans le domaine DFT comme

$$\sum_{u,v} \{(G(u,v) - F(u,v) * H(u,v))^2 + \alpha ((L(u,v) * H(u,v))^2\} \quad (3.2)$$

3.2.1.2 Application

Le paramètre de régularisation α commande l'efficacité de restauration d'image des processus de défloutage et de débruitage. À cet égard, l'estimation de α est essentielle pour obtenir la meilleure solution pour le filtrage du flou et du bruit des images [17].

Chapitre 3. Les Solutions des Problèmes Inverses et l'estimation de la Régularisation

3.2.2 Méthode de Régularisation L2 pour la Déconvolution d'images Médicales

3.2.2.1 Principe

La régularisation L2 traite la multi-colinéarité en restreignant le coefficient et en gardant toutes les variables. La régression L2 est utilisée pour estimer la signification des prédicteurs et sur cette base, elle peut pénaliser les prédicteurs non significatifs.

3.2.2.2 Modèle

Le modèle mathématique qui représente la fonction de régularisation l2 peut être exprimé comme suit

$$\text{Loss} = \text{error}(y + y^\wedge) + \lambda \sum_1^n (w_i^2) \quad (3.3)$$

Où λ est le paramètre de régularisation, l'estimation de ce dernier pour le processus de déconvolution est essentielle pour de meilleurs résultats de fonctionnement avec le flou et les interférences de bruit [18].

3.2.3 Variation Généralisée Totale pour le Débruitage des Images Médicales

3.2.3.1 Principe

Les problèmes mathématiques inverse d'imagerie sont exprimés dans la formulation suivante:

$$\min_u \mathcal{F}(u) + \mathcal{R}(u) \quad (3.4)$$

\mathcal{F} est le terme de fidélité et \mathcal{R} représente le terme de régularisation. Ces deux termes peuvent être présentés séparément comme suit:

$$\mathcal{F}(u) = \frac{1}{2} \| G(u) - z \|^2 \quad (3.5)$$

$$\mathcal{R}(u) = \frac{\alpha}{2} |u|^2 \quad (3.6)$$

α est le paramètre de régularisation. L'expression de la variation généralisée totale est définie comme suit :

$$TGV_\alpha^k(u) = \sup \left\{ \int_\Omega u \operatorname{div}^k v dx \mid v \in C_c^k(\Omega, \operatorname{Sym}^k(\mathbb{R}^d)) \right\}, \quad (3.7)$$

Chapitre 3. Les Solutions des Problèmes Inverses et l'estimation de la Régularisation

TGV_{α}^k équilibre les dérivées premières à nième et partage plusieurs propriétés avec Total Variation (TV). Avec $k=2$ et $\alpha_1 > 0$, l'expression tardive s'écrit :

$$TGV_{\alpha}^2(u) = \alpha_1 |p_2(c) - p_1(c)| + \alpha_0 |p'_1(c) - p'_2(c)| \quad (3.8)$$

TGV_{α}^2 implique et fournit l'équilibre aux dérivées d'ordre supérieur de u . En conséquence, il minimise l'impact de la coulée d'escalier de la fonctionnelle de variation bornée.

3.2.3.1 Modèle

L'espace de fonction de variation généralisée bornée d'ordre k est donné par :

$$BGV_{\alpha}^k(\Omega) = \{u \in L^1(\Omega) \mid TGV_{\alpha}^k(u) < \infty\} \quad (3.9)$$

La relation entre TGV_{α}^2 and TV est défini comme :

$$TGV_{\alpha}^2(u) = \alpha_1 TV(u) \quad (3.10)$$

Concernant les performances de TGV_{α}^2 dans les opérations de débruitage d'images. Cette méthode surpasse les autres modèles expérimentaux, et ses résultats peuvent encore être améliorés. [19]

3.2.4 Modèle texte-image à diffusion stable pour la génération d'images médicales

3.2.4.1 Principe

Le modèle génératif texte-image est défini comme prenant la description du texte en langage naturel comme entrée, tout en générant une image correspondant à cette description. Dans la période récente, les modèles texte-image se sont considérablement développés en termes d'authenticité et d'originalité. La diffusion stable de Stability AI est un modèle de génération d'images qui offre une compilation XLA et une précision mixte. L'application de cette méthode atteint une vitesse de génération de pointe. Le modèle de diffusion stable est composé de trois parties : l'encodage de texte, le débruitage d'image à l'aide du modèle de diffusion et le décodage d'image pour obtenir une résolution plus élevée.

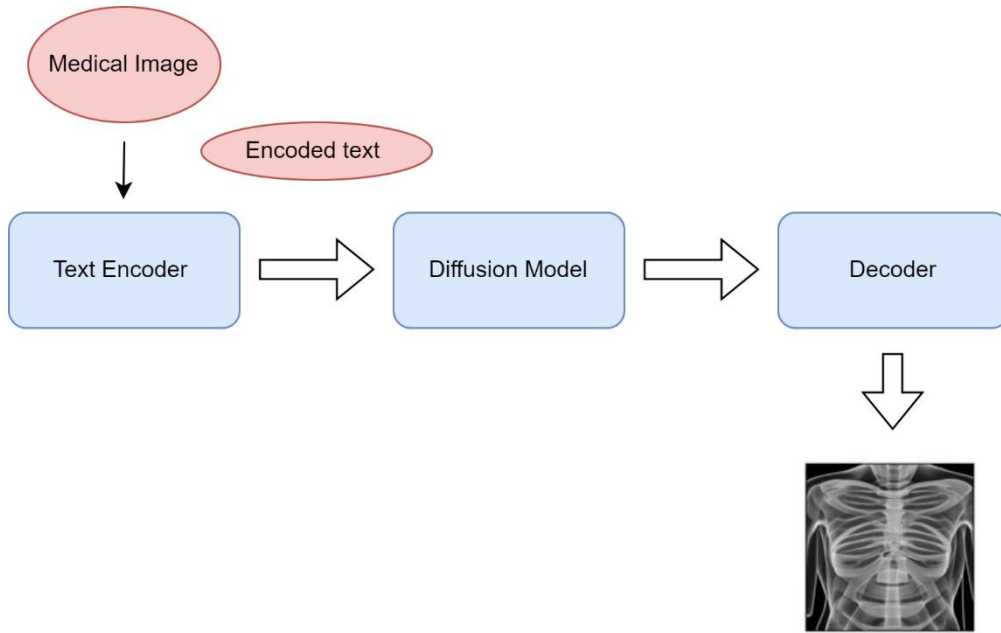


Figure 3.1 Architecture de diffusion stable du texte à l'image.

3.2.5 Égalisation d'histogramme adaptatif à contraste limité pour l'amélioration de l'image médicale

3.2.5.1 Principe

CLAHE est une méthode renommée utilisée pour améliorer le problème de faible contraste des images numériques. Les performances de CLAHE dans les applications d'imagerie médicale dépassent l'égalisation adaptative d'histogramme (AHE) et l'égalisation classique d'histogramme (HE). CLAHE a deux caractéristiques principales : la limitation de la distribution des histogrammes pour limiter l'accentuation excessive des taches de bruit d'une part, et l'accélération de l'égalisation par interpolation d'autre part.

La limite de clip contrôle les performances de la méthode CLAHE, tandis que les histogrammes de chaque région sans chevauchement convergent vers un niveau inférieur à ce paramètre. La forme β limite de clip peut être exprimée comme :

$$\beta = \frac{MN}{G} \left\{ 1 + \frac{\alpha}{100} (AS_{max} - 1) \right\} \quad (2.11)$$

Où M et N sont les nombres de pixels dans chaque région, G est le nombre de niveaux de gris, α est le facteur d'écrtage et AS_{max} représente la pente de tolérance maximale. Sur la base des détails susmentionnés, l'estimation de la valeur β est cruciale pour obtenir une qualité d'image optimale.

Chapitre 3. Les Solutions des Problèmes Inverses et l'estimation de la Régularisation

3.2.5.2 Application

Les étapes du processus CLAHE sont les suivantes :

- Fractionnement de l'image en différentes régions (continu/sans chevauchement)
- Découpage de l'histogramme de chaque région à l'aide du seuil.
- Réaffecter les valeurs de pixel et les répartir uniformément.
- Effectuer une péréquation locale dans les régions.
- Reconstruire les valeurs des pixels en utilisant l'interpolation linéaire [20].

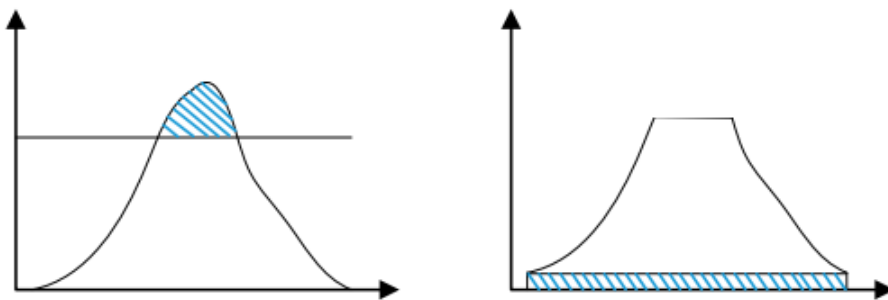


Figure 3.2 La distribution de l'histogramme avant et après l'écèlement

3.3 Solutions d'estimation de Régularisation : Optimisation

3.3.1 Algorithmes d'optimisation bio-inspirés

3.3.1.1 Cadre

Les applications de Framework d'optimisation sont presque partout, le but de chaque application est d'optimiser une solution. Dans les applications du monde réel, le processus est plus difficile, en raison des contraintes complexes et de plusieurs facteurs et paramètres.

3.3.1.2 Défis

Les applications d'optimisation sont très difficiles à résoudre. Plusieurs facteurs et problèmes doivent être pris en compte, notamment l'heuristique, l'efficacité, le choix et les contraintes de temps.

Chapitre 3. Les Solutions des Problèmes Inverses et l'estimation de la Régularisation

- Heuristique

Les algorithmes heuristiques peuvent être définis en utilisant le théorème du singe infini, qui est basé sur la probabilité de produire différents textes donnés qui peuvent être unifiés en un seul. Les algorithmes heuristiques et métaheuristiques sont similaires dans cette approche théorème. Cependant, il existe certaines différences clés, notamment l'apprentissage lors de la génération, la sélection des solutions les meilleures et les plus adaptées, les composants stochastiques et déterministes de tous les algorithmes heuristiques et la combinaison de l'historique et de la sélection. Ces différences ont rendu les algorithmes heuristiques supérieurs à l'approche de typage aléatoire des singes.

En ce qui concerne les algorithmes métaheuristiques, ils sont considérés comme l'application de niveau supérieur des heuristiques, en raison de leur caractéristique d'apprentissage passé et de leur capacité à sélectionner les meilleures solutions.

- Efficacité

L'efficacité d'un algorithme d'optimisation est liée à plusieurs facteurs, notamment sa structure, son comportement de génération et le paramétrage. L'implémentation de l'algorithme sous la bonne forme est essentielle pour contrôler la recherche souhaitée. De plus, les classes locales et globales sont la principale caractéristique des algorithmes d'optimisation. Les algorithmes métaheuristiques bio-inspirés modernes sont généralement classés comme globaux.

- Choix

Le choix du bon algorithme d'optimisation pour un problème donné est très difficile. Cela dépend généralement du type de problème, de la nature du problème, des solutions visées, des ressources informatiques, du délai, de la mise en œuvre de l'algorithme et de la prise de décision.

La nature spécifique de l'algorithme d'optimisation détermine son adéquation à différentes formes de problèmes. En plus de cela, la solution visée et la disponibilité des ressources informatiques sont indispensables. L'obtention de solutions supérieures peut être réalisée en un temps pratique important. De plus, la disponibilité des matériaux (logiciels) est le facteur principal qui contrôle le choix de l'algorithme.

Trouver l'algorithme le plus adapté à un problème donné pour obtenir de bonnes solutions est le principal défi dans différentes applications. Cette démarche de recherche est encore en progression puisque le choix des algorithmes dépend essentiellement de l'expérience de recherche, et de la disponibilité des ressources.

Chapitre 3. Les Solutions des Problèmes Inverses et l'estimation de la Régularisation

- Contraintes

La rapidité à trouver une solution à un problème est considérée comme l'un des principaux défis. Pour une application parfaite des méthodes de résolution dans la pratique, le temps doit être court. Ce qui fait du facteur temps la principale contrainte de presque tous les algorithmes.

L'évaluation de la fonction objective est également un processus coûteux. Une approche qui peut réduire le temps de calcul de l'évaluation rendra l'algorithme plus efficace.

3.3.1.3 Applications

Les algorithmes métaheuristiques peuvent être classés en deux catégories : algorithmes basés sur le SI et non basés sur le SI.

- Algorithmes basés sur SI

Le principe principal des algorithmes basés sur le SI est la multiplicité des agents, qui s'inspire du comportement des essaims dans différents systèmes biologiques. De plus, ils ont des algorithmes d'intelligence collective similaires.

* Algorithmes Fourmis et Abeilles

Ce type d'algorithme est basé sur le comportement des fourmis. La bonne évaporation des phéromones conduit au bon comportement de l'algorithme en termes de recherche des bonnes solutions, qui peut être défini avec l'équation suivante

$$p^{t+1} = \delta + (1 - \rho)p^t \quad (3.12)$$

ρ est le taux d'évaporation, δ est le dépôt incrémental. De plus, bien définir l'itinéraire est essentiel. Plusieurs recherches et améliorations de ce type d'algorithme ont été menées pour gérer le dépôt de phéromones, le processus d'évaporation et les probabilités d'itinéraire.

Concernant les algorithmes apicoles, ils s'inspirent du comportement des abeilles mellifères. La danse frétilante et la maximisation du nectar sont les principales caractéristiques qui ont été utilisées pour la simulation des abeilles butineuses dans l'espace de recherche.

* Algorithme de chauve-souris

L'algorithme de chauve-souris (BA) est basé sur le comportement d'écholocation des microbats. Son équation principale de mise à jour est définie comme suit :

$$f_i = f_{\min} + (f_{\max} - f_{\min})\varepsilon, v_i^{t+1} = v_i^t + (x_i^t - x^*)f_i, x_i^{t+1} = x_i^t + v_i^t \quad (3.13)$$

Chapitre 3. Les Solutions des Problèmes Inverses et l'estimation de la Régularisation

ε est le nombre aléatoire tiré de la distribution uniforme, et x^* est la meilleure solution mise à jour après les itérations.

* Optimisation de l'essaim de particules

Le PSO est basé sur le comportement des essaims, comme le mouvement des poissons et des oiseaux dans la nature. Les caractéristiques des particules sont la vitesse et la position, et la formule de mise à jour est définie comme suit :

$$v_i^{t+1} = v_i^t + \alpha \varepsilon_1 [g^* - x_i^t] + \beta \varepsilon_2 [x_i^* - x_i^t] \quad (3.14)$$

g^* est la meilleure solution actuelle, x_i^* est la meilleure solution individuelle pour la particule, ε_1 et ε_2 sont les variables aléatoires, et α/β sont les paramètres d'apprentissage. La fonction de mise à jour est décrite comme suit :

$$x_i^{t+1} = x_i^t + v_i^{t+1} \quad (3.15)$$

* Algorithme Firefly

FA est basé sur le comportement des lucioles, le mouvement de la luciole i est attiré par un nouveau et plus attrayant j . Ce processus peut être défini à l'aide de l'équation non linéaire suivante :

$$x_i^{t+1} = x_i^t + \beta_0 e^{-\gamma r_{ij}^2} (x_j^t - x_i^t) + \alpha \varepsilon_i^t \quad (3.16)$$

β_0 est la valeur d'attractivité, elle est liée à la distance entre les lucioles. Cette variation peut être représentée par l'expression suivante :

$$\beta = \beta_0 e^{-\gamma r^2} \quad (3.17)$$

* Recherche de Cuckoo

Le CS est influencé par le parasitisme du couvain de différentes espèces de coucous. L'amélioration de cet algorithme dans l'application récente l'a rendu supérieur aux autres algorithmes. La marche aléatoire locale utilisée par cet algorithme s'écrit:

$$x_i^{t+1} = x_i^t + \alpha s H(p_a - \varepsilon) (x_j^t - x_k^t) \quad (3.18)$$

Chapitre 3. Les Solutions des Problèmes Inverses et l'estimation de la Régularisation

x_j^t et x_k^t sont les deux solutions, qui sont fournies sur la base de la permutation aléatoire. CS est connu pour être efficace dans la résolution de différents problèmes d'optimisation d'ingénierie.

- *Algorithmes non basés sur Si*

* Algorithmes de recuit simulés

SA est une forme améliorée de l'algorithme Metropolis-Hasting, qui a été utilisé dans plusieurs applications. Il est basé sur l'approche stochastique pour générer de nouveaux mouvements et décider de l'acceptation. La probabilité de type Boltzmann est utilisée pour accepter de nouveaux coups, elle est définie comme :

$$p = \exp \left[-\frac{\Delta E}{k_B T} \right] \quad (3.19)$$

k_B est la constante de Boltzmann, T représente la température pour contrôler l'opération de recuit, et ΔE est la variation d'énergie, qui est liée à la fonction objective.

* Algorithme Génétique

GA s'inspire de la théorie de l'évolution de Darwin concernant les systèmes biologiques. Il utilise les opérateurs, croisement, mutation et sélection. La solution est codée sous la forme d'une chaîne nommée chromosome. GA a été utilisé dans différents domaines d'optimisation et prouve son efficacité dans la résolution de ces types de problèmes.

* Évolution Différentielle

DE est un algorithme évolutif basé sur des vecteurs, qui est similaire au principe de la recherche de motifs convolutifs. En utilisant DE, la solution $x_{i,t}$ génération différente t est présentée comme :

$$x_i^t = (x_{1,i}^t, x_{2,i}^t, \dots, x_{d,i}^t) \quad (3.20)$$

Le DE est basée sur trois étapes essentielles : la mutation, le croisement et la sélection [21][22].

Chapitre 3. Les Solutions des Problèmes Inverses et l'estimation de la Régularisation

3.3.2 Algorithmes Récents pour Résoudre les Problèmes de Traitement d'image

3.3.2.1 Algorithme d'optimisation d'essaim de Particules à Comportement Quantique Gaussien

L'algorithme Gaussian Quantum-Behaved Particle Swarm Optimization (GQPSO) est une méthode améliorée basée sur l'algorithme classique Particle Swarm Optimization (PSO). Tandis que Quantum Particle Swarm Optimization (QPSO) est l'extension du comportement quantique du modèle PSO. De plus, la fusion du comportement gaussien conduit à des applications plus efficaces pour résoudre des problèmes d'optimisation dans divers domaines de recherche.

Dans GQPSO, les particules se déplacent selon l'équation itérative suivante:

$$\begin{aligned} x_i(t+1) &= P + \beta \cdot |Mbest_i - x_i(t)| \cdot \ln\left(\frac{1}{u}\right), \quad \text{if } k \geq 0.5 \\ x_i(t+1) &= P - \beta \cdot |Mbest_i - x_i(t)| \cdot \ln\left(\frac{1}{u}\right), \quad \text{if } k < 0.5 \end{aligned} \quad (3.21)$$

Où β est le coefficient de contraction-expansion, les valeurs u et k sont pertinentes pour la distribution de probabilité de la plage de fonctions. Ils sont générés en utilisant les fonctions de distribution de probabilité uniforme dans la plage $[0-1]$. Le $Mbest$ est le point global de la population (la pensée dominante ou le meilleur moyen). Il représente la moyenne des positions $Pbest$ de toutes les particules. Il est défini comme :

$$Mbest = \frac{1}{N} \sum_{d=1}^N P_{g,d}(t) \quad (3.22)$$

La meilleure particule de l'essaim est représentée par g . Le concept de convergence est défini comme :

$$P = \frac{c_1 \cdot P_{i,d} + c_2 \cdot P_{g,d}}{c_1 + c_2} \quad (3.23)$$

Où c_1 et c_2 sont les coefficients d'accélération [23].

3.3.2.2 Algorithme d'optimisation des colonies artificielles

L'algorithme d'optimisation des colonies d'abeilles artificielles est un algorithme méta-heuristique basé sur la population, basé sur le mouvement de recherche de nourriture de l'abeille, la source de nourriture dans la population est liée aux paramètres de contrôle de la

Chapitre 3. Les Solutions des Problèmes Inverses et l'estimation de la Régularisation

méthode. La population et la sélection sont les principaux processus associés à l'algorithme d'optimisation ABC [24].

La source de nourriture dans la population initiée est décrite par la formule suivante:

$$x_t^j = x_{min}^j + rand(0,1)(x_{max}^j - x_{min}^j) \quad \forall j = 1, 2, \dots, D \quad (3.24)$$

Où x_{max}^j et x_{min}^j sont les bornes, la phase d'abeille employée est présentée comme suit:

$$v_{ij} = x_{ij} + \Phi_{ij}(x_{ij} - x_{kj}) \quad (3.25)$$

Où $\Phi_{ij}(x_{ij} - x_{kj})$ est la taille du pas, nous définissons la probabilité de fitness la plus élevée avec:

$$P_i = \frac{f_i}{\sum_{j=1}^{NS} f_j} \quad (3.26)$$

3.3.2.3 Algorithme d'optimisation Pelican

POA est un nouvel algorithme d'optimisation méta-heuristique inspiré du comportement du pélican lors de la recherche de nourriture. Dans les algorithmes basés sur la population, chaque membre représente une solution candidate. L'initialisation des membres de la population est définie par l'équation suivante :

$$x_{i,j} = l_j + rand.(u_j - l_j), i = 1, 2, \dots, N, \quad j = 1, 2, \dots, m, \quad (3.27)$$

Où $x_{i,j}$ est la valeur de la variable j th et il est identifié par le i th solution candidate, N représente le nombre de variables, m est le nombre de problèmes, $rand$ est le nombre aléatoire dans l'intervalle $[0,1]$, l_j et u_j sont les bornes inférieure et supérieure des variables du problème.

La matrice de population identifie les membres des pélicans dans la POA. Il est donné comme:

$$X = \begin{bmatrix} X_1 \\ \vdots \\ X_i \\ \vdots \\ X_N \end{bmatrix}_{N \times m} = \begin{bmatrix} x_{1,1} & x_{1,j} & x_{1,m} \\ x_{i,1} & x_{i,j} & x_{i,m} \\ x_{N,1} & x_{N,j} & x_{N,m} \end{bmatrix}_{N \times m} \quad (3.28)$$

X est la matrice de population et X_i est le i th du pélican. En ce qui concerne les valeurs de la fonction objectif, elles sont obtenues à l'aide de l'équation suivante :

Chapitre 3. Les Solutions des Problèmes Inverses et l'estimation de la Régularisation

$$F = \begin{bmatrix} F_1 \\ \vdots \\ F_i \\ \vdots \\ F_N \end{bmatrix}_{N \times 1} = \begin{bmatrix} F(X_1) \\ \vdots \\ F(X_i) \\ \vdots \\ F(X_N) \end{bmatrix}_{N \times 1} \quad (3.29)$$

F est le vecteur de la fonction objectif. La stratégie de chasse du POA est composée d'une phase d'exploration où le POA proposé découvre plusieurs zones de l'espace de recherche ; et la phase d'exploitation qui conduit à la convergence du POA vers une meilleure solution dans la zone de chasse. La meilleure solution candidate acquise après les itérations de l'algorithme est la solution optimale pour le problème donné.

La stratégie du pélican pour se déplacer vers l'environnement de la proie est définie par l'équation suivante :

$$x_{i,j}^{P_1} = \begin{cases} x_{i,j} + \text{rand} \cdot (p_j - I \cdot x_{i,j}), & F_p < F_i; \\ x_{i,j} + \text{rand} \cdot (x_{i,j} - p_j), & \text{else} \end{cases} \quad (3.30)$$

$x_{i,j}^{P_1}$ est le nouveau statut de la i th pélican dans le j th dimension, I est un nombre aléatoire (1/2), p_j est la position de la proie dans la j th dimension, et F_p est la valeur de la fonction objectif. La mise à jour effective permet à l'algorithme d'empêcher le déplacement vers des zones non optimales. Cette caractéristique est décrite comme :

$$X_i = \begin{cases} X_i^{P_1}, & F_i^{P_1} < F_i \\ X_i, & \text{else} \end{cases} \quad (3.31)$$

$X_i^{P_1}$ est le nouveau statut du i ème pélican et $F_i^{P_1}$ est sa fonction objective. Pour assurer la convergence vers une meilleure solution, l'algorithme examine et scanne les points au voisinage de l'emplacement du pélican. Ce processus est simulé mathématiquement comme :

$$x_{i,j}^{P_2} = x_{i,j} + R \cdot \left(1 - \frac{t}{T}\right) \cdot (2 \cdot \text{rand} - 1) \cdot x_{i,j} \quad (3.32)$$

$x_{i,j}^{P_2}$ est le nouveau statut de la i th pélican dans le j th dimension comme deuxième phase. La mise à jour effective accepte ou rejette la nouvelle position du pélican, qui est modélisée comme suit :

$$X_i = \begin{cases} X_i^{P_2}, & F_i^{P_2} < F_i \\ X_i, & \text{else} \end{cases} \quad (3.33)$$

Chapitre 3. Les Solutions des Problèmes Inverses et l'estimation de la Régularisation

$X_i^{P_2}$ est le nouveau statut de la i th pélican, et $F_i^{P_2}$ est la valeur de la fonction objective [25].

3.4 Conclusion

Ce chapitre a couvert différentes solutions aux problèmes inverses de traitement d'images médicales. Les solutions aux problèmes inverses et l'estimation de la régularisation sont au centre de ce chapitre. Nous avons défini le principe de l'approche d'optimisation bio-inspirée, et nous avons présenté des applications récentes et des algorithmes basés sur ce cadre. Cette approche représente le principe de base de notre approche proposée pour l'estimation de la régularisation, ce qui conduit à améliorer les performances des solutions de traitement d'images médicales.

Chapitre 4: Résultats et Contributions

Chapitre 4. Résultats et contributions

4.1 Introduction

Dans ce chapitre, nous présentons les résultats et les contributions des recherches qui ont été menées. Ce chapitre est composé de deux sections : application de restauration/déconvolution d'images médicales et applications de filtrage/amélioration de contraste d'images médicales. Dans ces sections, nous illustrons les avantages de nos méthodes proposées, en termes d'amélioration des solutions des problèmes inverses.

En plus de cela, nous démontrons la différence dans le traitement du problème d'estimation de la régularisation entre les différentes applications et solutions. Parallèlement à l'adaptation des algorithmes d'optimisation à ces problèmes de régularisation.

4.2 Restauration d'images Médicales / Déconvolution

4.2.1 Un Nouvel algorithme d'optimisation Bio-inspiré pour la Restauration d'images Médicales à l'aide d'un Filtrage Inverse Régularisé Amélioré

4.2.1.1 Cadre

La restauration d'images est un problème de longue date dans le domaine du traitement d'images. Les méthodes de régularisation sont largement employées pour obtenir des solutions significatives représentées sous forme d'images restaurées après dégradation. Ce dernier est causé par de nombreux facteurs, notamment la déficience des systèmes d'image et les conditions de génération non idéales lors de l'acquisition d'images [26][27][28].

Dans les applications d'imagerie médicale, il existe deux sources principales à l'origine du processus de dégradation de l'image, à savoir (1) le flou lié au système d'imagerie et (2) le bruit résultant des fluctuations d'intensité du signal [29][30] [31][32]. Dans cette procédure, le filtre inverse régularisé est couramment appliqué dans le traitement des images médicales, y compris le filtrage, la restauration et la déconvolution des images, car il prend en compte le flou, les informations sur le bruit et le comportement pendant l'opération de traitement [33][34][35]. Le paramètre de régularisation dans l'approche de traitement d'image contrôle les performances et l'efficacité de l'opération de restauration d'image ; il est estimé avec plusieurs méthodes dans la littérature de recherche [36][37][38][39].

Ce travail applique une nouvelle approche de restauration d'images médicales nommée ERIFGQPSO basée sur un algorithme d'optimisation d'essaim de particules à comportement quantique gaussien et un filtre inverse régularisé amélioré avec estimation des paramètres de régularisation. Cette approche contrôle l'opération de restauration du floutage et du débruitage

Chapitre 4. Résultats et contributions

de l'image médicale avec une estimation de régularisation pour une meilleure qualité et netteté de l'image médicale.

4.2.1.2 Travaux connexes

Récemment, la recherche s'est concentrée sur les techniques de restauration d'images dans le domaine médical en raison de leur importance et de leurs complications. Le filtrage de Wiener est une méthode reconnue dans la restauration d'images médicales pour différentes modalités d'imagerie [40][41]. Cette méthode fournit des résultats de restauration d'image impressionnants. Cependant, le processus aléatoire de la modélisation de l'image, ainsi que les variances de flou et de bruit, ont rendu ce point de vue peu attrayant pour de nombreux chercheurs [42][43][44][45].

Wang et al. [46] ont proposé d'appliquer des méthodes de filtrage inverse régularisé (Total Variation, Framelet Approach) dans la déconvolution d'image aveugle car elles fournissent des résultats similaires au modèle Wiener-Filtering avec moins d'exigences d'informations préalables. En comparant les performances de ces méthodes, le modèle établi visait à déterminer le filtre inverse approprié pour la déconvolution en aveugle à l'image.

En revanche, l'estimation du paramètre de régularisation est essentielle pour contrôler l'opération de restauration de l'image médicale pour les processus de défloutage et de débruitage [47] [48] [49]. Sheer et al. [50] ont étudié l'impact de l'estimation des paramètres de régularisation sur la restauration d'images médicales à l'aveugle grâce à l'utilisation d'un filtre de Wiener itératif. Le filtre de restauration modifié proposé dans l'ouvrage mentionné précédemment est efficace en restauration d'images médicales. Dans le même contexte, cette étude étudie la démonstration du comportement du paramètre de régularisation et l'impact de son estimation sur les performances du filtre itératif. Cependant, une comparaison plus poussée des résultats avec des études récentes devrait être envisagée pour déterminer la performance du modèle de filtre de Wiener.

Les applications d'optimisation et d'algorithmes bio-inspirés sont considérées comme des méthodes hautement recommandées dans les opérations de segmentation d'images [51][52][53]. Le cadre d'optimisation a eu une performance adéquate dans l'amélioration des résultats de segmentation d'image. Semchedine et al. [54] ont proposé d'appliquer un algorithme modifié d'optimisation d'essaim de particules floues dans la segmentation d'images IRM cérébrales. Cette approche prouve son efficacité en termes de temps d'exécution et de qualité

Chapitre 4. Résultats et contributions

de la solution. Le modèle proposé surpasse l'algorithme FPSO standard, et les résultats de la comparaison incluaient les performances de qualité d'image et le temps CPU.

4.2.1.3 Approche proposée

Dans notre approche proposée, nous avons procédé en deux étapes :

(1) Premièrement, nous avons étudié l'impact du choix du paramètre de régularisation α sur l'opération de restauration en utilisant ERIF. La figure 4.2 représente la restauration d'images CT de l'abdomen à l'aide de la méthode ERIF, avec (a) comme image d'origine et (b) comme image dégradée, tandis que (c) et (d) sont les images restaurées à l'aide de l'ERIF pour deux valeurs de paramètres de régularisation.

Les valeurs du paramètre de régularisation α , du flou et des niveaux de bruit sont respectivement de 0,01, 10,59, 0,1 et 2. La valeur standard du paramètre de régularisation, en utilisant le filtre inverse est égale à 0,01. L'estimation de la valeur α améliore les performances du filtre inverse et la qualité de l'image, comme le montre la figure 4.2. La qualité du défloutage des images médicales est évaluée à l'aide des valeurs de la fonction de mesure de la netteté (SMF). D'autre part, l'estimation du taux du processus de débruitage est obtenue par les valeurs du rapport signal sur bruit de crête (PSNR) et les valeurs de la carte d'indice de similarité de structure (SSIM). La valeur RPR du taux de performances de restauration représente la moyenne des trois paramètres SMF, PSNR et SSIM.

(2) Deuxièmement, nous utilisons notre méthode ERIFGQPSO pour estimer les valeurs α des processus de brouillage et de débruitage d'image, afin d'obtenir les performances de restauration d'image médicale les plus précises.

Chapitre 4. Résultats et contributions

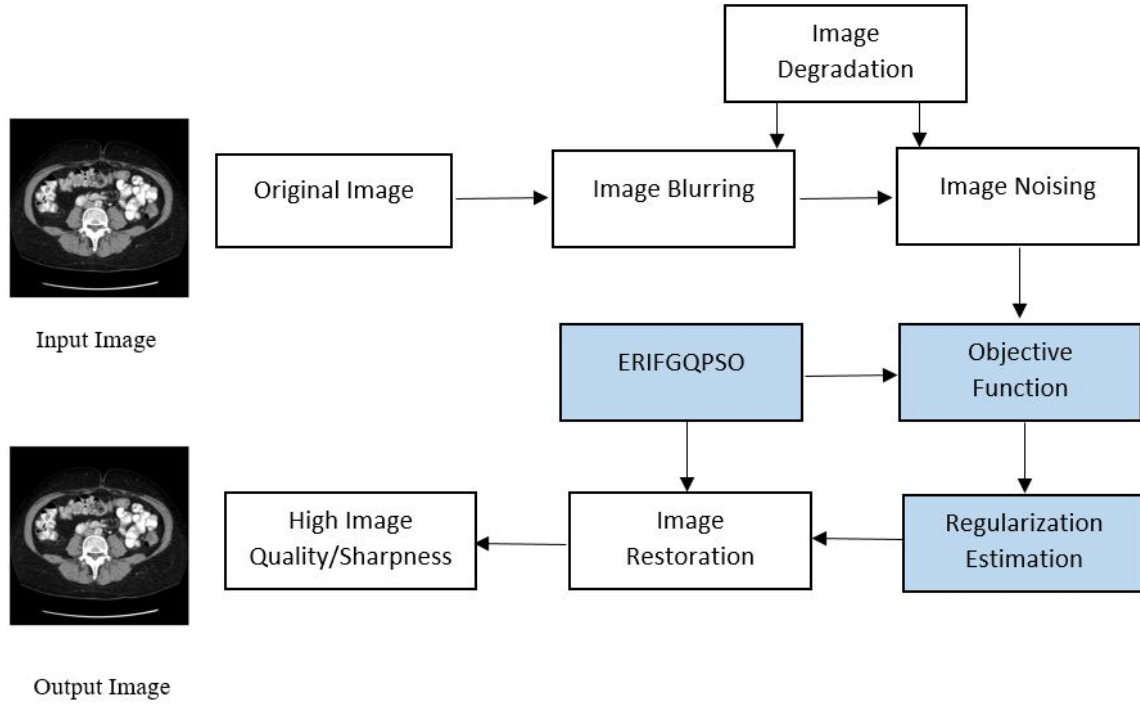


Figure 4.1 Approche proposée de restauration d'images médicales

La fonction objective qui définit l'opération de restauration d'image est la relation d'ajustement entre les valeurs de α , de bruit et de flou puisqu'elle considère la solution pour la performance très précise des processus de suppression de flou et de débruitage. La fonction décrite ci-dessous a été ajustée après avoir effectué plusieurs tests, en étudiant la distribution du paramètre de régularisation, du flou et du bruit comme variables dépendantes avec des valeurs constantes de PSNR et SMF. Les deux équations personnalisées résultantes sont représentées comme suit:

$$\alpha_1 = -0,082 - 0,1509 \cdot \sin(0,8558 \cdot \pi \cdot B_1 \cdot N_1) + 0,2906 \cdot \exp(-(0,6614 \cdot N_1)^2)$$

$$\alpha_2 = 6,299 + 3,211 \cdot \sin(-10,77 \cdot \pi \cdot B_2 \cdot N_2) - 5,364 \cdot \exp(-(0,82 \cdot N_2)^2) \quad (4.1)$$

En fait, en ce qui concerne le processus de défloutage, α_1 , B_1 , et N_1 sont respectivement les paramètres de régularisation, le bruit et les valeurs de flou. Alors que α_2 , B_2 , et N_2 représentent les mêmes valeurs pour l'opération de débruitage.

Chapitre 4. Résultats et contributions

ERIFGQPSO Algorithm	
1	Input: Original image Add the gaussian noise and blur to the original image
2	/// STEP1 ERIF
3	<i>RIF</i> Restoration function
4	Fixe RIF values (n, N, B)
5	/// STEP2 GQPSO
	Fixe GQPSO parameters d, n
6	Choosing lb,ub values (related to the noise and blur values, N, B)
7	Fixe the number of iterations, and constants c1,c2,w1,w1
8	Generate the initial population
9	Evaluate the objective function (Eq. 4.1 (1 or 2) with α_1 or α_2 for the deblurring or denoising process)
10	Initialize the Pbest and Gbest
11	GQPOS main loop
12	Iter = 1
13	While iter<itermax
14	Update position (solution to Mbest
15	Check bounds
16	Update Pbest
17	Update Gbest
18	Plotting the convergence results (fitness value /iteration)
19	End
	/// STEP3 ERIFGQPSO
	Estimated values (α_1 and α_2 as the fitness value for the deblurring or denoising process))
20	Output: Restored image

4.2.1.4 Résultats

La restauration d'image à l'aide de l'ERIF ordinaire est contrôlée par le choix pertinent du paramètre de régularisation comme le montre la figure 4.2, cette alternative commande la performance de la méthode dans le processus de débrouillage et de débruitage. La figure 4.3 représente la variation des valeurs SMF et PSNR. (a) Démontre la variation des valeurs SMF avec α , et (b) représente la variation PSNR avec α . De plus, cette figure décrit la qualité de la restauration de l'image médicale ainsi que la variation des paramètres de régularisation. De plus, le processus de défloutage est évalué avec la variation SMF. Et le PSNR définit l'efficacité de l'opération de débruitage.

Chapitre 4. Résultats et contributions

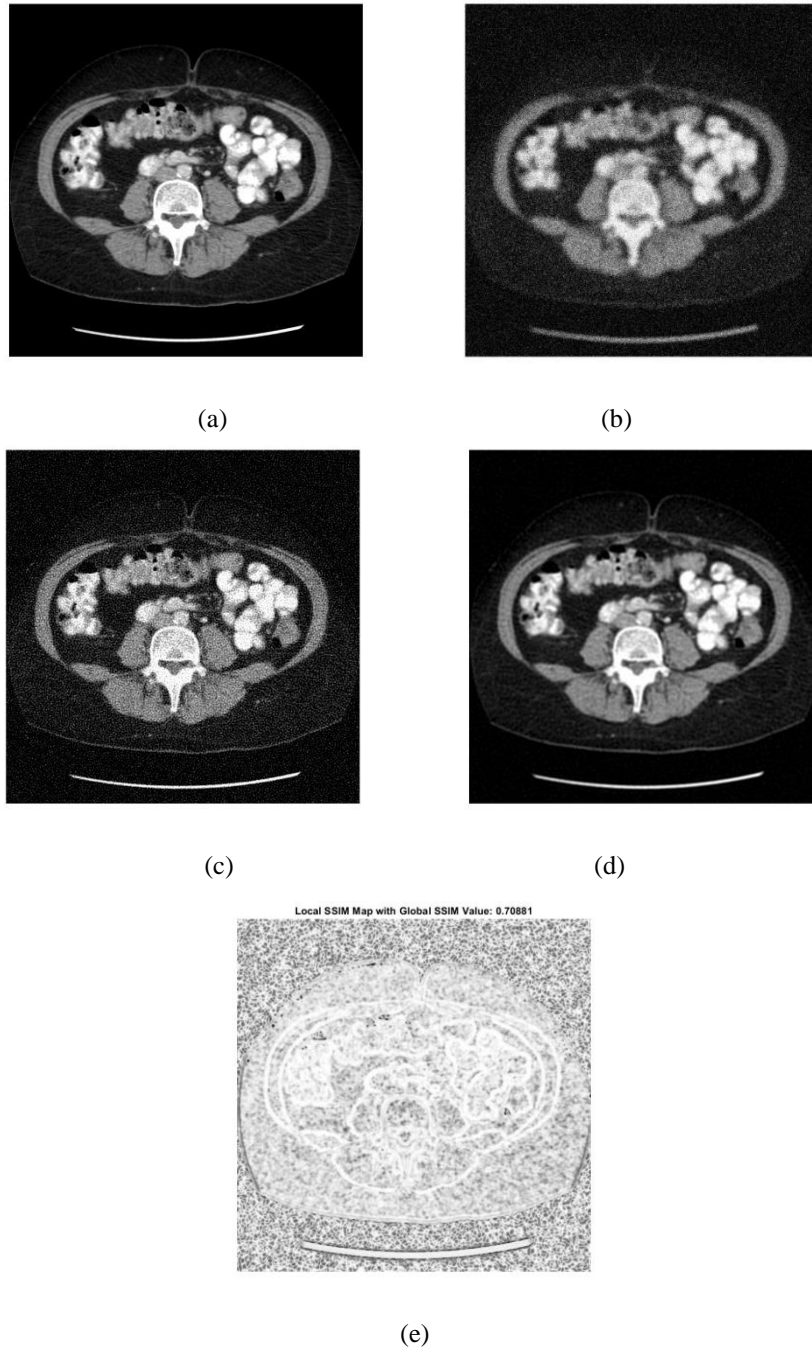
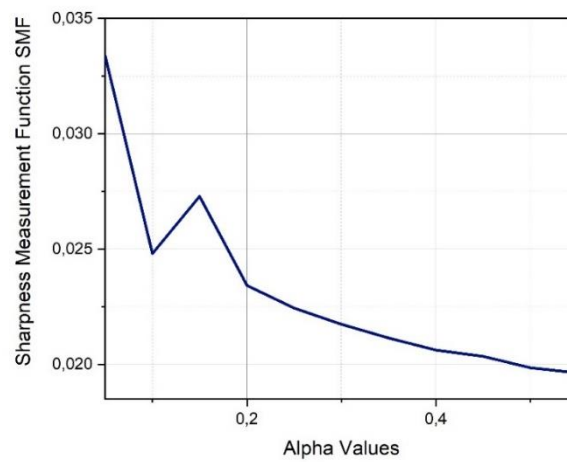
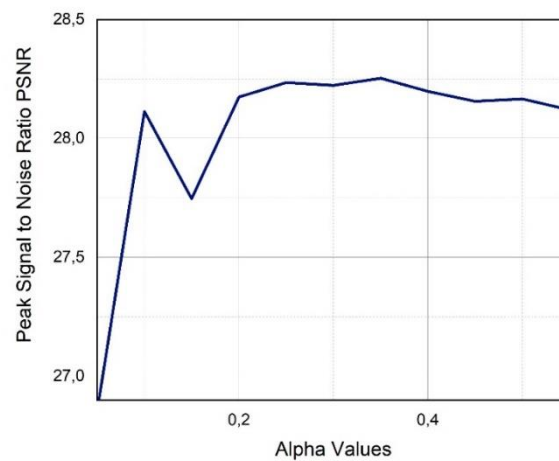


Figure 4.2 Restauration d'image CT de l'abdomen à l'aide d'ERIF, (a) : image d'origine, (b) : image dégradée (floue et bruitée), (c) : image restaurée à l'aide d'ERIF, valeur de bruit = 0,1, valeur de flou = 2, $\alpha = 0,01$, (d) : image restaurée à l'aide d'ERIF, valeur de bruit = 0,1, valeur de flou = 2, $\alpha = 10,59$ (e) : carte d'indice de similarité de structure (SSIM), les régions sombres correspondent aux zones où l'image dégradée diffère de l'original, les régions claires correspondent à les zones où la dégradation a moins d'impact sur l'image.

Chapitre 4. Résultats et contributions



(a)



(b)

Figure 4.3 La variation des valeurs SMF et PSNR avec le paramètre de régularisation α , les valeurs de flou et de bruit sont fixes, (a) : variation SMF avec α , (b) : variation PSNR avec α .

Les processus de floutage et de débruitage fonctionnent de différentes manières. L'utilisation de l'algorithme ERIF avec une petite valeur de α produit des images plus nettes avec un niveau de bruit élevé. Au contraire, une valeur plus importante du paramètre de régularisation donne des images plus propres mais plus floues. Cette idée a été illustrée à la figure 4.4, qui représente la restauration d'images radiographiques thoraciques à l'aide d'ERIF. Dans la même figure, (a) est l'image d'origine, (b) représente l'image dégradée, (c) et (d) sont les images restaurées à l'aide d'ERIF, et les valeurs α sont respectivement de 0,3 et 11.

Chapitre 4. Résultats et contributions

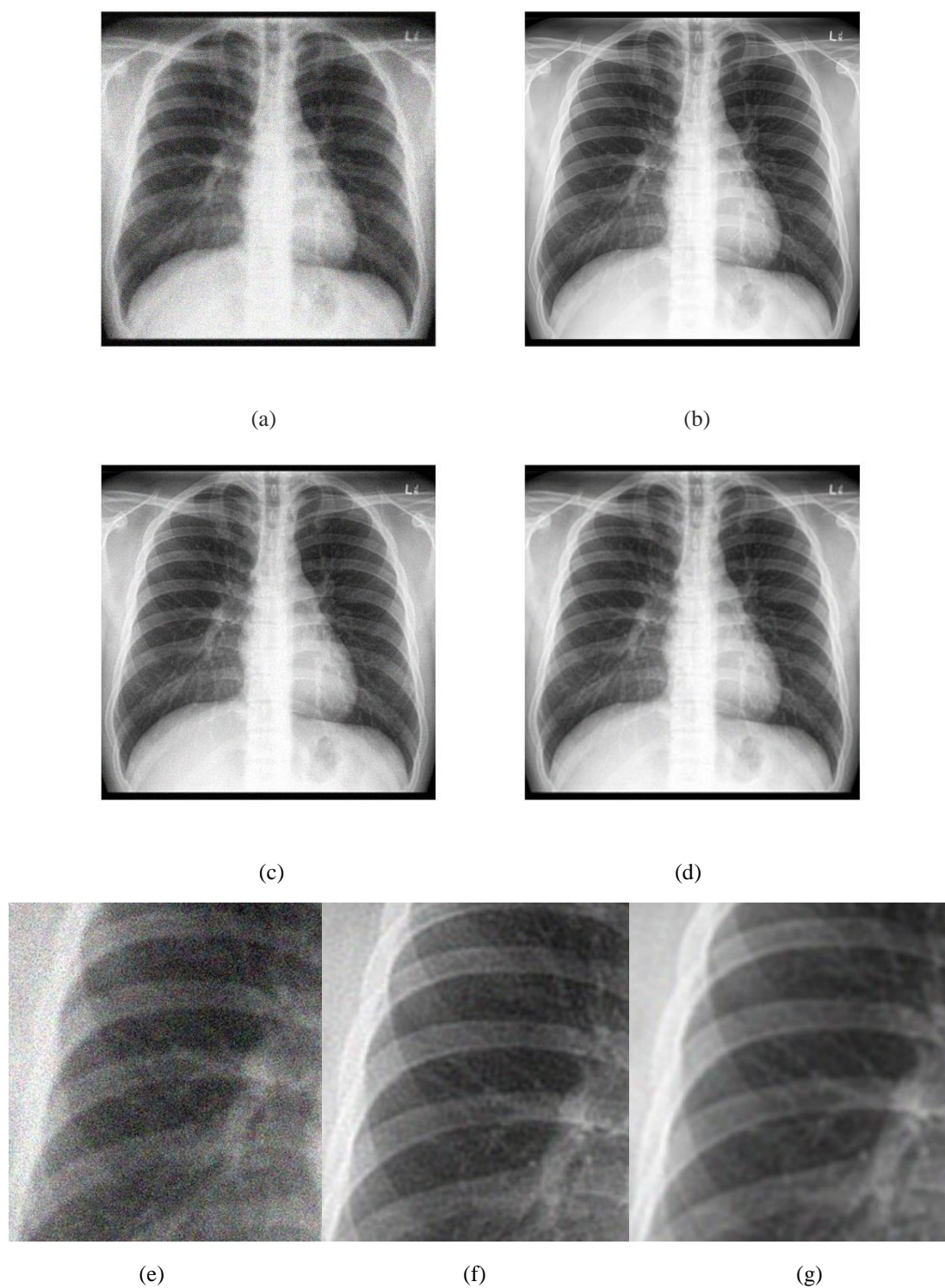


Figure 4.4 Restauration d'image de radiographie thoracique à l'aide d'ERIF, (a) : Image originale, (b) : Image dégradée (floue et bruitée), (c) : Image restaurée à l'aide d'ERIF avec $\alpha = 0,3$, (d) : Image restaurée à l'aide d'ERIF avec $\alpha=11$, (e) : Image dégradée zoomée, (f) : Image restaurée zoomée avec $\alpha=0.3$, (g) : Image restaurée zoomée avec $\alpha=11$.

Chapitre 4. Résultats et contributions

À cet égard, l'estimation de la valeur appropriée de α pour contrôler les opérations de débrouillage et de débruitage d'image est extrêmement nécessaire pour obtenir une performance très précise, en particulier, une meilleure qualité d'image et une meilleure netteté.

Nous utilisons l'équation 4.1 pour estimer la valeur α , en utilisant notre méthode ERIFGQPSO proposée. Les images médicales CT, radiographiques et échographiques utilisées pour évaluer notre approche ont été recueillies à partir de Radiopaedia [55] ; les images réelles sont extraites et enregistrées au format TIFF. Les niveaux de bruit gaussien varient entre [10%-90%]. La plage des valeurs de flou est [1-9] et l'intervalle des valeurs α est [0-15]. Le modèle proposé dans cette étude a été appliqué après avoir choisi les valeurs de paramètres suivantes : nombre d'itérations $n=100$, dimension des variables $d=2$, coefficients d'accélération $c1=1$, $c2=1$, poids d'inertie $w1=1$, $w2=1$.

Le tableau 1 présente les valeurs SMF, PSNR et SSIM de la restauration d'images CT de l'abdomen à l'aide de notre méthode ERIFGQPSO proposée. De plus, pour définir qualitativement les performances de l'algorithme. Les figures 4.5, 4.6 et 4.7 représentent la restauration des images médicales générées par différentes modalités d'imagerie (image CT Abdomen, image Chest X-Ray, image Ultrasound Horseshoes Kidney) à l'aide de l'algorithme ERIFGQPSO, en plus d'autres méthodes expérimentales.

Chapitre 4. Résultats et contributions

Tableau 4.1 Valeurs SMF, PSNR et SSIM de la restauration d'images CT de l'abdomen à l'aide du filtre inverse régularisé amélioré et de notre méthode ERIFGQPSO proposée, la valeur de bruit = 0,1 est fixée dans l'opération de suppression du flou, la valeur de flou = 2 est définie dans l'opération de débruitage.

ERIF	<i>Blur</i>	1	2	3	4	5	6	7	8	9
	<i>Value</i>									
	α value	0.1	0.1	0.1	0.1	0.1	0.1	0.1	0.1	0.1
	<i>SMF</i>	0.0208	0.0192	0.0173	0.158	0.0137	0.0115	0.0106	0.0099	0.0089
	<i>Noise</i>	0.05	0.1	0.15	0.2	0.25	0.3	0.35	0.4	0.45
	<i>Value</i>									
	α value	0.1	0.1	0.1	0.1	0.1	0.1	0.1	0.1	0.1
	<i>PSNR</i>	23.5688	20.9863	16.8456	12.45630	9.5462	7.2631	6.2310	4.8562	3.6253
	<i>SSIM</i>	0.6053	0.3582	0.1235	0.0923	0.0426	0.0325	0.0258	0.0152	0.0123
ERIFGQPSO	<i>Blur</i>	1	2	3	4	5	6	7	8	9
	<i>Value</i>									
	α value	0.85	2.09	1.68	1.72	1.99	1.32	0.36	1.52	1.76
	<i>SMF</i>	0.0278	0.0241	0.0210	0.0197	0.0182	0.0187	0.0263	0.0169	0.0163
	<i>Noise</i>	0.05	0.1	0.15	0.2	0.25	0.3	0.35	0.4	0.45
	<i>Value</i>									
	α value	11.39	10.59	9.44	8.52	8.91	11.35	14.37	14.11	9.93
	<i>PSNR</i>	26.7861	26.103	25.1731	24.7190	24.1164	23.5943	23.0455	22.5200	22,481
	<i>SSIM</i>	0.6697	0.6026	0.5225	0.4684	0.4246	0.4003	0.3762	0.3492	0.3064

Chapitre 4. Résultats et contributions

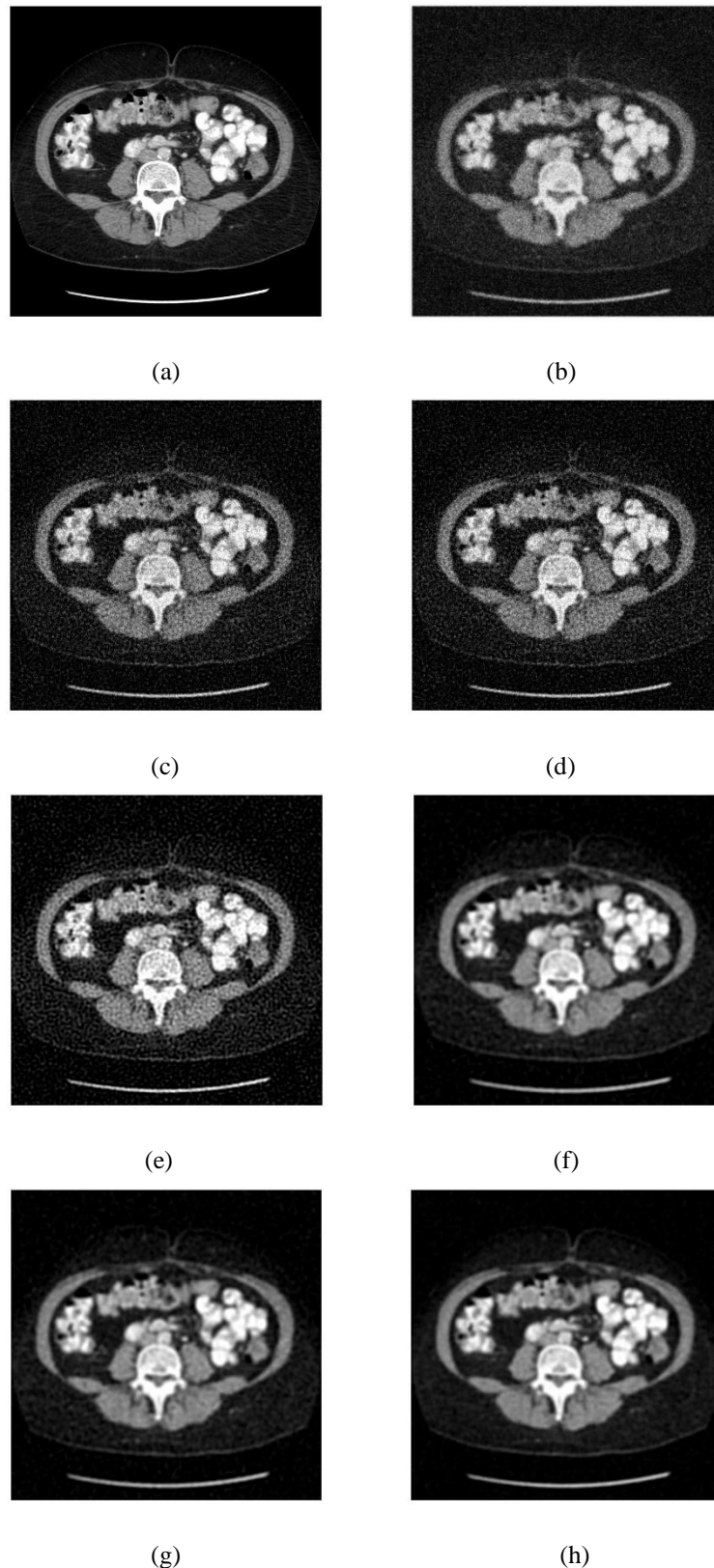


Figure 4.5 Restauration de l'image CT Abdomen à l'aide de notre algorithme ERIFGQPSO proposé et d'autres méthodes expérimentales. (a) : image originale, (b) : image dégradée un bruit = 0,1, valeur un flou = 2, (c) : image restaurée à l'aide de l'algorithme de Lucy-Richardson, (d) : image restaurée à l'aide du filtre de Wiener, (e) : Image restaurée à l'aide de la méthode ERIF, (f) : Image restaurée à l'aide de la méthode TGV-IG, (g) : Image restaurée à l'aide du modèle CSF, (h) : Image restaurée à l'aide de notre modèle ERIFGQPSO proposé.

Chapitre 4. Résultats et contributions

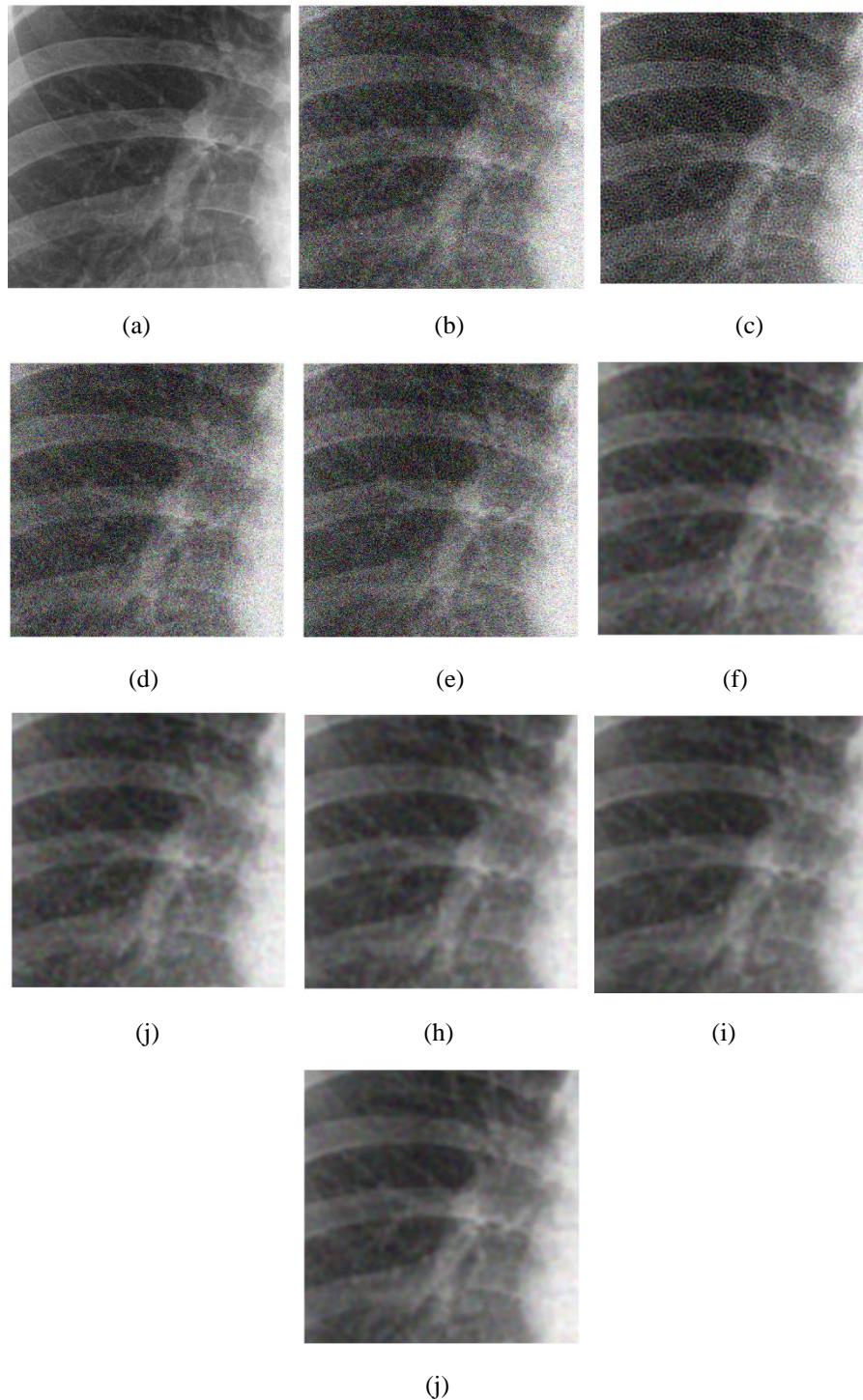


Figure 4.6 Restauration de l'image radiographique thoracique (image agrandie) à l'aide de notre algorithme ERIFGQPSO proposé et d'autres méthodes expérimentales. (a) : Image originale, (b) : Image dégradée avec valeur de bruit = 0,1, valeur de flou = 2, (c) : Image restaurée à l'aide de la méthode ERIF, (d) : Image restaurée à l'aide de l'algorithme de Lucy-Richardson, (e) : Image restaurée à l'aide du filtre de Wiener, (f) : image restaurée à l'aide du modèle ERIF-ABC, (g) : image restaurée à l'aide du modèle ERIF-PSO, (h) : image restaurée à l'aide du modèle TGV-IG, (i) : image restaurée à l'aide du CFS modèle, (j) : image restaurée à l'aide de notre modèle ERFGQPSO proposé.

Chapitre 4. Résultats et contributions

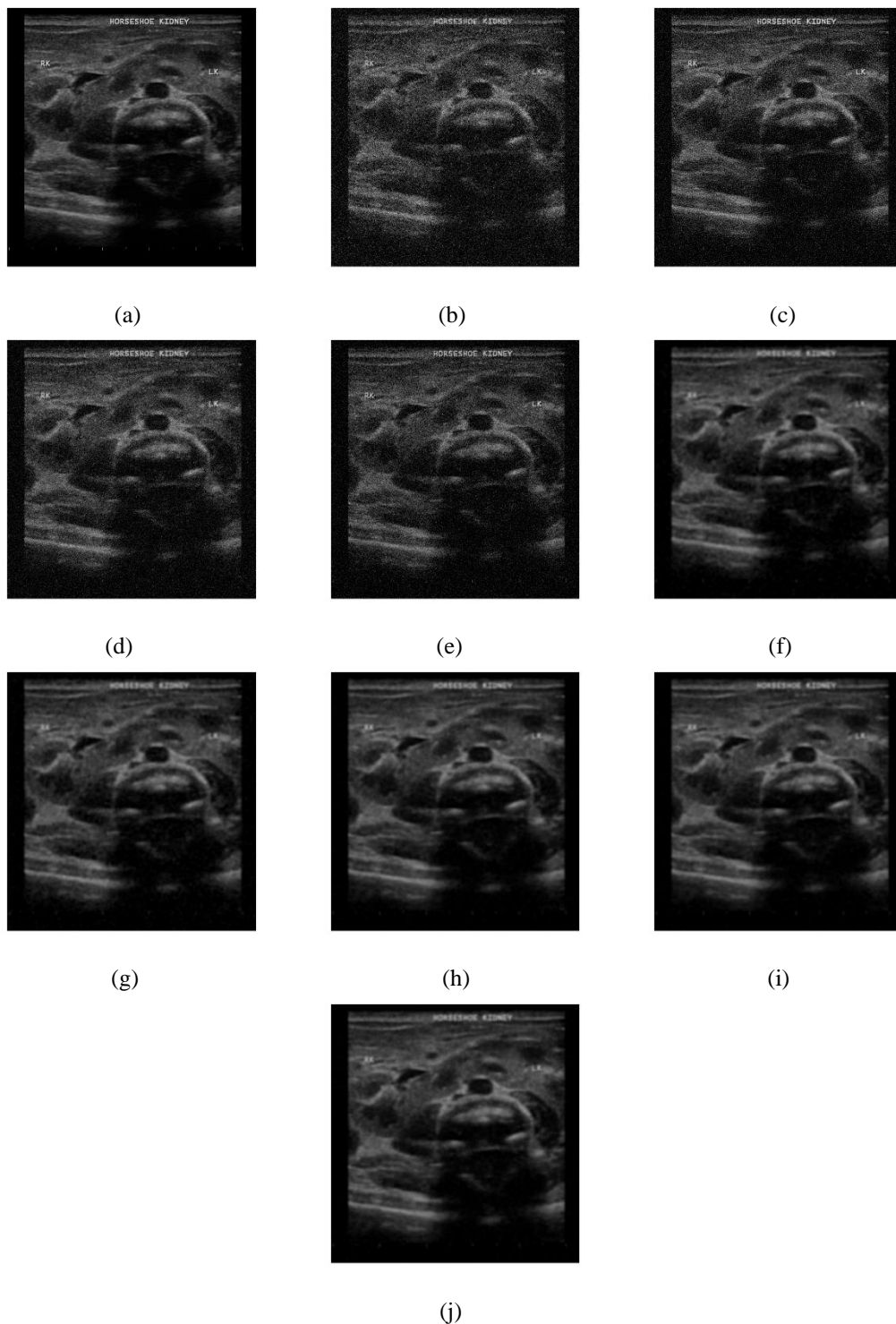


Figure 4.7 Restauration de l'image échographique du rein en fer à cheval à l'aide de notre algorithme ERIFGQPSO proposé et d'autres méthodes expérimentales. (a) : Image originale, (b) : Image dégradée avec valeur de bruit = 0,1, valeur de flou = 2, (c) : Image restaurée à l'aide de la méthode ERIF, (d) : Image restaurée à l'aide de l'algorithme de Lucy-Richardson, (e) : Image restaurée à l'aide du filtre de Wiener, (f) : image restaurée à l'aide du modèle ERIF-ABC, (g) : image restaurée à l'aide du modèle ERIF-PSO, (h) : image restaurée à l'aide du modèle TGV-IG, (i) : image restaurée à l'aide du CFS modèle, (j) : image restaurée à l'aide de notre modèle ERFGQPSO proposé.

Chapitre 4. Résultats et contributions

Tableau 4.2 Valeurs SMF, PSNR, SSIM et RPR de la restauration d'images CT de l'abdomen à l'aide de notre algorithme ERIFGQPSO proposé et d'autres méthodes expérimentales, valeur de bruit = 0,1, valeur de flou = 2.

<i>Restoration Algorithm</i>	<i>SMF</i>	<i>PSNR</i>	<i>SSIM</i>	<i>RPR</i>
Lucy-Richardson [56]	0.17	13.7831	0.0574	50.58%
Wiener Filter [57]	0.084	19.1298	0.1616	46.33%
ERIF [58]	0.039	22.8601	0.3036	50.66%
ERIF-PSO [59]	0.22	24.587	0.58624	92.48%
ERIF-ABC [60]	0.23	25.684	0.59358	93.91%
TGV-IG [61]	0.238	26.225	0.58765	97.22%
CSF [62]	0.241	25.88	0.60246	97.45%
Our proposed Model	0.24	26.1441	0.60776	98.33%

4.2.1.5 Discussion

L'application de notre algorithme basé sur l'estimation de α pour des valeurs de flou et de bruit spécifiques améliore les performances de restauration. Les valeurs présentées de SMF, PSNR et SSIM démontrent l'efficacité de notre modèle proposé en termes d'estimation de la valeur α appropriée concernant les opérations de débrouillage et de débruitage. Cependant, quel que soit le comportement divergent de ces deux opérations, nous avons obtenu des résultats de restauration précis.

Le défi le plus important de la présente étude consistait à déterminer la fonction objective qui représente la relation d'ajustement entre α , le bruit et le flou. Si la relation d'ajustement est inappropriée, les performances de restauration seront moins efficaces en termes de qualité d'image et de netteté. L'application d'un outil d'ajustement avec des caractéristiques de précision et de précision élevées améliorerait encore plus les performances de notre modèle.

La solution appropriée pour le choix α a été déterminée sur la base de l'optimisation de la fonction objectif : Équation 4.1. La figure 4.5 accentue l'efficacité de l'utilisation du processus ERIFGQPSO par rapport à différents algorithmes de restauration expérimentaux de pointe, y compris les modèles standard de Lucy-Richardson, Wiener, les méthodes de filtrage inverse régularisé et les modèles récents utilisés dans la restauration tels que Shrinkage Fields modèle CFS et méthode Total Generalized Variation avec l'Inverse Gradient TGV-IG.

Notre modèle proposé surpasse les autres algorithmes de restauration en termes de performances obtenues. La comparaison qualitative a montré que notre modèle offre une qualité

Chapitre 4. Résultats et contributions

visuelle supérieure, notamment une préservation efficace des contours et de la netteté et un niveau de contraste supérieur. La supériorité de cette méthode peut être observée en examinant les valeurs élevées de SMF, PSNR, SSIM et RPR indiquées dans le tableau 4.2. De plus, concernant l'estimation des paramètres de régularisation, l'application de la présente méthode a affirmé son efficacité en termes d'estimation de la régularisation.

La méthode ERIFGQPSO permet une estimation de α malgré toute évolution probable des valeurs du bruit et du flou. L'expression de l'opération de restauration comme un problème d'optimisation conduit à des résultats efficaces, notamment une amélioration de la qualité et de la netteté de l'image. Dans l'ensemble, le principal avantage de l'utilisation de ce modèle est le fait que le modèle lui-même considère d'une part les informations de flou et de bruit en parallèle, et utilise le paramètre de régularisation approprié pour la meilleure amélioration de la qualité d'autre part. Des études futures seront probablement menées pour examiner une variété d'applications de traitement d'images médicales, basées sur cette recherche, afin d'améliorer le temps d'exécution et la précision opérationnelle.

4.2.2 Déconvolution d'images médicales par ultrasons à l'aide de la méthode de régularisation L2 et de l'algorithme d'optimisation des colonies d'abeilles artificielles

4.2.2.1 Cadre

La déconvolution d'image tente de récupérer l'image nette d'origine à partir d'une image floue et bruitée. Le flou et le bruit sont les principaux facteurs à l'origine de la dégradation de l'image traitée par déconvolution et ils sont dissemblables en termes de source, de nature et de comportement.

Dans le cas des images médicales, la dégradation est inévitable en raison de plusieurs facteurs, notamment la déficience de l'optique médicale utilisée dans l'acquisition d'images et la régulation des niveaux d'intensité dans les machines médicales.

Pour résoudre le problème inverse mal posé, la régularisation est l'une des techniques utilisées pour introduire un terme supplémentaire dans le modèle de déconvolution d'image.

Dans ce travail, nous appliquerons une nouvelle méthode de déconvolution d'images médicales par ultrasons nommée L2ABC basée sur la régularisation L2 et l'algorithme d'optimisation des colonies d'abeilles artificielles pour l'estimation des paramètres de régularisation. L'objectif du travail est d'étudier l'impact de l'estimation des paramètres de régularisation sur le processus de déconvolution avec flou et bruit parasite.

Chapitre 4. Résultats et contributions

4.2.2.2 Travaux connexes

Différents travaux sur la déconvolution d'image ont été présentés ces derniers temps, ces articles peuvent être classés en deux types, le premier type est les articles avec des méthodes basées sur des informations d'image probabilistes, et le second type sont les travaux axés sur l'opération de pré-traitement en plus à l'aide d'opérations de suppression de flou et de débruitage.

Patrizio campisi et al [63] ont présenté un cadre général pour la déconvolution aveugle basée sur l'approche bayésienne avec la classification des méthodes existantes. Certaines approches sont basées sur l'apprentissage. Schuler et al [64] ont proposé une méthode efficace utilisant l'inversion régularisée et les réseaux de neurones pour obtenir de meilleurs résultats.

Concernant le point de régularisation, l'estimation de la régularisation dans la déconvolution d'image a été discutée dans plusieurs travaux. le principe d'estimation des paramètres de régularisation adaptative présenté a prouvé l'efficacité de cette dernière approche [65][66][67][68]. D'autres articles étudient l'estimation de régularisation basée sur l'utilisation d'autres cadres, y compris les approches bayésiennes et de minimisation [69][70][71][72].

Passant aux applications, plusieurs articles ont présenté la mise en œuvre d'algorithmes de déconvolution dans l'amélioration d'images biologiques et biomédicales [73][74][75][76]. Le défi de cette approche a augmenté dans les images médicales échographiques puisque cette imagerie échographique présente des artefacts de chatolement et réduit la résolution pour le meilleur examen diagnostique. Les principaux problèmes de faible résolution sont les problèmes physiques résultant de la réflexion, de la réfraction et de la diffraction des ondes ultrasonores d'un type différent des tissus en raison de l'impédance acoustique [77][78][79]

4.2.2.3 Approche proposée

Dans notre approche proposée, nous aborderons deux points :

Tout d'abord, nous étudions l'effet de l'estimation du paramètre de régularisation α sur le processus de déconvolution à l'aide de la régularisation L2, avec des interférences de flou et de bruit, nous définirons la qualité des performances de déconvolution par le rapport signal sur bruit (SNR), le rapport de mesure de la netteté (SMR), et carte d'indice de structure de similarité (SSIM)

Deuxièmement, l'application de notre méthode proposée consiste à estimer la meilleure solution du processus de déconvolution en utilisant la régularisation L2 et l'estimation du paramètre de

Chapitre 4. Résultats et contributions

régularisation λ . La performance de la déconvolution d'image est définie par la fonction objectif qui relie le paramètre de régularisation λ aux valeurs de flou et de bruit.

L2ABC Algorithm

```
1  Choosing L2ABC parameters: FoodSource, Number of iterations, Dimension, Limit.
2  Choosing lb,ub values (related to Noise and Blur values, N,B).
3  Defining the objective function and fitness value.
4  Generate initial population (Minimize objective function: Eq. 4.2 (1 or 2) with  $\lambda_1$  or  $\lambda_2$  for noise
   and blur deconvolution process).

5  ABC main loop
   For Iter = 1: max_iter

       ***Employed bee phase
       ***Check the bounds
       ***Perform greedy selection
       ***Scout phase
   End

6  Memorize the best solution
   *** Gbest, Xbest, Fbest, Fbest1

7  /// STEP2 L2
8  Fixe L2 values (n, B, N,  $\lambda_1$  and  $\lambda_2$  as the fitness value for noise and blur deconvolution process))
   Input : Original image
9  Add Gaussian noise and Blur to the original image
10 L2 deconvolution function
11 Output : image resulted after deconvolution
```

4.2.2.4 Résultats et discussion

La déconvolution de régularisation L2 est commandée avec l'estimation du paramètre de régularisation, à cet égard, ce choix commande la performance de la méthode. La figure 4.8 montre la qualité de la déconvolution des images médicales échographiques par la méthode de régularisation L2.

Passons au comportement du flou et du bruit dans la déconvolution La figure 4.9 confirme que le traitement du flou et du bruit avec la régularisation l2 fonctionne de manière dissemblable en termes d'estimation des valeurs des paramètres de régularisation.

Pour exprimer le problème d'estimation du paramètre de régularisation comme un problème d'optimisation, la fonction objective est la fonction de relation d'ajustement entre le paramètre de régularisation λ , les valeurs de bruit et de flou. Après avoir effectué plusieurs tests, la fonction objective présentée ci-dessous a été ajustée :

Chapitre 4. Résultats et contributions

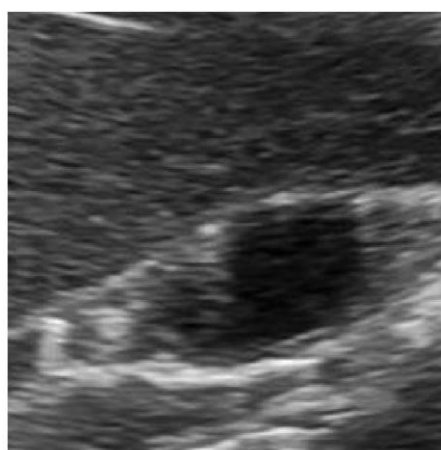
$$\begin{aligned}\lambda_1 &= 0,2092 - 2,192 \cdot \sin(0,2498 \cdot \pi \cdot N_1 \cdot B_1) + 0,7365 \cdot \exp(-(0,738 \cdot B_1)^2) \\ \lambda_2 &= 0,01781 - 0,0181 \cdot \sin(1,35 \cdot \pi \cdot N_2 \cdot B_2) + 0,3644 \cdot \exp(-(0,82 \cdot B_2)^2)\end{aligned}\quad (4.2)$$

Où λ_1, B_1 et N_1 sont respectivement les valeurs du paramètre de régularisation, du bruit et du flou pour le processus de déconvolution du bruit, λ_2, B_2 et N_2 sont les mêmes valeurs pour l'opération de déconvolution de flou préférable.

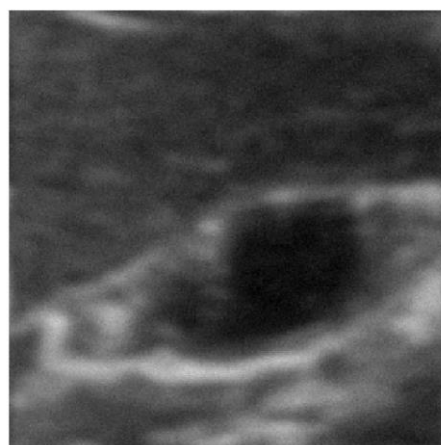
Pour l'estimation des paramètres de régularisation, nous utilisons l'équation 4.2. Les images médicales échographiques de la vésicule biliaire et du rein utilisées dans le processus de déconvolution sont tirées de Radiopaedia [55] ; les images sont enregistrées au format JPEG. L'intervalle des valeurs des paramètres de régularisation est compris entre [0-1], les valeurs de flou sont [1-10], les niveaux de bruit gaussien sont [2%-20%], notre approche a été réalisée en utilisant les valeurs de paramètres suivantes : nombre d'itérations = 100, dimension = 2, valeur des coefficients d'accélération = 1, valeurs des poids d'inertie = 1.

Comme le montre le tableau 4.3, l'utilisation de notre proposition conduit à la meilleure performance de déconvolution d'images médicales échographiques. Les valeurs de SMF, PSNR et SSIM confirment l'efficacité de notre approche proposée.

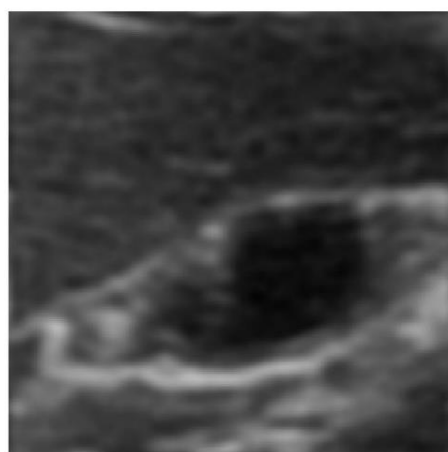
Nous avons pu fournir la meilleure solution pour la valeur du paramètre de régularisation et de meilleures performances de déconvolution grâce à l'optimisation de notre fonction objectif Equation 4.2. La figure 4.10 confirme l'efficacité de notre méthode par rapport à d'autres méthodes de déconvolution, y compris la variation totale régularisée et la régularisation de Sobolev, cette dernière idée est prouvée avec les résultats présentés dans le tableau 4.2.



(a)



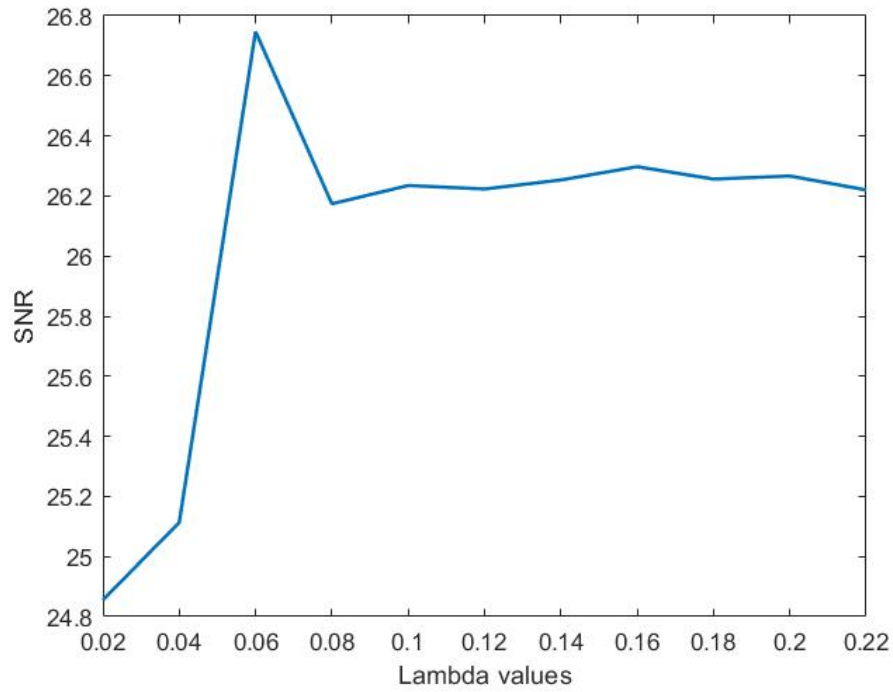
(b)



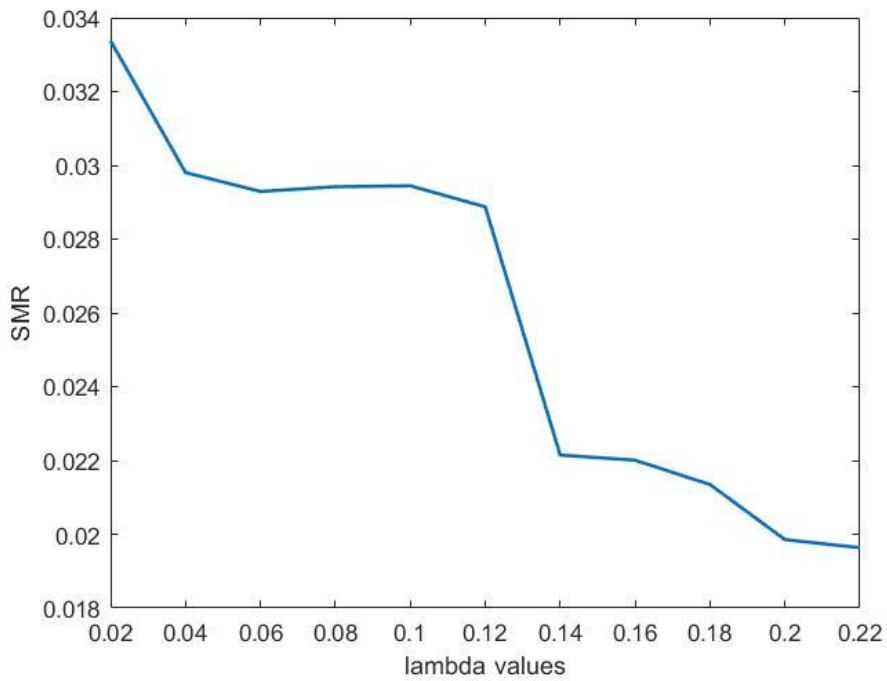
(c)

Figure 4.8 Déconvolution de l'image médicale échographique de la vésicule biliaire à l'aide de la régularisation L2, (a) : image originale, (b) : image dégradée, (c) : image obtenue après déconvolution, valeur de bruit = 0,02, valeur de flou = 3.

Chapitre 4. Résultats et contributions



(a)



(b)

Figure 4.9 La variation SNR et SMR avec le paramètre de régularisation, les valeurs de flou et de bruit sont fixe, (a) : variation SNR avec λ (b) : variation SMR avec λ .

Chapitre 4. Résultats et contributions

Tableau 4.3 Valeurs SMR, SNR et SSIM de la déconvolution de l'image échographique de la vésicule biliaire à l'aide de notre méthode proposée, valeur de bruit = 0,04, valeur de flou = 3 fixée pendant le filtrage du flou et du bruit.

Blur Value	1	2	3	4	5	6	7	8	9
λ value	21996	0.05977	0.010451	0.035032	0.030609	0.00059588	0.0095928	0.00059588	0.033937
SMR	0.0255	0.0208	0.0185	0.0181	0.162	0.195	0.158	0.157	0.161
Noise Value	0.02	0.04	0.06	0.08	0.10	0.12	0.14	0.16	0.18
λ value	0.94549	0.94487	0.94383	0.94238	0.94052	0.93824	0.93556	0.93247	0.92898
SNR	24.552	24.356	24.156	23.859	23.556	23.158	23.026	22.956	22.715
SSIM	0.597	0.519	0.488	0.456	0.418	0.401	0.398	0.385	0.378

Tableau 4.4 Valeurs SNF, SMR et SSIM de la déconvolution d'images médicales rénales par ultrasons en utilisant notre approche proposée et d'autres méthodes expérimentales, valeur de bruit = 0,04, valeur de flou = 3.

Deconvolution Approach	SNR	SSIM	SMR
<i>Total variation regularization</i>	18.1563	13.7831	0.1655
<i>Sobolev regularization</i>	16.4845	19.1298	0.0542
<i>L2 regularization</i>	17.4586	22.8601	0.0622
<i>Our proposed approach L2ABC</i>	24.2568	26.1441	0.2064

Chapitre 4. Résultats et contributions

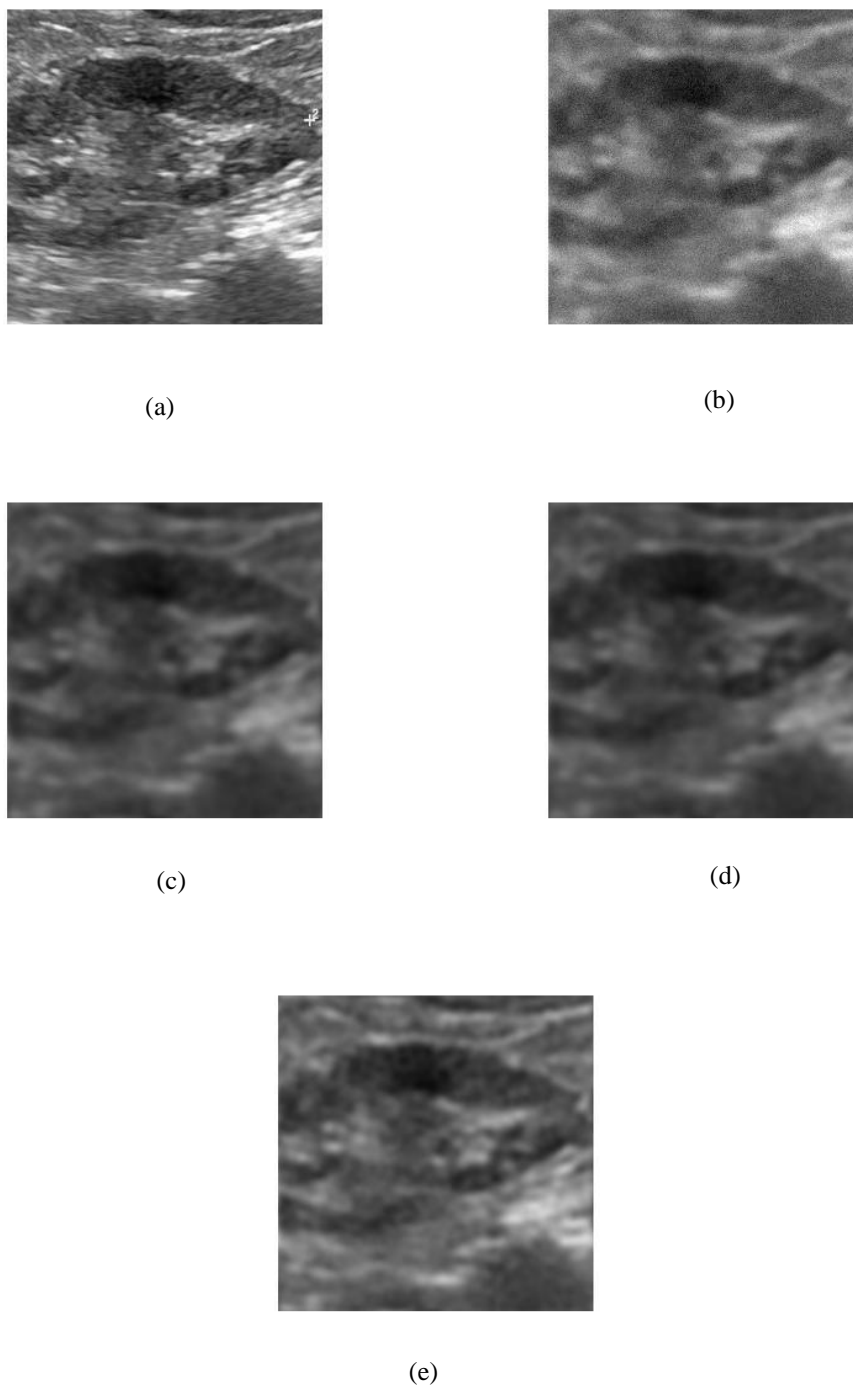


Figure 4.10 Déconvolution de l'image médicale du rein par ultrasons à l'aide de notre approche proposée et d'autres méthodes expérimentales différentes (a) : image originale, (b) : valeur de bruit d'image dégradée = 0,04, valeur de flou = 3, (c) : déconvolution à l'aide de la régularisation de la variation totale, (d) : Déconvolution à l'aide de la régularisation de Sobolev (e) : Déconvolution à l'aide de notre approche proposée.

Chapitre 4. Résultats et contributions

4.3 Filtrage/amélioration des images médicales

4.3.1 Débruitage d'images médicales basé sur un nouvel algorithme d'optimisation bio-inspiré et variation généralisée totale

4.3.1.1 Cadre

Le débruitage d'image est l'un des défis fondamentaux dans le domaine du traitement d'image, où l'objectif principal est d'estimer l'image originale en supprimant le bruit d'une version de l'image contaminée par le bruit. La variation généralisée totale TGV est considérée comme un concept moderne de régularisation mathématique [80][81][82]. Elle présente plusieurs avantages par rapport à la variation totale classique.

Dans ce travail, nous étudions l'impact du choix des paramètres de régularisation sur la variation généralisée totale du débruitage de second ordre. Basé sur l'approche GQPSO. Nous présentons notre algorithme intelligent TGV-GQPSO pour estimer la valeur stable hautement significative du paramètre de régularisation pour l'opération de débruitage d'image la plus performante.

L'application de l'approche susmentionnée serait d'une grande importance, en particulier dans les images médicales réelles. En effet, le processus de débruitage est essentiel dans l'analyse ultérieure de l'image et conduit à un diagnostic efficace des pathologies expérimentées par les spécialistes.

4.3.1.2 Travaux connexes

B.komander et al [83] ont étudié le débruitage en variation en utilisant les pénalités de variation totale et l'estimation du gradient de l'image ; ils visaient à donner une nouvelle interprétation du TGV. Florian et al [84] ont appliqué le TGV pour le débruitage et la reconstruction des images IRM. Par la suite, ils ont comparé les performances du TGV aux performances de la télévision. Leurs résultats démontrent les avantages du TGV par rapport à la télévision classique. K.Bredies et al [85] ont étudié l'application de TGV dans des problèmes inverses avec des données floues et bruitées pour confirmer la stabilité de la solution, Dans ce contexte, ces auteurs ont discuté du choix du paramètre de régularisation et de son influence en termes d'équilibrage du terme de régularisation et le terme de fidélité des données.

La méthode TGV a été appliquée dans d'autres opérations de traitement d'images, y compris la reconstruction d'images médicales, Shanzhou Niu et al [86] ont étudié la qualité de la reconstruction CT via TGV en introduisant un processus d'optimisation.

Chapitre 4. Résultats et contributions

4.3.1.3 Approche proposée

Dans Notre approche proposée, nous procédons en deux étapes :

Dans un premier temps, nous étudions l'influence du choix des paramètres de régularisation sur le débruitage de l'image à l'aide de TGV_{α}^2 . La qualité du débruitage d'image peut être évaluée en utilisant le rapport signal/bruit de crête (PSNR), l'erreur quadratique moyenne (MSE), l'erreur absolue moyenne (MAE) et la carte d'indice de similarité de structure (SSIM). Dans cette recherche, nous utilisons le PSNR et le SSIM comme critères pour comparer les résultats globaux. La simulation informatique de TGV_{α}^2 contient deux paramètres de régularisation λ_1, λ_2 tel que défini en (8). A cet égard, le choix des valeurs: λ_1 et λ_2 , le montant quantifié la différence entre eux, la relation entre le bruit avec les variations des paramètres de régularisation, et l'estimation de λ_1 et λ_2 les meilleures valeurs pertinentes pour chaque variation de bruit sont discutées.

$$TGV_{\alpha}^2(u) = \lambda_2 |p_2(c) - p_1(c)| + \lambda_1 |p'_1(c) - p'_2(c)| \quad (4.3)$$

Deuxièmement, nous appliquons notre méthode TGVGQPSO pour résoudre notre problème d'optimisation, qui est défini comme le choix du paramètre de régularisation pour obtenir la meilleure qualité de débruitage d'image. Notre fonction objective choisie sera celle qui relie λ_1 , λ_2 , et la valeur de bruit δ , toutes confondues.

TGV-GQPSO Algorithm

1	Fixe GQPSO parameters d, n
2	Choosing lb,ub (lower and upper bound) values (related to δ value)
3	Fixe number of iterations, and constants c1,c2,w1,w1
4	Generate initial population
5	Evaluate the objective function (Eq. 4.4 (1 or 2) for λ_1 or λ_2)
6	Initialize Pbest and Gbest
7	GQPOS main loop
8	Iter = 1
9	While iter<itermax
10	Update position (solution to Mbest)
11	Check Bounds
12	Update Pbest
13	Update Gbest
14	Plotting the convergence results (fitness value /iteration)
15	End
16	/// STEP2 TGV
17	Fixe TGV values (n, (λ_1 and λ_2 as the fitness value))
18	Input : Original image
19	Add Gaussian noise to the image δ
20	TGV_{α}^2 denoising function
21	Output : Denoised Image

Chapitre 4. Résultats et contributions

4.3.1.4 Résultats et discussion

- L'impact du choix des paramètres de régularisation sur le processus de débruitage

Notre approche expérimentale est principalement composée de deux sections. Dans la première section, l'impact du choix du paramètre de régularisation sur le processus de débruitage et sa relation avec la variation du bruit a été mis en évidence. La figure 4.11 illustre la variation du rapport signal/bruit de crête avec l'augmentation des paramètres de régularisation et des valeurs de bruit. Comme indiqué clairement, il existe une meilleure solution de paramètre de régularisation pour une meilleure qualité de débruitage en cas de variation de bruit. Et puisque notre simulation informatique de TGV_{α}^2 contient deux paramètres de régularisation λ_1 , λ_2 , la solution est considérée comme une combinaison de deux valeurs ensemble.

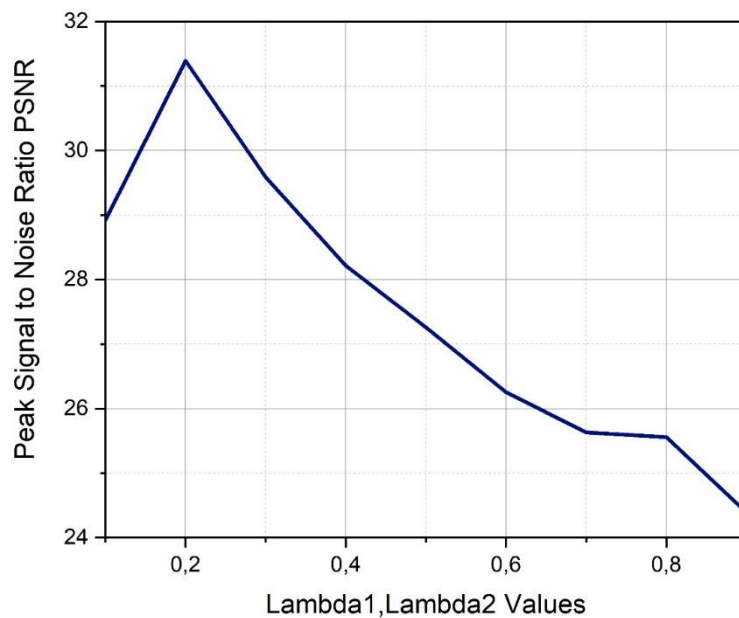


Figure 4.11 Variation du rapport signal/bruit de crête avec l'augmentation, λ_1 , λ_2 valeur de bruit [10%-50%].

La différence de quantité quantifiée entre ces deux valeurs : λ_1 , λ_2 a un impact important sur TGV_{α}^2 et le comportement de débruitage. À cet égard, la figure 4.12 qui représente la variation du rapport signal sur bruit de crête avec λ_1 et λ_2 différentes valeurs d'écart avec le bruit fixe, cela confirme que l'augmentation de la différence entre les valeurs : λ_1 , λ_2 conduit à un processus de débruitage complètement différent. De plus, le comportement de débruitage peut également être affecté par la fixation de l'une des valeurs suivantes λ_1 , λ_2 comme le montrent les deux graphiques illustrés à la Figure 4.13.

Chapitre 4. Résultats et contributions

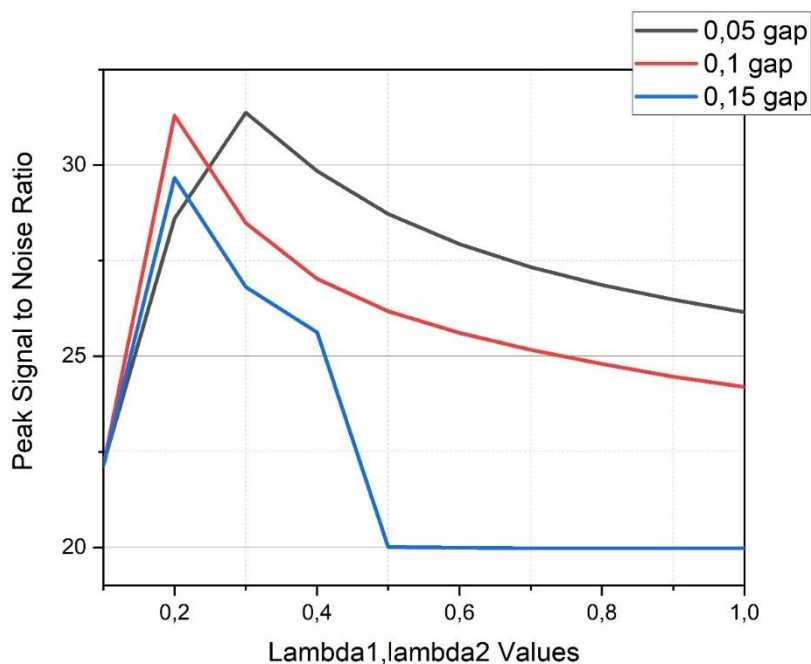


Figure 4.12 Variation du rapport signal/bruit crête avec λ_1 et λ_2 différentes valeurs d'écart, bruit fixe.

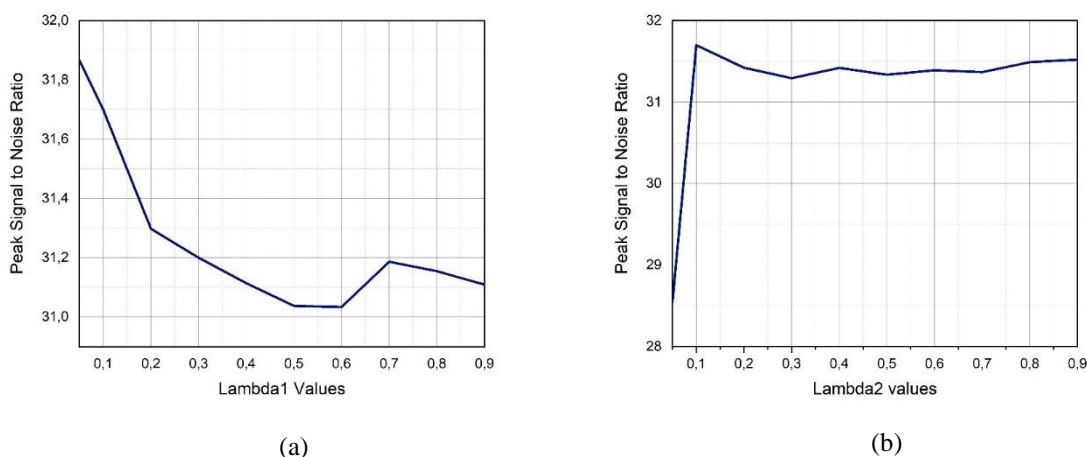


Figure 4.13 Variation du rapport signal/bruit crête avec λ_1 et λ_2 valeurs différentes, (a) : valeurs fixe λ_1 , (b): valeurs fixe λ_2

En fait, il existe également une relation entre la qualité de l'opération de débruitage et la variation du bruit. La figure 4.14 illustre la variation du PSNR avec le paramètre de régularisation qui augmente pour une valeur spécifique du bruit. Par conséquent, la deuxième partie de cette approche expérimentale vise à estimer la meilleure solution pour le paramètre de régularisation à l'aide de TGVGQPSO.

Chapitre 4. Résultats et contributions

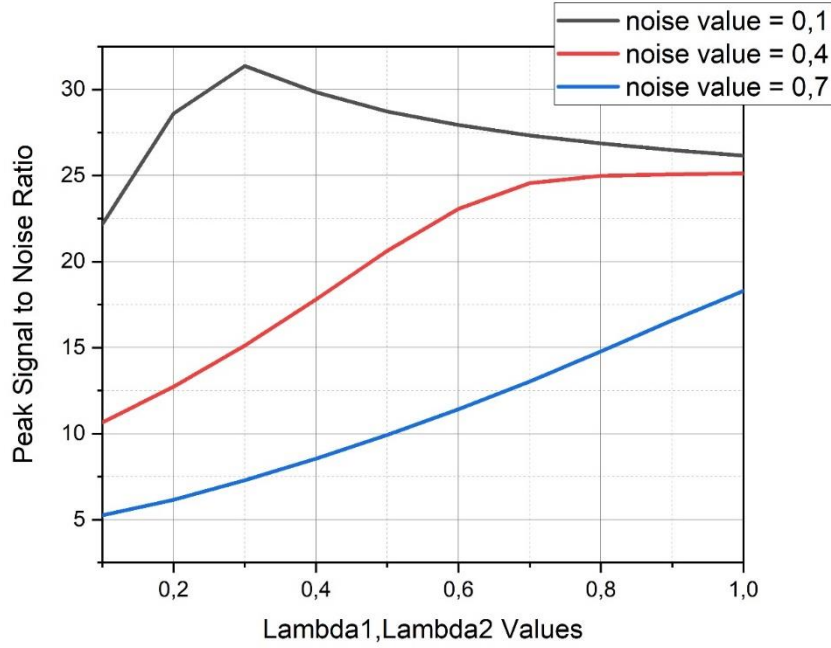


Figure 4.14 Variation du rapport signal/bruit crête avec λ_1 et λ_2 et trois valeurs de bruit différentes.

- Estimation des paramètres de régularisation

Notre fonction objective qui définit le problème d'optimisation est la fonction de relation d'ajustement entre le paramètre de régularisation : $\lambda_1 \lambda_2$ et le bruit δ puisqu'il est considéré comme la solution de la meilleure performance du processus de débruitage. La fonction objective décrite ci-dessous a été ajustée après avoir effectué plusieurs tests.

$$\begin{aligned} \lambda_1 &= 370,6 + 0,2408 \cdot \sin(0,5401 \cdot \pi \cdot \lambda_2 \cdot \delta) - 370,4 \cdot \exp(-(0,0401 \cdot \delta)^2) \\ \lambda_2 &= 0,2266 + 1,493 \cdot \sin(0,1797 \cdot \pi \cdot \lambda_1 \cdot \delta) - 0,000271 \cdot \exp(-(-0,1628 \cdot \delta)^2) \end{aligned} \quad (4.4)$$

Nous utilisons l'équation 4.4 pour calculer la meilleure combinaison de paramètres de régularisation en utilisant notre méthode proposée TGVGQPSO. Les images IRM et TDM utilisées sont issues de Radiopaedia [55] ; les images sont extraites et enregistrées au format TIFF. Les niveaux de bruit gaussien sont [10%-90%]. L'intervalle des valeurs des paramètres de régularisation est compris entre [0-1], notre approche a été réalisée en utilisant les valeurs des paramètres suivants : nombre d'itérations $n = 100/500$, dimension $d = 2$, coefficients d'accélération $c1, c2 = 1$, poids d'inertie $w1, w2 = 1$.

Chapitre 4. Résultats et contributions

Le principal défi de cette étude consistait à déterminer la fonction objective qui représente la fonction de relation d'ajustement entre les deux paramètres de régularisation et la valeur de bruit, si la relation d'ajustement est inappropriée. Les performances de débruitage seront moins efficaces.

Tableau 4.5 Valeurs PSNR et SSIM du débruitage d'images IRM cérébrales avec TGV et notre méthode proposée TGVGQPSO, valeur de bruit [0,1-0,9].

TGV	δ	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5	0.6	0.7	0.8	0.9
	λ_1	0.1	0.1	0.1	0.1	0.1	0.1	0.1	0.1	0.1
	λ_2	0.15	0.15	0.15	0.15	0.15	0.15	0.15	0.15	0.15
	PSNR	31.3747	23.3549	16.7162	12.7358	9.8991	7.8365	6.1108	4.7449	3.5922
	SSIM	0.8733	0.3536	0.1435	0.0817	0.0511	0.0349	0.0252	0.0185	0.014
$TGVGQPSO$	λ_1	0.21	0.24	0.29	0.35	0.44	0.55	0.66	0.79	0.91
	λ_2	0.23	0.26	0.30	0.36	0.43	0.52	0.63	0.75	0.88
	PSNR	31.8902	28.1065	26.3551	24.3851	23.0344	21.9445	21.3598	20.8016	20.5170
	SSIM	0.8942	0.8094	0.6499	0.5271	0.4332	0.4041	0.3685	0.3741	0.3468

Comme le montre le tableau 4.5, l'estimation de $\lambda_1\lambda_2$ pour chaque valeur de bruit particulière basée sur notre approche proposée conduit à une meilleure performance de débruitage représentée avec les valeurs PSNR et SSIM, au lieu de choisir une valeur aléatoire du paramètre de régularisation. La figure 4.15 montre l'impact de l'estimation sur la qualité d'image à l'aide de notre méthode TGVGQPSO par rapport à TGV_α^2 .

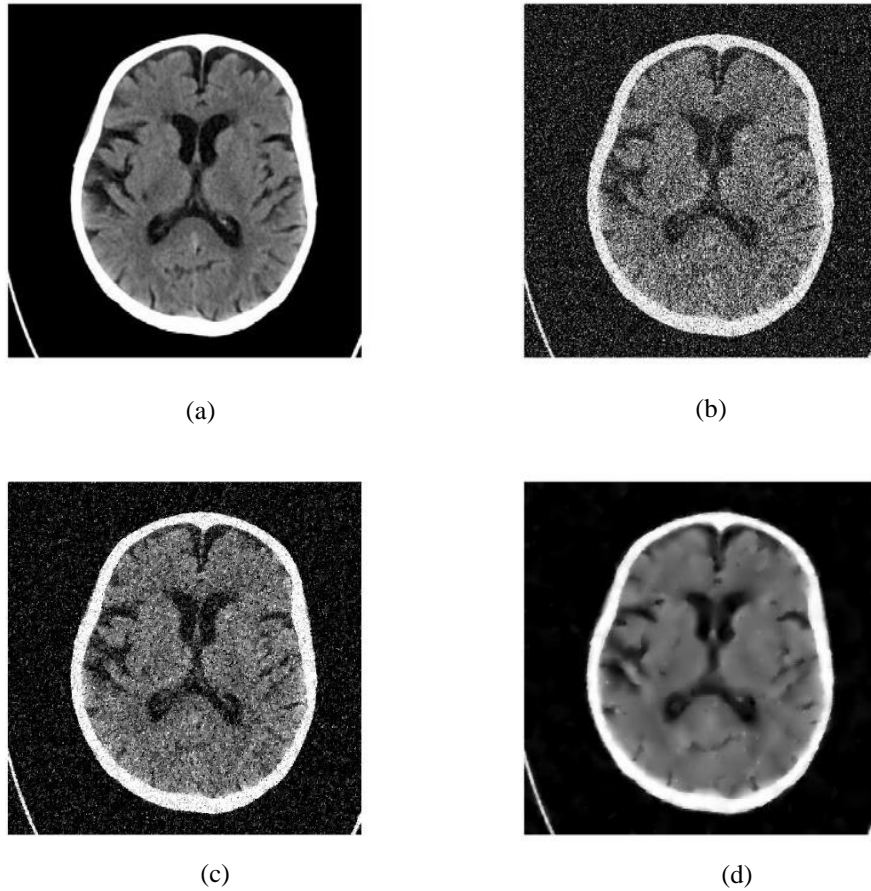


Figure 4.15 Débruitage de l'image CT Brain à l'aide de TGV et de notre méthode TGVGQPSO proposée. (a) : image originale, (b) : image bruitée $\delta=0,3$, (c) : , (d) : image débruitée en utilisant notre approche TGVGQPSO proposée

Sur la base de l'application de TGVGQPSO, nous pouvons fournir la meilleure solution pour le choix des paramètres de régularisation et des performances de débruitage supérieures grâce à l'optimisation de la fonction objective (4.4). La figure 4.16 prouve l'efficacité de notre méthode TGVGQPSO par rapport à d'autres algorithmes de débruitage expérimentaux de pointe, notamment le filtre bilatéral, la variation totale TV et la variation généralisée totale ordinaire de second ordre TGV_{α}^2 . La qualité de débruitage de notre approche surpasse celles susmentionnées, notamment en utilisant TGV_{α}^2 avec l'optimisation de l'essaim de particules PSO et les algorithmes ABC de la colonie d'abeilles artificielles pour l'estimation des paramètres de régularisation, comme indiqué dans le tableau 4.6 avec les valeurs les plus élevées de PSNR, SSIM et le rapport de performance de débruitage DPR.

Chapitre 4. Résultats et contributions

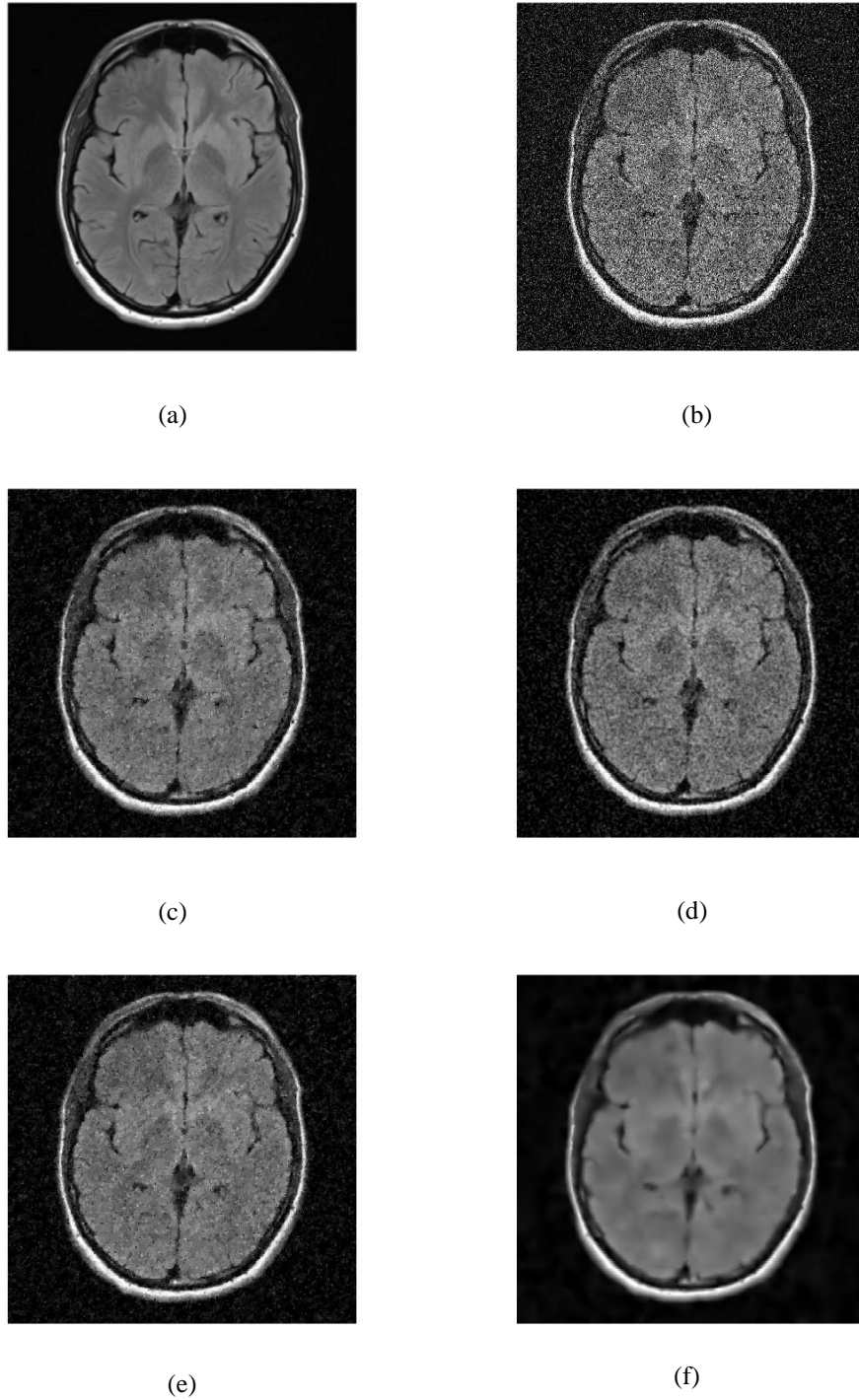


Figure 4.16 Débruitage de l'image cérébrale IRM à l'aide de notre algorithme proposé et d'autres méthodes de débruitage expérimentales différentes (a) : image originale, (b) : image bruitée $\delta = 0,2$, (c) : image débruitée à l'aide de la télévision, (d) : image débruitée à l'aide d'un filtre bilatéral, (e) : image débruitée avec TGV, (f) : image débruitée avec notre méthode TGVGQPSO.

Chapitre 4. Résultats et contributions

Notre méthode TGVGQPSO donne l'estimation la plus précise du choix des paramètres de régularisation malgré toute valeur de bruit probable. L'expression de l'opération de débruitage en tant que problème d'optimisation fournit des résultats efficaces dans le processus de débruitage et l'amélioration de l'image. Le principal avantage de notre approche proposée est qu'elle prend en compte les informations de bruit et utilise les valeurs de paramètres de régularisation appropriées pour les meilleures performances de débruitage. Des études futures pourraient examiner plusieurs applications de traitement d'images médicales basées sur le même principe pour améliorer les spécifications de filtrage et de bruit pour différentes données d'imagerie médicale.

Tableau 4.6 Valeurs PSNR, SSIM et DPR du débruitage d'images IRM Brain en utilisant notre algorithme proposé et d'autres méthodes expérimentales, valeur de bruit $\delta = 0,2$.

Denoising Algorithm	PSNR	SSIM	DPR
<i>Bilateral Filter</i>	23.3868	0.33116	52.86%
<i>TV</i>	23.4260	0.35171	48.32%
TGV_{α}^2	24.4414	0.36366	51.98%
TGV_{α}^2-PSO	25.2314	0.68254	93.85%
TGV_{α}^2-ABC	25.4532	0.69425	95.64%
TGVGQPSO	27.9460	0.80907	98.66%

4.3.2 Un nouvel algorithme d'amélioration d'images médicales basé sur CLAHE et Pelican Optimisation

4.3.2.1 Cadre

L'amélioration de l'image est la principale étape de prétraitement dans différentes applications de vision par ordinateur. L'objectif de cette étape est d'améliorer la qualité de l'image, et par la suite d'augmenter l'interprétabilité et la perception de l'information. Dans les techniques d'amélioration des images médicales, le processus opérationnel est plus difficile, en raison des artefacts d'acquisition, du flou de l'image et de l'hétérogénéité des niveaux de luminosité et de bruit.

Chapitre 4. Résultats et contributions

Le principe principal d'une technique d'amélioration est de transformer les paramètres caractéristiques de l'image en une forme supérieure. Le contraste est considéré comme le paramètre le plus important dans la procédure d'évaluation de la qualité de l'image. Il est généré par la réflexion de luminance de deux régions adjacentes et représente la différence des propriétés visuelles, ce qui permet à un objet de se distinguer des autres formes et environnements. En utilisant des techniques d'amélioration d'image, le problème de faible contraste sera résolu par le renforcement de la région d'intérêt [87][88].

Plusieurs techniques d'amélioration ont déjà été menées pour obtenir une visualisation plus efficace de l'image. Ces méthodes sont classées en fonction de leur impact sur le traitement en tant que techniques de domaines spatiaux et transformés. L'égalisation d'histogramme (HE) est l'une des méthodes conventionnelles du domaine spatial. Cette technique augmente l'uniformité de la distribution des gris de l'image. L'égalisation adaptative d'histogramme (AHE) est une méthode classique basée sur HE qui est appliquée pour les régions locales et qui est efficace en termes de réduction de la perte de détails d'image. Cependant, le défaut de cette technique est la suramplification du bruit [89].

L'égalisation d'histogramme adaptative à contraste limité (CLAHE) diverge dans le fonctionnement de la distribution d'histogramme, ce qui n'est pas le cas avec l'égalisation d'histogramme adaptative classique. CLAHE est un algorithme efficace pour renforcer les détails locaux d'une image. La principale limitation de cette méthode est que le renforcement du contraste est limité en coupant l'histogramme à une limite de clip (contraste) prédéfinie. Sur cette base, nous présentons une nouvelle méthode d'amélioration de l'image médicale nommée CLAHE-POA, basée sur l'application à la fois de CLAHE et de l'algorithme d'optimisation du pélican (POA). Le modèle proposé est salutaire pour estimer la valeur limite de contraste la plus précise pour atteindre une performance d'amélioration supérieure.

Dans la période récente, les applications des algorithmes métaheuristiques sont bien connues pour résoudre différents types de problèmes d'optimisation d'ingénierie. Ces algorithmes sont essentiellement inspirés des systèmes biologiques, physiques et chimiques de la nature et ont la capacité de fournir et de trouver des solutions à plusieurs problèmes. L'un des algorithmes métaheuristiques inspirés de la nature est l'algorithme d'optimisation pélican (POA). Ce modèle était capable de résoudre la majorité des problèmes d'ingénierie, et il a été introduit pour la première fois dans la résolution de problèmes de traitement d'images [90][91][92].

Chapitre 4. Résultats et contributions

L'objectif général de ce travail est de présenter une nouvelle méthode d'amélioration d'images médicales. Ce modèle est basé sur l'utilisation de POA pour estimer la limite de clip, qui contrôle les performances de l'opération d'amélioration à l'aide de CLAHE. Le processus d'estimation améliore l'efficacité de l'opération et fournit des résultats supérieurs en termes de qualité d'image et de contraste. L'utilisation du présent algorithme permet d'obtenir un impact visuel supérieur sur l'image traitée ainsi que d'augmenter le taux de conformité dans le diagnostic clinique.

4.3.2.2 Travaux connexes

De nombreux cadres d'amélioration d'image ont été développés sur la base de l'application du modèle CLAHE, Diksha et al. [93] ont proposé une approche d'amélioration des images sous-marines utilisant CLAHE combinée à des méthodologies de centiles, les performances de leur système proposé surpassent les techniques classiques pour renforcer cette forme d'images. Ruquin et al. [94] ont présenté un schéma d'amélioration intelligent basé sur la transformation CLAHE et F-Shirt lors de la décompression, leur modèle a équilibré l'effet d'amélioration tout en augmentant le contraste et en préservant les détails de l'image.

En ce qui concerne l'utilisation du modèle CLAHE dans le domaine médical et biomédical, l'amélioration des images du fond d'œil rétinien à l'aide de cette méthode est une application reconnue ; Sarika et al [95] ont proposé une version modifiée de CLAHE. Leur modèle résout le problème d'amplification du bruit. Cependant, le temps opérationnel requis est remarquable [96][97][98][99].

Concernant la POA, elle est essentiellement utilisée dans les applications d'ingénierie. Trojovsky et al. [100] ont présenté le principe fondamental de la POA et sa modélisation. En plus de la comparaison de ses performances avec des algorithmes concurrents supplémentaires. Une approche hybride de la POA est menée dans plusieurs travaux de la littérature de recherche. Rajam et al. [101] ont étudié l'amélioration des performances du PV connecté au réseau en utilisant l'approche GBDT-POA. leur modèle proposé fournit des résultats optimaux, en augmentant la qualité de la puissance. De plus, Kumar et al. [102] ont proposé une nouvelle technique de contrôle utilisant la POA hybride, et l'exécution optimale de la précision obtenue est supérieure par rapport aux techniques existantes.

Chapitre 4. Résultats et contributions

4.3.2.3 Approche proposée

Dans notre approche d'amélioration proposée, la génération d'images est une phase pré-requise. L'application du modèle génératif Text-to-image conduit à obtenir les données médicales visées pour l'examen et l'analyse de notre algorithme d'amélioration.

Après obtention des images, notre méthode de rehaussement se représente en deux étapes :

- Étape 1. L'estimation de la limite de clip β basée sur l'utilisation de POA.
- Étape 2. L'amélioration du contraste utilisant CLAHE.

La fonction objective qui définit l'efficacité de notre modèle proposé est la relation d'ajustement entre β et les paramètres de performance suivants : rapport signal/bruit de crête (PSNR), indice de similarité structurelle (SSIM), coefficient de corrélation (CoC), erreur quadratique moyenne (MSE), l'entropie (EL) et l'écart type (SD). Après avoir étudié la variation de β avec ces paramètres, l'équation 4.5 peut être présentée comme suit :

$$\begin{aligned}\beta &= 4,801 \cdot 10^{-5} \cdot [\sin(X_1 - \pi)] + 1,732 \cdot 10^{-5} [(X_1 - 10)^2] - 0,00361 & / & X_1 \rightarrow PSNR \\ \beta &= -41,88 \cdot [\sin(X_2 - \pi)] + 1,427 \cdot [(X_2 - 10)^2] - 151 & / & X_2 \rightarrow SSIM \\ \beta &= -23,24 \cdot [\sin(X_3 - \pi)] + 0,7188 \cdot [(X_3 - 10)^2] - 77,78 & / & X_3 \rightarrow CoC \\ \beta &= 8,993 \cdot 10^{-5} \cdot [\sin(X_4 - \pi)] - 5,798 \cdot 10^{-8} \cdot [(X_4 - 10)^2] + 0,002474 & / & X_4 \rightarrow MSE \\ \beta &= 1,216 \cdot [\sin(X_5 - \pi)] - 0,1245 \cdot [(X_5 - 10)^2] + 1,934 & / & X_5 \rightarrow EL \\ \beta &= -0,01488 \cdot [\sin(X_6 - \pi)] + 2,2 \cdot 10^{-5} \cdot [(X_6 - 10)^2] - 0,03428 & / & X_6 \rightarrow SD\end{aligned}\tag{4.5}$$

L'équation 4.5 a été ajustée après avoir effectué plusieurs tests. L'étude de la distribution de la limite de clip et des paramètres de performance en tant que variables dépendantes a été réalisée. A cet égard, l'estimation de la valeur appropriée de β est essentielle pour obtenir une performance hautement améliorée. En présentant le problème d'amélioration comme un problème d'optimisation, le nouvel algorithme inspiré de la nature POA est appliqué pour améliorer l'efficacité de l'ensemble de l'opération. POA est utilisé pour résoudre les problèmes d'optimisation dans une variété de disciplines d'ingénierie, et il a été introduit pour la première fois pour les applications de traitement d'image dans ce travail.

Chapitre 4. Résultats et contributions

CLAHE-POA Algorithm

```
/// STEP1 Text-to-image model.
1. Input: Original medical image generated by Text-to-image model.

/// STEP2 CLAHE
2. CLAHE enhancement function.

/// STEP3 POA
3. Input the objective function (optimization problem information using Eq. 4.5).
4. Determination of the population size ( $N$ ) and the number of iterations.
5. Initialization of pelicans' position and the calculation of the objective function.
6. For  $t=1:T$ 
7.     Generation of the prey's position at random.
8.     For  $I=1:N$ 
9.         Phase 1, 2: exploration and exploitation phases.
10.        For  $j=1:m$ 
11.            New status' calculation of the  $j$ th dimension.
12.        End.
13.    End.
14.    Updating the  $i$ th population member.
15. End.
16. Update and output the best solution obtained by POA.
17. Estimated value of  $\beta$ .
///
18. Output: Enhanced image.
```

Chapitre 4. Résultats et contributions

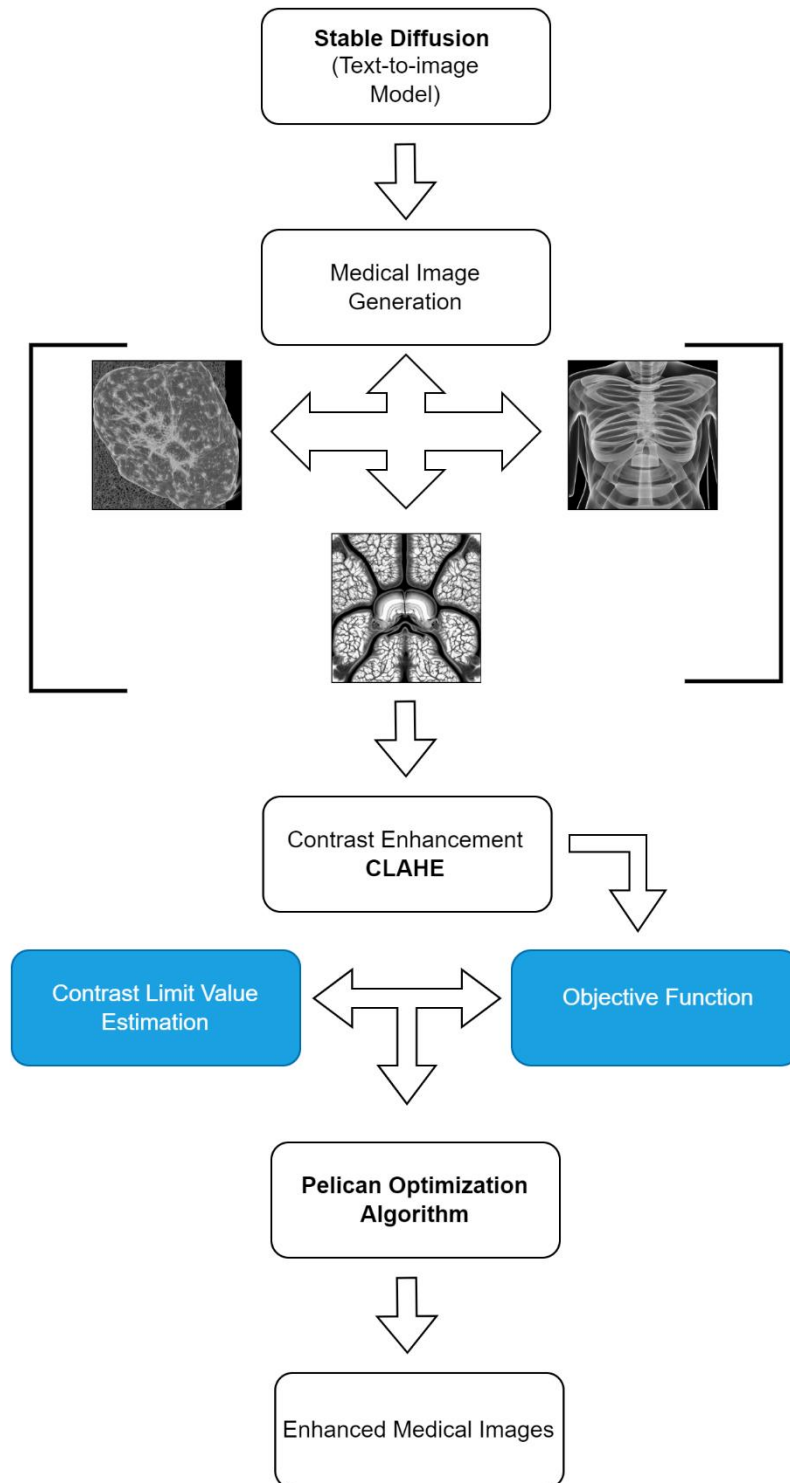


Figure 4.17 Les étapes de notre démarche de valorisation.

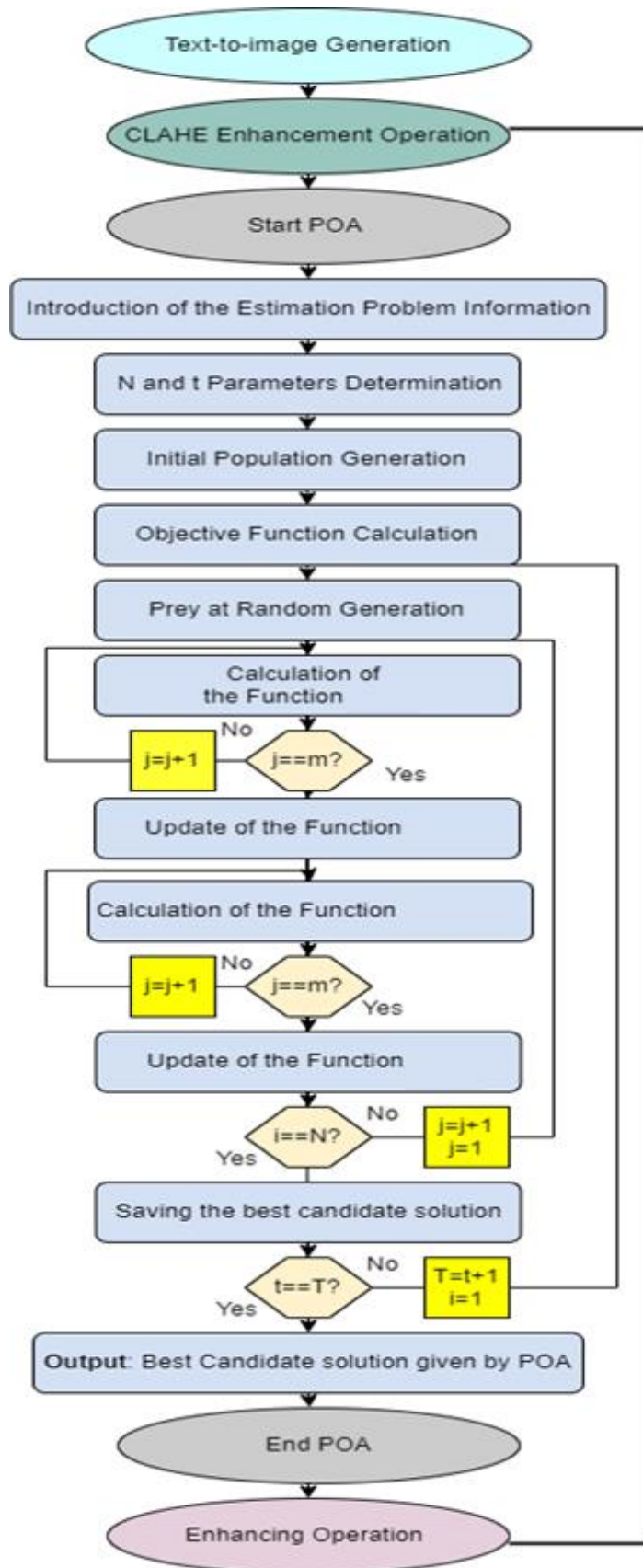


Figure 4.18 Le schéma fonctionnel graphique de notre modèle proposé.

Chapitre 4. Résultats et contributions

4.3.2.4 Résultats

Des expériences sur des images médicales générées à l'aide du modèle de diffusion stable Text-to-image ont été réalisées. Les données expérimentales des différentes modalités d'imagerie médicale sont enregistrées au format TIFF (Ct-Scan Brain image, MRI Brain image, PET image, Ultrasound Kidney image). En plus des cadres cérébraux de la tomodensitométrie axiale et de l'IRM recueillis à partir de Radiopaedia [103][104], qui ont été utilisés pour un processus de comparaison. L'objectif de l'utilisation de différents types de données expérimentales est de présenter qualitativement les performances d'amélioration de notre modèle. Les algorithmes génératifs CLAHE-POA et Text-to-image sont respectivement implémentés en utilisant MATLAB (version 9.4) et PYTHON (google Colab).

Dans les expériences, pour présenter la méthode d'amélioration proposée et pour illustrer les avantages de la fusion de CLAHE et de POA, les performances de notre méthode proposée ont été comparées à huit méthodes expérimentales de pointe. Cela inclut les éléments suivants : filtre de Wiener WF [105], filtre gaussien GF [106], filtre médian MF [107], algorithme d'optimisation d'essaim de particules quantiques QPSO [108], algorithme de colonie d'abeilles artificielles ABC [109], algorithme de masquage flou UM [110], le modèle CSDNET [111] et le modèle FilterNet [112]. En outre, pour vérifier l'amélioration de l'image de manière complète et objective, les paramètres de performance sont adoptés. Le PSNR présente les performances d'amélioration de manière objective, des valeurs plus grandes représentent une amélioration supérieure ; SSIM définit la distorsion des images améliorées ; CoC et EL indiquent les informations et les détails de l'image ; et MSE et SD peuvent présenter le contraste des images améliorées, tandis que les valeurs MSE diminuent avec l'augmentation du contraste global.

Chapitre 4. Résultats et contributions

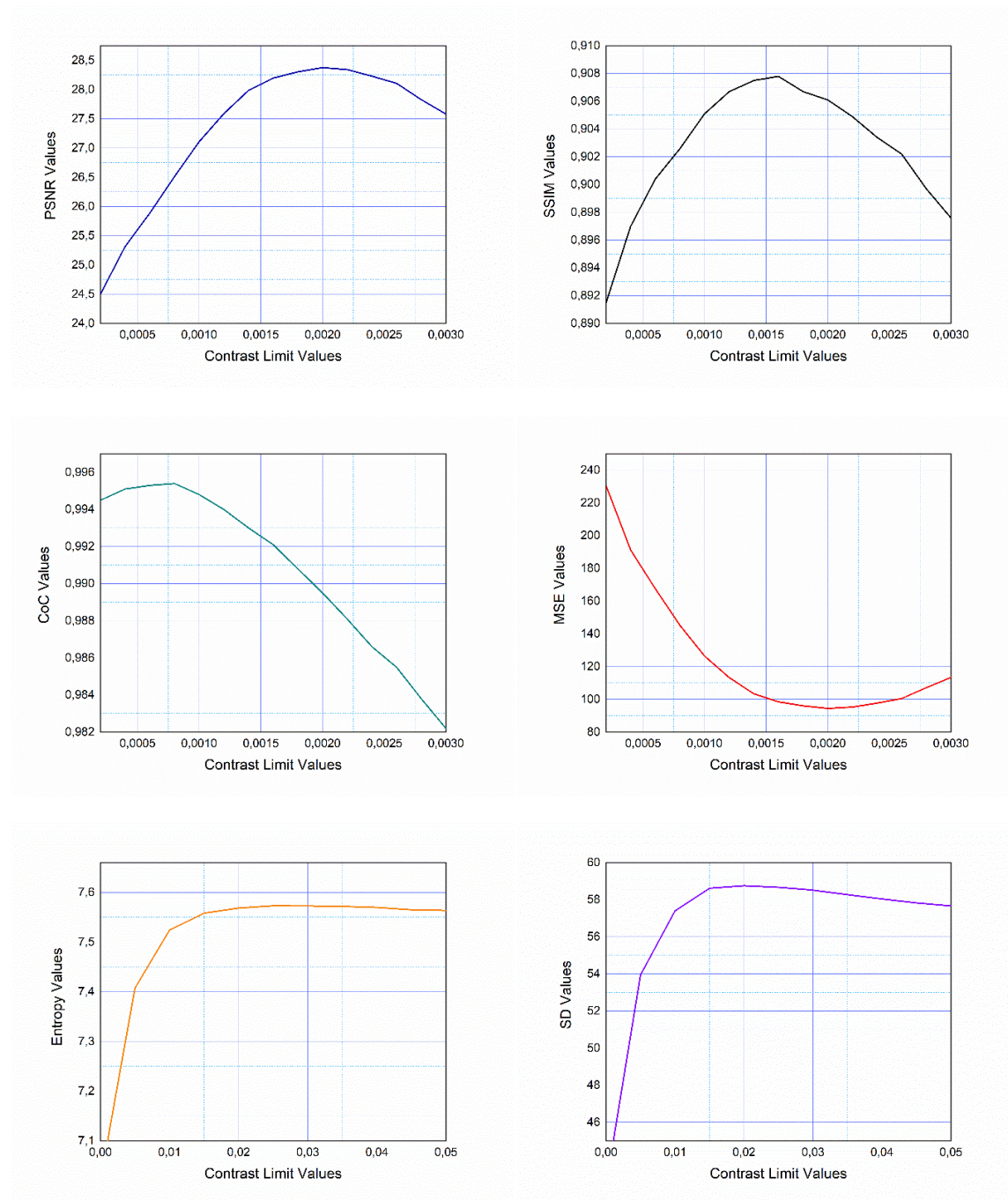


Figure 4.19 La variation de β avec les paramètres de performance.

Chapitre 4. Résultats et contributions

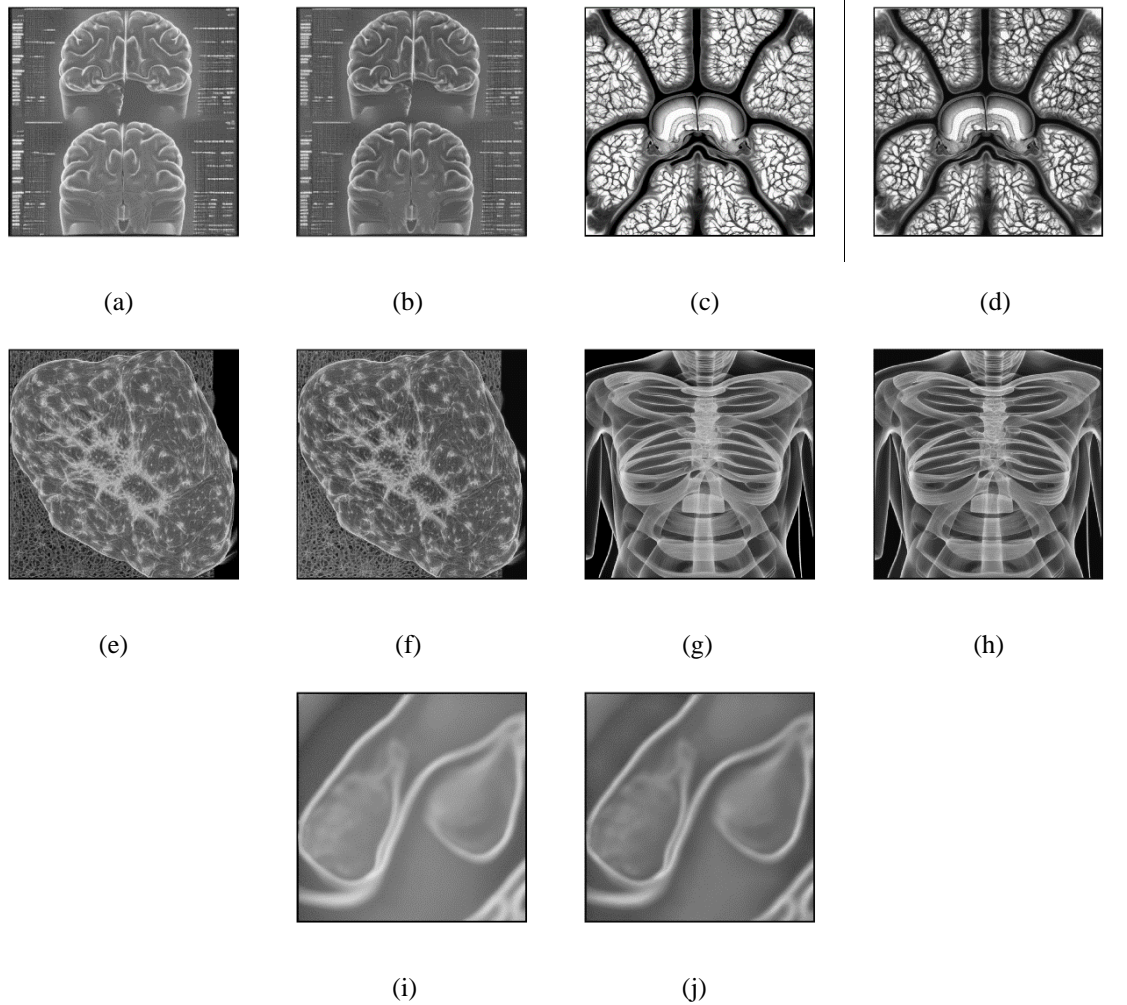


Figure 4.20 Amélioration de l'image médicale à l'aide de notre modèle proposé, (a) : image cérébrale CT originale. (b) : image rehaussée, (c) : image cérébrale IRM originale, (d) : image rehaussée, (e) : image TEP originale, (f) : image rehaussée, (g) : image radiographique originale du thorax, (h) : Image rehaussée, (i) : Image originale du rein échographique, (j) : Image rehaussée.

Chapitre 4. Résultats et contributions

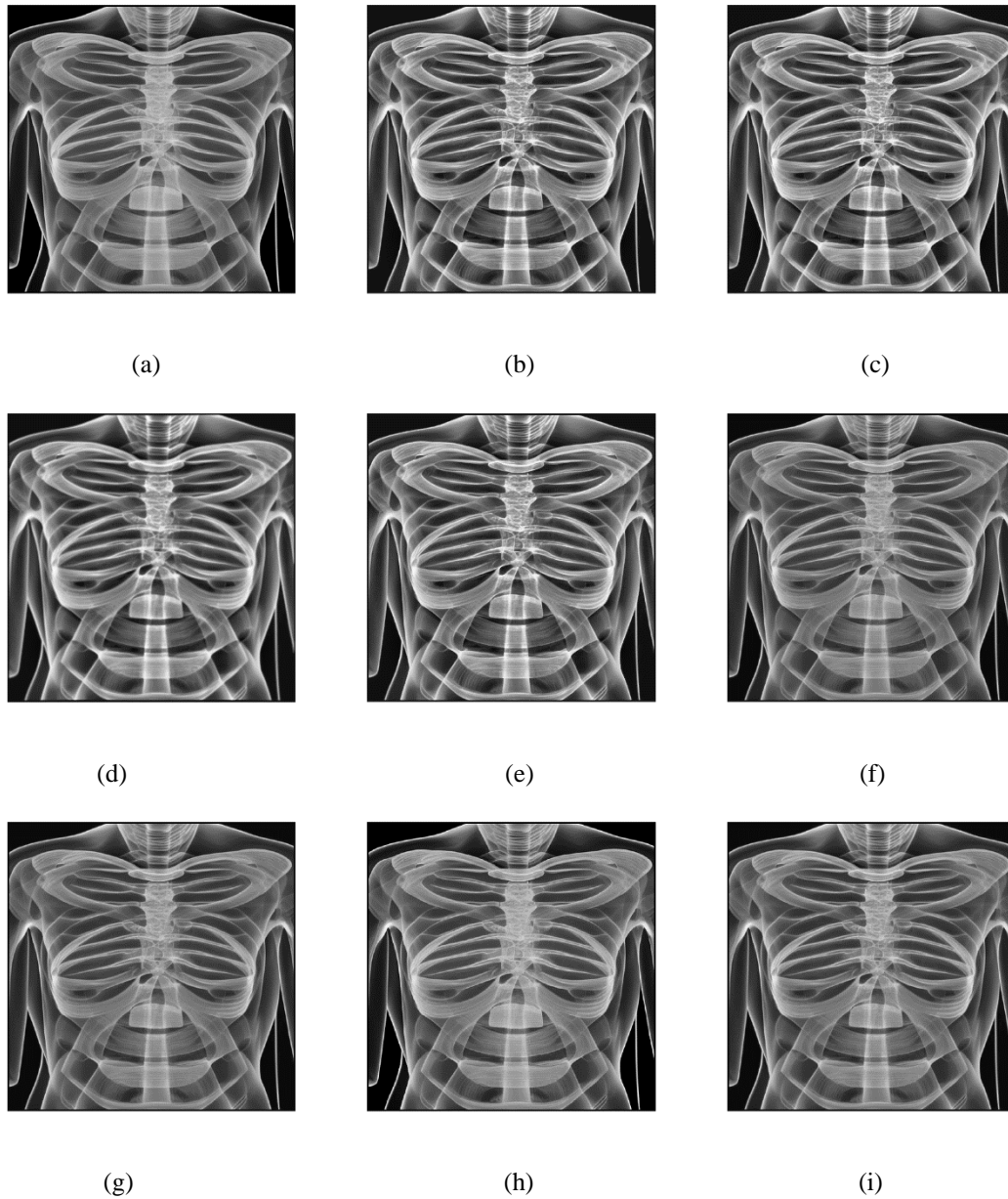


Figure 4.21 Comparaison des performances d'amélioration en utilisant notre modèle proposé et les autres méthodes expérimentales. (a) : image radiographique originale du thorax, (b) : image améliorée avec CLAHE, (c) : image améliorée avec CLAHE/WF, (d) : image améliorée avec CLAHE/GF, (e) : image améliorée avec CLAHE/MF, (f) : image améliorée avec CLAHE/QPSO, (g) : image améliorée avec CLAHE/ABC, (h) : image améliorée avec UM, (i) : image améliorée avec notre modèle proposé.

Chapitre 4. Résultats et contributions

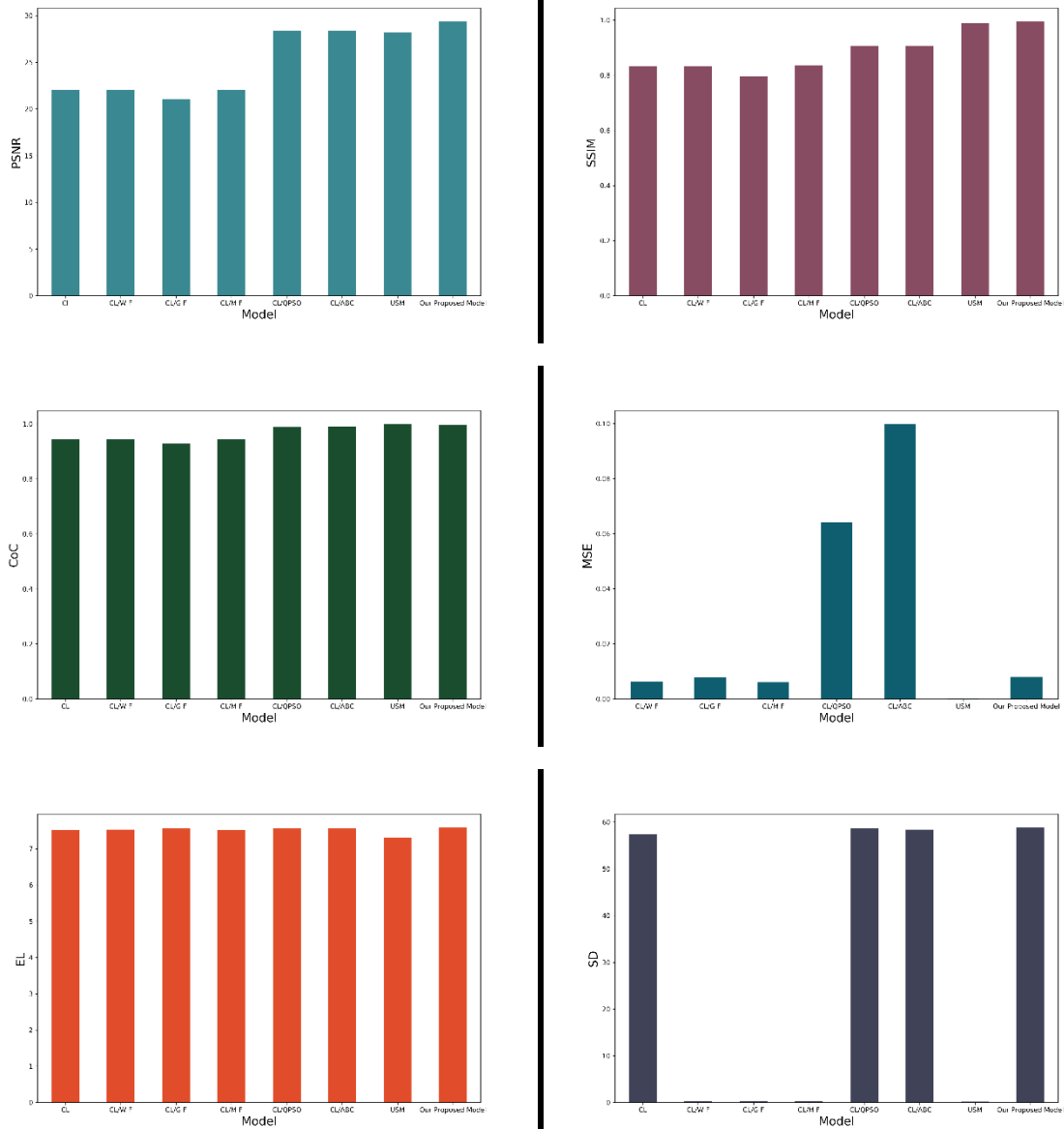
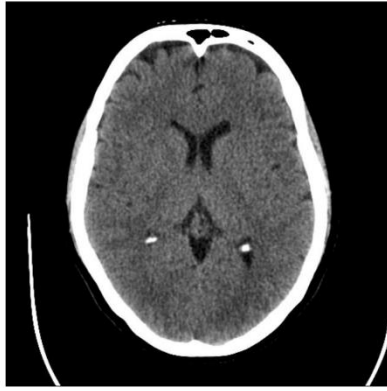


Figure 4.22 Comparaison de l'efficacité de l'amélioration à l'aide de notre modèle proposé et des autres méthodes expérimentales basées sur les paramètres de performance.

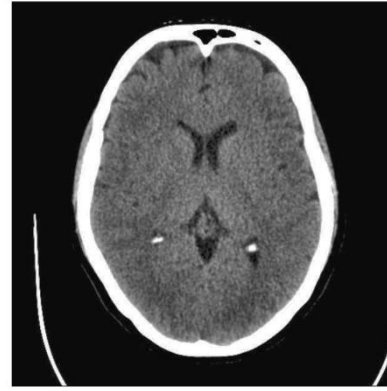
Chapitre 4. Résultats et contributions

Tableau 4.7 Comparaison de l'efficacité d'amélioration de l'image thoracique radiographique à l'aide de notre modèle proposé et des autres méthodes expérimentales basées sur les paramètres de performance.

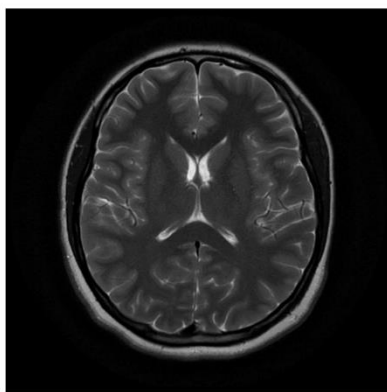
Performance Parameter	CLAHE	CLAHE/WF	CLAHE/GF	CLAHE/MF	CLAHE/QPSO	CLAHE/ABC	UM	Our Proposed Model
PSNR	22.023	22.034	22.04	22.071	28.37	28.353	28.171	29.347
SSIM	0.832	0.796	0.835	0.905	0.905	0.906	0.988	0.994
CoC	0.943	0.943	0.929	0.943	0.988	0.99	0.998	0.997
MSE	408.07	0.006	0.007	0.006	0.064	0.099	0.0002	0.008
EL	7.524	7.53	7.572	7.527	7.569	7.572	7.314	7.5822
SD	57.398	0.225	0.221	0.224	58.668	58.402	0.217	58.806



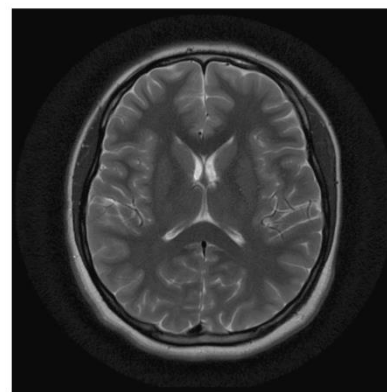
(a)



(b)



(c)



(d)

Figure 4.23 Amélioration des images réelles CT et IRM à l'aide de notre modèle proposé. (a) : image cérébrale CT-Scan axiale originale, (b) : image rehaussée, (c) : image cérébrale IRM axiale originale, (d) : image rehaussée.

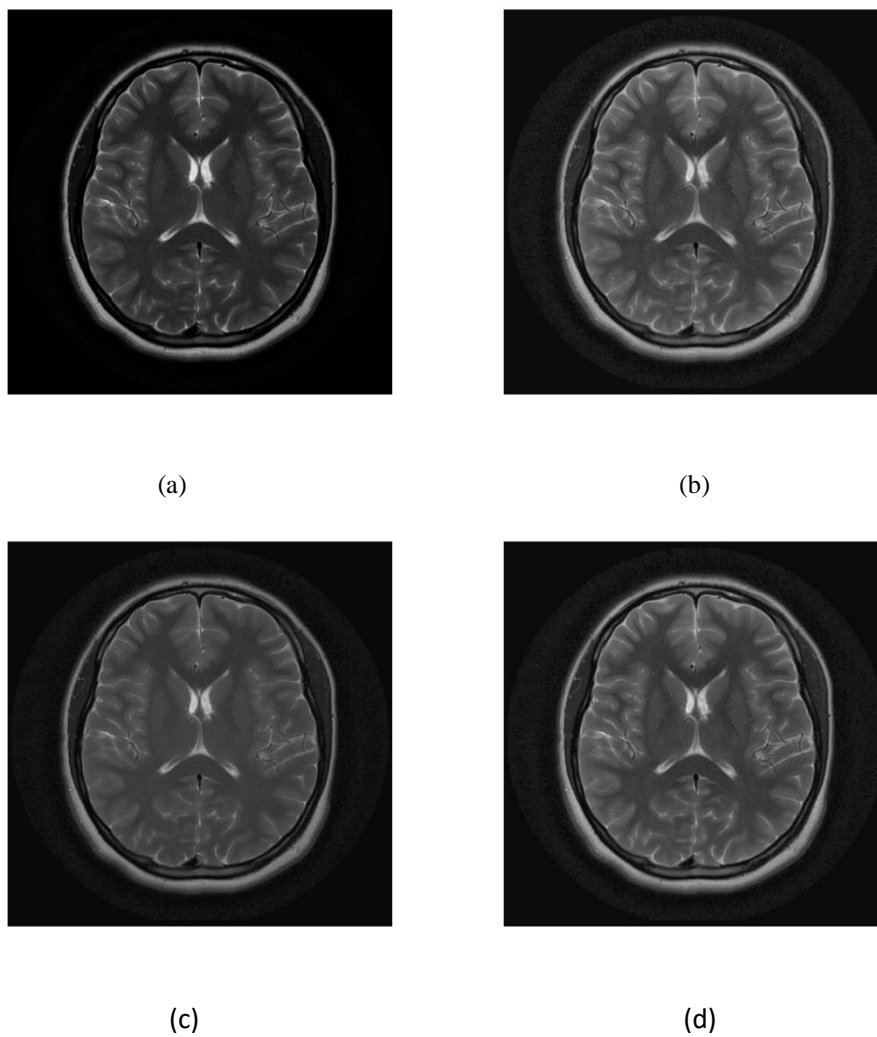


Figure 4.24 Comparaison des performances d'amélioration sur des images médicales réelles en utilisant notre modèle proposé et les autres méthodes expérimentales. (a) : image cérébrale IRM axiale originale, (b) : image améliorée à l'aide de CSDNET, (c) : image améliorée à l'aide de FilterNet, (d) : image améliorée à l'aide de notre modèle proposé.

Chapitre 4. Résultats et contributions

Tableau 4.8 Comparaison de l'efficacité d'amélioration de l'image cérébrale IRM axiale à l'aide de notre modèle proposé et des autres méthodes expérimentales basées sur les paramètres de performance.

Performance Parameter	CSDNET	FilterNet	Our Proposed Model
PSNR	21.253	26.596	29.256
SSIM	0.812	0.985	0.989
CoC	0.97	0.98	0.992
MSE	0.00015	0.0001	0.0075
EL	7.135	7.425	7.5647
SD	0.568	0.217	57.265

4.3.2.5 Discussion

La figure 4.19 représente la distribution de β en parallèle avec les paramètres de performance. Sur cette base, β augmente proportionnellement aux valeurs du paramètre, sauf les valeurs de MSE qui sont inversement proportionnelles à β et au contraste global. La valeur de coupure de chaque courbe indique que l'estimation de β est essentielle pour obtenir une performance d'amélioration supérieure.

En ce qui concerne les comparaisons visuelles, les figures 4.20 et 4.21 montrent les résultats d'amélioration des images médicales générées obtenues par la présente méthode et les autres algorithmes expérimentaux de pointe. En comparant les détails et les régions locales dans les images, en particulier les régions avec des structures et des formes spécifiques, nous concluons que notre modèle proposé offre une qualité visuelle supérieure. Les bords et la netteté sont flous dans CLAHE/GF et CLAHE/WF, mais ils sont mieux préservés avec notre méthode. Les performances CLAHE/GQPO et CLAHE/ABC sont proches dans une certaine mesure de notre modèle en termes de qualité visuelle. Cependant, l'estimation de β est plus précise en utilisant notre algorithme, ce qui a entraîné une supériorité de notre méthode en termes de performances.

Les résultats fournis sur la figure 4.21, qui représentent le rehaussement d'une image radiographique du thorax, ont prouvé la supériorité de notre modèle par rapport aux autres algorithmes. CLAHE/WF, CLAHE/GF et CLAHE/MF sur-augmentent la luminosité de l'image, tandis que les résultats de UM et de notre algorithme proposé sont presque identiques, avec un léger avantage de notre méthode dans le contraste global obtenu.

Chapitre 4. Résultats et contributions

Concernant l'évaluation quantitative, la figure 4.22 et le tableau 4.7 présentent la comparaison des résultats numériques en fonction des paramètres pertinents pour la performance. Notre algorithme d'amélioration surpasse de manière significative les autres méthodes expérimentales. En termes de valeurs PSNR, notre modèle et les résultats UM sont assez similaires, avec la supériorité de notre algorithme par rapport à toutes les autres méthodes concernant les paramètres de performance SSIM, CoC, EL et SD. Concernant MSE, les résultats UM sont préférables.

Afin de décrire qualitativement les performances d'amélioration de notre modèle, nous avons appliqué notre algorithme proposé à l'amélioration d'images médicales réelles, comme le montre la figure 4.23, qui représente l'amélioration de deux images cérébrales axiales de différentes modalités d'imagerie CT-Scan et IRM. Notre méthode a mis en évidence son efficacité en termes d'amélioration des performances, en comparaison avec les méthodes d'amélioration récentes, y compris les modèles d'amélioration CDSNET et FilterNet, comme le montrent la figure 4.24 et le tableau 4.8. En plus de cela, notre méthode prouve son applicabilité dans diverses images. À cet égard, l'amélioration du contraste et de la netteté à l'aide de notre méthode donne un effet visuel supérieur sur l'image traitée et conduit à une observation et un diagnostic typique par des spécialistes.

4.4 Conclusion

Ce chapitre a couvert les différents résultats de recherche et les contributions pour différentes solutions et applications de problèmes inverses. Les solutions pour différentes données d'imagerie et problèmes de traitement d'image sont présentées en prouvant l'importance et les avantages de nos modèles dans l'amélioration des solutions, en parallèle avec l'adaptation des algorithmes d'optimisation dans le cadre de régularisation.

Chapitre 5 : Conclusion

Chapitre 5. Conclusion

En conclusion, cette thèse a étudié l'application de solutions régularisées à des problèmes inverses en imagerie médicale. La thèse a contribué au développement de méthodes mathématiques et informatiques pour résoudre des problèmes inverses de traitement d'images, en mettant l'accent sur les applications d'imagerie médicale. Dans ce chapitre, nous résumons les principales contributions de cette thèse et discutons des orientations de recherche potentielles pour les travaux futurs.

5.1 Contributions

Nous avons montré que la régularisation joue un rôle crucial dans la précision et la stabilité des solutions régularisées de problèmes inverses en imagerie médicale. En plus de cela, nous avons étudié l'estimation des paramètres de régularisation, qui est une étape critique dans le processus de régularisation. Nous avons exploré différentes méthodes de sélection des paramètres de régularisation :

- Nous avons étudié l'impact de l'estimation des paramètres de régularisation sur les performances des opérations de restauration d'images médicales en utilisant une nouvelle approche basée sur le filtrage inverse régularisé amélioré et l'optimisation des particules à comportement quantique gaussien. Notre modèle proposé est appliqué pour estimer la meilleure solution de choix de paramètres avec des valeurs de flou et de bruit variables. Les résultats expérimentaux démontrent la performance significative des opérations de restauration avec une qualité d'image et une netteté élevées basées sur l'utilisation de notre modèle proposé par rapport aux méthodes de restauration expérimentales récemment élaborées. La présentation de l'estimation de régularisation comme une problématique d'optimisation a mis en évidence son efficacité dans l'amélioration du processus de restauration.
- Nous avons atteint une performance de qualité de déconvolution d'images médicales efficace. Les résultats expérimentaux montrent des performances évidentes du processus de déconvolution des images médicales en utilisant notre approche proposée en comparaison avec d'autres méthodes de déconvolution expérimentales.
- Notre algorithme intelligent proposé pour le débruitage d'images médicales est appliqué pour estimer la meilleure solution de choix des paramètres de régularisation avec variation de bruit. Les résultats expérimentaux confirment l'effet évident sur le processus de débruitage des images médicales avec l'application de notre approche

Chapitre 5. Conclusion

proposée par rapport à d'autres méthodes expérimentales de débruitage d'images de pointe.

- Basé sur la fusion de l'égalisation d'histogramme adaptatif de contraste et de l'algorithme d'optimisation du pélican, notre nouvelle méthode d'amélioration d'image médicale est présentée. Grâce à l'estimation de la limite de clip comme solution au problème d'optimisation lié aux paramètres de performance, le contraste des images médicales est considérablement amélioré. Les résultats expérimentaux prouvent la supériorité de notre modèle par rapport aux autres méthodes de l'état de l'art qualitativement et quantitativement. Notre méthode proposée est capable d'illustrer la structure et les formes des détails pertinents, qui sont contenus dans les images médicales. Toutes ces étapes conduisent à l'augmentation du contraste global d'une part et améliorent la perception visuelle et l'observation d'autre part.

5.2 Travaux Futurs

Plusieurs pistes de recherches futures peuvent s'appuyer sur les résultats de cette thèse. Ceux-ci incluent :

- Développement de méthodes d'optimisation avancées : Bien que les algorithmes d'optimisation utilisés dans cette thèse se soient révélés prometteurs pour résoudre le problème inverse régularisé, il y a encore place à l'amélioration. Les recherches futures peuvent explorer le développement de méthodes d'optimisation plus avancées.
- Exploration des approches d'apprentissage en profondeur : Les approches d'apprentissage en profondeur se sont révélées très prometteuses en imagerie médicale, en particulier dans la classification et la segmentation des images. Les recherches futures peuvent explorer l'intégration de méthodes d'apprentissage en profondeur dans le processus de régularisation des problèmes inverses en imagerie médicale, ainsi que l'incorporation de connaissances antérieures plus complexes.
- Application aux modalités d'imagerie émergentes : bien que cette thèse se soit principalement concentrée sur les modalités d'imagerie établies, telles que la tomодensitométrie, l'IRM et la TEP, les recherches futures peuvent explorer l'application de l'estimation de la régularisation basée sur l'optimisation aux modalités d'imagerie émergentes, telles que la tomographie par cohérence optique (OCT) et imagerie photo-acoustique (PAI). Cela peut permettre le développement de nouvelles techniques d'imagerie et d'applications dans le domaine de l'imagerie médicale.

Chapitre 5. Conclusion

- Application à la pratique clinique : Les résultats de cette thèse ont des implications importantes pour le diagnostic et le traitement de diverses conditions médicales. Les recherches futures peuvent explorer la traduction de l'estimation de la régularisation basée sur l'optimisation dans la pratique clinique, grâce au développement de logiciels conviviaux et à la collaboration avec des médecins praticiens. Cela peut permettre l'adoption de techniques d'imagerie plus précises et plus efficaces en milieu clinique.

Bibliographie

1. Maier, A., Steidl, S., Christlein, V., & Hornegger, J. (Eds.). (2018). Medical imaging systems: An introductory guide.
2. Goel, N., Yadav, A., & Singh, B. M. (2016). Medical image processing: a review. 2016 Second International Innovative Applications of Computational Intelligence on Power, Energy and Controls with their Impact on Humanity (CIPECH), 57-62.
3. Ganguly, D., Chakraborty, S., Balitanas, M., & Kim, T. H. (2010). Medical imaging: A review. In Security-Enriched Urban Computing and Smart Grid: First International Conference, SUComS 2010, Daejeon, Korea, September 15-17, 2010. Proceedings (pp. 504-516). Springer Berlin Heidelberg.
4. Epstein, C. L. (Ed.). (2007). Introduction to the mathematics of medical imaging. Society for Industrial and Applied Mathematics.
5. Benning, M., & Ehrhardt, M. J. (2016). Inverse problems in Imaging. Lecture Notes. Nov.
6. Bertero, M., & Piana, M. (2006). Inverse problems in biomedical imaging: modeling and methods of solution. Complex systems in biomedicine, 1-33.
7. Donatelli, M., & Serra-Capizzano, S. (Eds.). (2019). Computational methods for inverse problems in imaging (Vol. 1). Springer.
8. McCann, M. T., Jin, K. H., & Unser, M. (2017). Convolutional neural networks for inverse problems in imaging: A review. IEEE Signal Processing Magazine, 34(6), 85-95.
9. Byrne, C. L. (2014). Iterative optimization in inverse problems. CRC Press.
10. Zhang, H. M., & Dong, B. (2020). A review on deep learning in medical image reconstruction. Journal of the Operations Research Society of China, 8, 311-340.
11. Aswathi, V. M., & Mathew, J. (2015). A review on image restoration in medical images. Compusoft, 4(4), 1588.
12. Rani, S., Jindal, S., & Kaur, B. (2016). A brief review on image restoration techniques. International Journal of Computer Applications, 150(12), 30-33.
13. Fan, L., Zhang, F., Fan, H., & Zhang, C. (2019). Brief review of image denoising techniques. Visual Computing for Industry, Biomedicine, and Art, 2(1), 1-12.
14. Goyal, B., Dogra, A., Agrawal, S., Sohi, B. S., & Sharma, A. (2020). Image denoising review: From classical to state-of-the-art approaches. Information fusion, 55, 220-244.
15. Satish, P., Srikantaswamy, M., & Ramaswamy, N. K. (2020). A Comprehensive Review of Blind Deconvolution Techniques for Image Deblurring. Traitement du Signal, 37(3).

16. He, X., & Deng, L. (2017). Deep learning for image-to-text generation: A technical overview. *IEEE Signal Processing Magazine*, 34(6), 109-116.
17. Kumar, R. P., Neela, S. C., Murikinati, S. R., Yachavarapu, M. R., & Gayam, A. R. (2022, March). Image Restoration by Inverse Filtering. In 2022 6th International Conference on Computing Methodologies and Communication (ICCMC) (pp. 1227-1231). IEEE.
18. Han, J., Song, K. S., Kim, J., & Kang, M. G. (2018). Permuted coordinate-wise optimizations applied to Lp-regularized image deconvolution. *IEEE Transactions on Image Processing*, 27(7), 3556-3570.
19. Bredies, K., Kunisch, K., & Pock, T. (2010). Total generalized variation. *SIAM Journal on Imaging Sciences*, 3(3), 492-526.
20. Mustafa, W. A., & Kader, M. M. M. A. (2018, June). A review of histogram equalization techniques in image enhancement application. In *Journal of Physics: Conference Series* (Vol. 1019, No. 1, p. 012026). IOP Publishing.
21. Yang, X. S., Chien, S. F., & Ting, T. O. (2015). Bio-inspired computation and optimization: An overview. *Bio-inspired computation in telecommunications*, 1-21.
22. Korošec, P., Melab, N., & Talbi, E. G. (Eds.). (2018). *Bioinspired Optimization Methods and Their Applications: 8th International Conference, BIOMA 2018, Paris, France, May 16-18, 2018, Proceedings* (Vol. 10835). Springer.
23. dos Santos Coelho, L. (2010). Gaussian quantum-behaved particle swarm optimization approaches for constrained engineering design problems. *Expert Systems with Applications*, 37(2), 1676-1683.
24. Öztürk, Ş., Ahmad, R., & Akhtar, N. (2020). Variants of Artificial Bee Colony algorithm and its applications in medical image processing. *Applied soft computing*, 97, 106799.
25. Trojovský, P., & Dehghani, M. (2022). Pelican optimization algorithm: A novel nature-inspired algorithm for engineering applications. *Sensors*, 22(3), 855.
26. Aggarwal, M., Kaur, R., & Kaur, B. A review of denoising filters in image restoration. *International Journal of Current Research And Academic Review*, ISSN. 2014; 2347-3215.
27. Ali, H. M. MRI medical image denoising by fundamental filters. *High-Resolution Neuroimaging-Basic Physical Principles and Clinical Applications*. 2018f; 14, 111-124.
28. Baseliçe, F., Ferraioli, G., Ambrosanio, M., Pascasio, V., & Schirinzi, G. Enhanced Wiener filter for ultrasound image restoration. *Computer methods and programs in biomedicine*. 2018; 153, 71-81.

29. Mohan, K. A., Panas, R. M., & Cuadra, J. A. SABER: a systems approach to blur estimation and reduction in x-ray imaging. *IEEE Transactions on Image Processing*. 2020; 29, 7751-7764.
30. Getreuer, P., Tong, M., & Vese, L. A. A variational model for the restoration of MR images corrupted by blur and Rician noise. In *International Symposium on Visual Computing*. 2011; pp. 686-698.
31. Cadena, L., Zotin, A., Cadena, F., Korneeva, A., Legalov, A., & Morales, B. Noise reduction techniques for processing of medical images. In *Proceedings of the World Congress on Engineering*. 2017; Vol. 1, pp. 5-9.
32. Binh, N. T., & Tuyet, V. T. H. Enhancing the quality of medical images containing blur combined with noise pair. *Int J Imag Graph Sig Process*. 2015; 7(11), 16-25.
33. Wang, W., & Ng, M. K. Convex regularized inverse filtering methods for blind image deconvolution. *Signal, Image and Video Processing*. 2016; 10(7), 1353-1360.
34. Wu, H., Chen, J., Wu, S., Jin, H., & Yang, K. A model-based regularized inverse method for ultrasonic B-scan image reconstruction. *Measurement Science and Technology*. 2015; 26(10), 105401.
35. Maurya, A., & Tiwari, R. A novel method of image restoration by using different types of filtering techniques. *International Journal of Engineering Science and Innovative Technology (IJESIT)*. 2014; Volume, 3.
36. Liu, X. Adaptive regularization parameter for nonconvex TGV based image restoration. *Signal Processing*. 2021; 188, 108247.
37. Ramani, S., Liu, Z., Rosen, J., Nielsen, J. F., & Fessler, J. A. Regularization parameter selection for nonlinear iterative image restoration and MRI reconstruction using GCV and SURE-based methods. *IEEE Transactions on Image Processing*. 2012; 21(8), 3659-3672.
38. Montefusco, L. B., & Lazzaro, D. An Iterative L_1 -Based Image Restoration Algorithm With an Adaptive Parameter Estimation. *IEEE Transactions on Image Processing*. 2011; 21(4), 1676-1686.
39. Dong, Y., Hintermüller, M., & Rincon-Camacho, M. M. Automated regularization parameter selection in multi-scale total variation models for image restoration. *Journal of Mathematical Imaging and Vision*. 2011; 40(1), 82-104.
40. Khan, S. U., Chai, W. Y., See, C. S., & Khan, A. X-ray image enhancement using a boundary division wiener filter and wavelet-based image fusion approach. *Journal of Information Processing Systems*. 2016; 12(1), 35-45.

41. Hussien, M. N., & Saripan, M. I. Computed tomography soft tissue restoration using Wiener filter. In 2010 IEEE Student Conference on Research and Development. 2010; pp. 415-420.
42. Lee, S., & Lee, Y. Performance evaluation of median-modified Wiener filter algorithm in high-resolution complementary metal–oxide–semiconductor radio-magnetic X-ray imaging system: An experimental study. Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A: Accelerators, Spectrometers, Detectors and Associated Equipment. 2021; 1010, 165509.
43. Hasan, M., & El-Sakka, M. R. Improved BM3D image denoising using SSIM-optimized Wiener filter. EURASIP journal on image and video processing, 2018; (1), 1-12.
44. Yoo, J. C., & Ahn, C. W. Image restoration by blind-Wiener filter. IET Image Processing. 2014; 8(12), 815-823.
45. Sanchez, M. G., Sánchez, M. G., Vidal, V., Verdu, G., Verdú, G., Mayo, P., & Rodenas, F. Medical image restoration with different types of noise. In 2012 Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, IEEE. 2012; pp. 4382-4385.
46. Wang, W., & Ng, M. K. Convex regularized inverse filtering methods for blind image deconvolution. Signal, Image and Video Processing. 2016; 10(7), 1353-1360.
47. Prasath, V. S., Thanh, D. N., Hai, N. H., & Cuong, N. X. Image restoration with total variation and iterative regularization parameter estimation. In Proceedings of the Eighth International Symposium on Information and Communication Technology. 2017; pp. 378-384.
48. Toma, A., Sixou, B., & Peyrin, F. Iterative choice of the optimal regularization parameter in TV image restoration. Inverse Problems & Imaging. 2015; 9(4), 1171.
49. He, C., Hu, C., Zhang, W., & Shi, B. A fast adaptive parameter estimation for total variation image restoration. IEEE Transactions on Image Processing. 2014; 23(12), 4954-4967.
50. Sheer, A. H., & Al-Ani, A. A. The effect of regularization parameter within non-blind restoration algorithm using modified iterative wiener filter for medical image. In 2018 1st Annual International Conference on Information and Sciences (AiCIS). 2018 ; pp. 77-81
51. Farshi, T. R., Drake, J. H., & Özcan, E. A multimodal particle swarm optimization-based approach for image segmentation. Expert Systems with Applications. 2020; 149, 113233.
52. Tan, T. Y., Zhang, L., Lim, C. P., Fielding, B., Yu, Y., & Anderson, E. Evolving ensemble models for image segmentation using enhanced particle swarm optimization. IEEE access. 2019; 7, 34004-34019.

53. Mirghasemi, S., Rayudu, R., & Zhang, M. A new modification of fuzzy c-means via particle swarm optimization for noisy image segmentation. In *Australasian Conference on Artificial Life and Computational Intelligence*, Springer, Cham. 2016; pp. 147-159.
54. Semchedine, M., & Moussaoui, A. An efficient particle swarm optimization for MRI fuzzy segmentation. 2018.
55. R.Organization,"Radiopaedia,(Online),Available:<https://radiopaedia.org/encyclopaedia/cases/all?modality=CT/X-RAY>, Accessed 01 10 2021
56. Kumar, N., Shukla, H., & Tripathi, R. Image Restoration in Noisy free images using fuzzy based median filtering and adaptive Particle Swarm Optimization-Richardson-Lucy algorithm. *International Journal of Intelligent Engineering and Systems*. 2017; 10(4), 50-59.
57. Yoo, J. C., & Ahn, C. W. Image restoration by blind-Wiener filter. *IET Image Processing*. 2014; 8(12), 815-823.
58. Wang, W., & Ng, M. K. Convex regularized inverse filtering methods for blind image deconvolution. *Signal, Image and Video Processing*. 2016; 10(7), 1353-1360.
59. Xuanhua, L., Qingping, H., Xiaojian, K., & Tianlin, X. A Regularization Blind Image Restoration Technique by Using Particle Swarm Optimization. In *rd International Conference on Multimedia Technology (ICMT 2013)*. 2013; pp984-992.
60. Öztürk, Ş., Ahmad, R., & Akhtar, N. Variants of Artificial Bee Colony algorithm and its applications in medical image processing. *Applied soft computing*, 2020; 97, 106799.
61. Thanh, D. N., Prasath, V. B., Hieu, L. M., & Dvoenko, S. An adaptive method for image restoration based on high-order total variation and inverse gradient. *Signal, Image and Video Processing*, 2020; 14(6), 1189-1197.
62. Schmidt, U., & Roth, S. Shrinkage fields for effective image restoration. In *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*. 2014; pp. 2774-2781.
63. Patrizio Campisi, Karen Egiazarian," Blind image deconvolution: theory and applications", CRC PRESS, Boca Raton London New York Washington, D.C.
64. Christian J. Schuler, Harold Christopher Burger, Stefan Harmeling, Bernhard Schölkopf, " A machine learning approach for non-blind image deconvolution".
65. Chuan He, Changhua Hu, Wei Zhang, Biao Shi, and Xiaoxiang Hu," Fast Total-Variation Image Deconvolution with Adaptive Parameter Estimation via Split Bregman Method", Hindawi Publishing Corporation, *Mathematical Problems in Engineering*, Volume 2014, Article ID 617026, 9 pages.

66. Fang, H., Chang, Y., Zhou, G., & Deng, L. (2017). Iteratively reweighted blind deconvolution with adaptive regularization parameter estimation. *IEEE Access*, 5, 11959-11973.
67. Max Mignotte, “ A non-local regularization strategy for image deconvolution”, *Pattern Recognition Letters*, doi:10.1016/j.patrec.2008.08.004
68. Jong-Ho Lee , Yo-Sung Ho, “ High-quality non-blind image deconvolution with adaptive regularization” *J. Vis. Commun. Image R*, doi:10.1016/j.jvcir.2011.07.01.
69. Francois Orieux, Jean-Francois Giovannelli, Thomas Rodet,” Bayesian estimation of regularization and PSF parameters for Wiener-Hunt deconvolution”, arXiv:1004.5538v1 [stat.CO] 30 Apr 2010.
70. Yingying Song, David Brie, El-Hadi Djermoune, Simon Henrot. Regularization parameter estimation for non-negative hyperspectral image deconvolution. *IEEE Transactions on Image Processing*, Institute of Electrical and Electronics Engineers, 2016, 25 (11), pp.5316-5330. 10.1109/TIP.2016.2601489. hal-01358458
71. Taiebeh Askari Javaran, Hamid Hassanpour, Vahid Abolghasemi,” Non-Blind image Deconvolution Using a Regularization based on Re-blurring Process”, *Computer Vision and Image Understanding*.
72. Haiyong Liao and Michael K. Ng,” Blind Deconvolution Using Generalized Cross-Validation Approach to Regularization Parameter Estimation”, *IEEE TRANSACTIONS ON IMAGE PROCESSING*, VOL. 20, NO. 3, MARCH 2011.
73. Duane Carey, Nagitha Wijayathunga, Andrew Bulpitt, Darren Treanor,” A Novel Approach for the Colour Deconvolution of Multiple Histological Stains’.
74. Natalia Hidalgo-Gavira, Javier Mateos, Miguel Vega, Rafael Molina, Aggelos K. Katsaggelos,” Fully Automated Blind Color Deconvolution of Histopathological Images”, Springer Nature Switzerland AG 2018, A. F. Frangi et al. (Eds.): MICCAI 2018, LNCS 11071, pp. 183–191, 2018.
75. Moritz Blume, Darko Zikic, Wolfgang Wein, and Nassir Navab,” A New and General Method for Blind Shift-Variant Deconvolution of Biomedical Images”, *MICCAI 2007*, Part I, LNCS 4791, pp. 743–750, 2007, _c Springer-Verlag Berlin Heidelberg 2007.
76. Guo-Rong Wu, Wei Liao, Sebastiano Stramaglia, Ju-Rong Ding, HuaFu Chenb, Daniele Marinazz, “ A blind deconvolution approach to recover effective connectivity brain networks from resting state Fmri Data”, *Medical Image Analysis*, August 21, 2012.

77. Liviu-Teodor Chira, Jean-Marc Girault, Tony Mateo, Sébastien MÉnigot, Corneliu Rusu. Ultrasound medical image deconvolution using CLEAN algorithm. Acoustics 2012, Apr 2012, Nantes, France. hal-00810817
78. Wee-Soon Yeoh, Cishen Zhang, "Constrained Least Squares Filtering Algorithm for Ultrasound Image Deconvolution", IEEE TRANSACTIONS ON BIOMEDICAL ENGINEERING, VOL. 53, NO. 10, OCTOBER 2006.
79. Zhouye Chen, Adrian Basarab, Denis Kouam'e, "Compressive Deconvolution in Medical Ultrasound Imaging", arXiv:1507.00136v2 [cs.CV] 4 Dec 2015.
80. Ma, T. H., Huang, T. Z., & Zhao, X. L. Spatially dependent regularization parameter selection for total generalized variation-based image denoising. Computational and Applied Mathematics, 37(1), 277-296. (2018).
81. Bredies, Kristian, and Martin Holler. "Regularization of linear inverse problems with total generalized variation." Journal of inverse and ill-posed problems 22.6 871-913 (2014).
82. Valkonen, Tuomo, Kristian Bredies, and Florian Knoll. "Total generalised variation in diffusion tensor imaging." (2012).
83. Komander, Birgit, Dirk A. Lorenz, and Lena Vestweber. "Denoising of image gradients and total generalized variation denoising." Journal of Mathematical Imaging and Vision 61.1 : 21-39 (2019).
84. Knoll, Florian, et al. "Second order total generalized variation (TGV) for MRI." Magnetic resonance in medicine 65.2 : 480-491 (2011).
85. Bredies, Kristian, and Tuomo Valkonen. "Inverse problems with second-order total generalized variation constraints." arXiv preprint arXiv:2005.09725 (2020)
86. Niu, Shanzhou, et al. "Sparse-view x-ray CT reconstruction via total generalized variation regularization." Physics in Medicine & Biology 59.12 : 2997 (2014)
87. Shukla, K. N., Potnis, A., Dwivedy, P. (2017): A review on image enhancement techniques. Int. J. Eng. Appl. Comput. Sci, 2(07), 232-235.
88. Patel, P., Bhandari, A. (2019): A review on image contrast enhancement techniques. Int. J. Online Sci, 5(5), 14-18.
89. Musa, P., Al Rafi, F., Lamsani, M. (2018): A Review: Contrast-Limited Adaptive Histogram Equalization (CLAHE) methods to help the application of face recognition. The third international conference on informatics and computing (ICIC) (pp. 1-6). IEEE.
90. Gharehchopogh, F. S., Shayanfar, H., Gholizadeh, H. (2020): A comprehensive survey on symbiotic organisms search algorithms. Artificial Intelligence Review, 53, 2265-2312.

91. Ghafori, S., Gharehchopogh, F. S. (2021): Advances in spotted hyena optimizer: a comprehensive survey. *Archives of computational methods in engineering*, 1-22.
92. Gharehchopogh, F. S. (2022): An improved tunicate swarm algorithm with best-random mutation strategy for global optimization problems. *Journal of Bionic Engineering*, 19(4), 1177-1202.
93. Garg, D., Garg, N. K., Kumar, M. (2018): Underwater image enhancement using blending of CLAHE and percentile methodologies. *Multimedia Tools and Applications*, 77(20), 26545-26561.
94. Fan, R., Li, X., Lee, S., Li, T., Zhang, H. L. (2020): Smart Image Enhancement Using CLAHE Based on an F-Shift Transformation during Decompression. *Electronics*, 9(9), 1374.
95. Fan, R., Li, X., Lee, S., Li, T., Zhang, H. L. (2020): Smart Image Enhancement Using CLAHE Based on an F-Shift Transformation during Decompression. *Electronics*, 9(9), 1374.
96. Sahu, S., Singh, A. K., Ghrera, S. P., Elhoseny, M. (2019): An approach for de-noising and contrast enhancement of retinal fundus image using CLAHE. *Optics & Laser Technology*, 110, 87-98.
97. Dabass, J., Arora, S., Vig, R., Hanmandlu, M. (2019): Mammogram image enhancement using entropy and CLAHE based intuitionistic fuzzy method. In the 6th international conference on signal processing and integrated networks (SPIN) (pp. 24-29). IEEE.
98. Fu, Q., Celenk, M., Wu, A. (2019): An improved algorithm based on CLAHE for ultrasonic well logging image enhancement. *Cluster Computing*, 22(5), 12609-12618.
99. Koonsanit, K., Thongvigitmanee, S., Pongnapang, N., Thajchayapong, P. (2017): Image enhancement on digital x-ray images using N-CLAHE. In the 10th Biomedical engineering international conference (BMEICON) (pp. 1-4). IEEE.
100. Trojovský, P., Dehghani, M. (2022): Pelican optimization algorithm: A novel nature-inspired algorithm for engineering applications. *Sensors*, 22(3), 855.
101. Rajam, Y. Z., Retnamony, R. (2022): Hybrid Approach Based Power Quality Improvement In Smart Grid Connected Renewable Energy System Using Dstatcom: A Gbdt-Poa Technique.
102. Kumar, R. S., Rajesh, P., Shajin, F. H. (2022): Fault Detection and Diagnosis of Induction Motor Using Hybrid POA–SNNLA technique.
103. Cuete D: Normal CT brain. Case study, Radiopaedia.org (Accessed on 29 Dec 2022).

104. Gaillard F: Normal brain (MRI). Case study, Radiopaedia.org (Accessed on 30 Dec 2022).
105. Sivakumar, J., Thangavel, K., Saravanan, P. (2012): Computed radiography skull image enhancement using Wiener filter. In International Conference on Pattern Recognition, Informatics and Medical Engineering (PRIME-2012) (pp. 307-311). IEEE.
106. Khan, T. M., Bailey, D. G., Khan, M. A., Kong, Y. (2017): Efficient hardware implementation for fingerprint image enhancement using anisotropic Gaussian filter. IEEE Transactions on Image processing, 26(5), 2116-2126
107. Han, K., Wang, Z., Chen, Z. (2018): Fingerprint image enhancement method based on adaptive median filter. In 2018 24th Asia-Pacific Conference on Communications (APCC) (pp. 40-44). IEEE.
108. Su, X., Fang, W., Shen, Q., Hao, X. (2013): An image enhancement method using the quantum-behaved particle swarm optimization with an adaptive strategy. Mathematical Problems in Engineering.
109. Draa, A., Bouaziz, A. (2014): An artificial bee colony algorithm for image contrast enhancement. Swarm and Evolutionary computation, 16, 69-84.
110. Lin, S. C. F., Wong, C. Y., Jiang, G., Rahman, M. A., Ren, T. R., Kwok, N., ... Wu, T. (2016): Intensity and edge based adaptive unsharp masking filter for color image enhancement. Optik, 127(1), 407-414.
111. Ma, L., Liu, R., Zhang, J., Fan, X., Luo, Z. (2021): Learning deep context-sensitive decomposition for low-light image enhancement. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 33(10), 5666-5680.
112. Cuenca-Jimenez, P. M., Fernández-Conde, J., Canas-Plaza, J. M. (2021): Filtarnet: Self-supervised learning for high-resolution photo enhancement. IEEE Access, 10, 2669-2685..
113. Kern, M. (2002). Problèmes inverses : aspects numériques