

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique



Université Hadj Lakhdar - BATNA 1

Faculté des Sciences de la Matière

Département de Physique



THÈSE

Présentée en vue de l'obtention du
Diplôme de Doctorat

Par :

Mohamed Laid YAHIAOUI

Thème :

LES TECHNIQUES DE SUPER-RESOLUTION SR APPLIQUEES EN
IMAGERIE ASTRONOMIQUE ET NUCLEAIRE.

Spécialité : Astrophysique

Soutenu le 17 /04 / 2019

Devant le jury :

Président :	Abdelhamid BOULDJEDRI	Prof	Université Hadj Lakhdar - Batna 1
Rapporteur :	Fayçal KHARFI	Prof	Université Ferhat Abbas-Sétif 1
Examineurs :	Abdelaziz SID	Prof	Université Hadj Lakhdar - Batna 1
	Hacene AZIZI	M.C.A	Université Ferhat Abbas-Sétif 1
	Djamel Eddine Chouaib BELKHIAT	M.C.A	Université Ferhat Abbas-Sétif 1

*À ma mère, À mes frères pour leur inconditionnel soutien
À mon fils Iyed, pour tous les rires qu'on a pu partager
À ma femme, pour son soutien*

Remerciements

Je remercie tout d'abord le bon Dieu de m'avoir donné le courage et la santé pour accomplir ce travail.

Mes vifs remerciements accompagnés de toute ma gratitude vont ensuite à mon Directeur de thèse Monsieur **Fayçal KHARFI**, Professeur à l'université de Ferhat Abbas de Sétif-1, qui a dirigé cette thèse en me conseillant amicalement tout au long de ce travail et qui m'a garanti un cadre de travail très favorable.

Je remercie le président de jury monsieur **Abdelhamid BOULDJEDRI**, professeur à l'université de Hadj Lakhdar de Batna-1 qui nous a fait l'honneur de présider le jury.

Je remercie, aussi, monsieur **Abdelaziz SID**, professeur à l'université de Hadj Lakhdar de Batna-1, monsieur **Azizi HACENE**, maître de conférence à l'université de Ferhat Abbas de Sétif-1, et monsieur **Djamel Eddine Chouaib BELKHIAT**, maître de conférence à l'université de Ferhat Abbas de Sétif-1 pour avoir accepté de faire part au jury de cette thèse.

Enfin, que tous ceux qui m'ont aidé et encouragé de près ou de loin dans la concrétisation de ce projet, trouvent ici l'expression de ma gratitude et mes sincères remerciements.

Résumé :

Les techniques de super-résolution (Srinivasan & Rao) sont bien connues pour leur caractère à augmenter la résolution des images au-dessous de la barrière de la taille du pixel physique. Dans ce travail, nous avons réalisé une étude comparative entre les techniques d'estimation de mouvement entre les images à basse résolution (LR) d'intérêt pour la super résolution et entre les méthodes de super-résolution elles-mêmes. Suite à cette étude, nous nous sommes parvenus à développer et à proposer une méthode basée sur l'amélioration de la qualité d'images LR par des techniques d'apprentissage suivi par l'application de la méthode POCS pour générer des images de haute résolution (HR). Dans le cadre de cette thèse, il a été question de simuler les résultats de l'application de quelques techniques SR ainsi que notre méthode sur une numérique standard ISO12233, une image neutronique modélisée par le code MCNP, et une image astronomique HR et ce, avant d'appliquer notre méthode sur une image neutronique expérimentale. Finalement, un autre travail expérimental a été réalisé visant l'adaptation de la technique POCS pour améliorer la résolution d'images obtenues par tomographie à rayons X. Les travaux expérimentaux et de simulation réalisés dans le cadre de cette thèse nous ont permis de conclure sur la pertinence des méthodes SR proposées et utilisées.

Mots-clés : Super-résolution; Estimation des mouvements; Image neutronique ; Image astronomique ; Tomographie à rayons X ; MCNP.

Abstract:

Super-resolution (Srinivasan & Rao) techniques are well known for their character in increasing the resolution of images below the pixel size physical barrier. In this work, we have realised a comparative study between the different techniques of movement estimation between low resolution images (LR) used in SR and between super-resolution techniques. Thus, we have proposed a method based on improving the quality of each LR image by learning techniques followed by the application POCS method to obtain HR images. In the framework of this thesis, it was question to simulate the result of the application the SR techniques as well as our proposed one on an ISO12233 digital image, a neutron image modelled by the MCNP code, and an astronomical HR image before applying our method on an experimental neutron image. Another experimental work was also achieved aiming the adaptation to the POCS technique to improve the resolution of X-ray tomography images. Finally, the experimental and simulation works have allowed us to conclude on the pertinence of the proposed and used methods.

Keywords: Super-resolution; Motion estimation; Neutron image; Astronomical image; X-ray tomography; MCNP.

الملخص:

التقنيات فائقة الدقة معروفة بخاصية رفع دقة الصور فوق حدود أبعاد البيكسل . في هذا العمل، قمنا بإجراء دراسة مقارنة بين تقنيات تقدير الحركة المختلفة بين الصور الضعيفة (LR) وتقنيات فائقة الدقة. اقترحنا طريقة تقوم بتحسين جودة كل صورة ضعيفة بواسطة طرق التعلم قبل استخدامها بواسطة تقنية .POCS

قبل تطبيق طريقتنا المقترحة على صورة نيوترونية تجريبية، قمنا بإجراء محاكاة رقمية. تستخدم هذه المحاكاة تقنيات فائقة الدقة المختلفة وطريقتنا المقترحة على صورة ISO12233 الرقمية وصورة نيوترونية تم نمذجتها بواسطة برنامج MCNP وصورة فلكية عالية الجودة. كما اقترحنا تكييفاً لتقنية POCS لرفع درجة دقة صورة مقطعية بالأشعة السينية، مما أدى بنا إلى استنتاج أن الطرق المقترحة تعطي نتائج مرضية مقارنة بالطرق الأخرى.

الكلمات الرئيسية: التقنيات فائقة الدقة، تقدير الحركة، الصورة النيوترونية، الصورة الفلكية، التصوير المقطعي بالأشعة السينية، MCNP.

Table des matières

Table des matières	7
Liste des figures	10
Liste des tableaux.....	12
Introduction générale	13
Chapitre 1 : La résolution des systèmes d'imagerie numérique.....	15
1.1 Introduction.....	15
1.1.1 Échantillonnage	15
1.1.2 « Flou » d'une image	20
1.2 Différents types d'images.....	21
1.2.1 Image matricielle (bitmap).....	21
1.2.2 Image vectorielle	22
1.3 Caractéristiques d'une image.....	22
1.3.1 Définition d'une image	22
1.3.2 Résolution spatiale d'une image.....	22
1.3.3 Profondeur de bit.....	23
1.4 Formats d'image	24
1.5 Propriétés des images	25
1.5.1 Brillance.....	25
1.5.2 Contraste.....	25
1.5.3 Histogramme	26
1.6 Évaluation de la qualité d'une image numérique.....	26
1.6.1. Fonction de Transfert de Modulation (MTF)	26
1.6.2. Rapport signal sur bruit (SNR).....	28
1.6.3. Indice de similarité structurelle (SSIM) :	29
1.7 Conclusion	32
Chapitre 2 : Recalage d'images : état de l'art	33
2.1 Introduction.....	33
2.2 Classification des transformations géométriques	33
2.2.1 Transformations rigides.....	34
2.2.2 Transformations affines	34
2.2.3 Transformations projectives	34

2.3	État de l'art sur les méthodes de recalage	35
2.3.1	Techniques basées sur le gradient	36
2.3.2	Méthodes <i>Pixel-Recursive</i> :	37
2.3.3	Techniques par correspondance de blocs	38
2.3.4	Méthodes du domaine fréquentiel	42
2.4	Conclusion	43
	Chapitre 3 : Les techniques de super-résolution.....	44
3.1	Introduction.....	44
3.2	Super-résolution	45
3.3	Méthodes de super résolution	47
3.3.1	Méthodes du domaine fréquentiel	47
3.3.2	Méthodes du domaine spatial	50
3.4	Méthode proposée	64
3.4.1	Algorithme proposé.....	64
3.5	Conclusion	66
	Chapitre 4 : Simulation numérique.	67
4.1	Introduction.....	67
4.1	Simulation des dégradations.....	67
4.2.1	Simulation d'une image à basse résolution (LR).....	68
4.2	Étude du comportement des algorithmes SR par la simulation numérique.....	69
4.3.1	Simulation de séquences des images LR	72
4.3.2	Estimation des mouvements	74
4.3.3	Reconstruction des images super-résolution	78
4.3.4	Évaluation de la qualité des images	79
4.3	Discussion des résultats	84
4.4	Conclusion	85
	Chapitre 5 : Application de super-résolution sur des données expérimentales.....	86
5.1	Introduction.....	86
5.2	Cas d'un système d'imagerie neutronique.....	86
5.2.1	Principes de base	87
5.2.2	Description du système	90
5.2.3	Application de l'algorithme SR	92
5.2.4	Résultats et discussion	92
5.3	Cas d'une tomographie X	93
5.3.1	Description du système	95
5.3.2	Application de l'algorithme SR	97

5.3.3	Résultats et discussion	98
5.4	Conclusion	101
	Conclusion générale.....	102
	Annexe.....	103
	Bibliographie.....	105

Liste des figures

Figure 1-1 : Une image numérique.	15
Figure 1-2 : Le signal échantillonné est obtenu par multiplication d'un peigne d'impulsion de Dirac.	16
Figure 1-3 : Échantillonnage avec respect du théorème de Shannon. (a) : Représentation d'une image HR avec un taux d'échantillonnage d_1 . (b) : La TF proposée entre les pixels voisins de l'image.	19
Figure 1-4 : Échantillonnage avec non-respect du théorème de Shannon. (a) : Représentation d'une image sous-échantillonnée avec un taux d'échantillonnage d_2 ($d_2 > d_1$). (b) : La TF proposée entre les pixels voisins de l'image.	19
Figure 1-5 : Exemple de l'effet de l'Aliasing. (a) Image originale de surface de la planète Mars (b) Image sous-échantillonnée, puis ramenée à sa taille initiale (crédit : NASA).	20
Figure 1-6 : (a) Objet idéal, (b) La fonction PSF gaussienne, (c) Image floutée par PSF.	21
Figure 1-7 : Histogramme d'une image aux niveaux de gris.	26
Figure 1-8 : MTF d'un système d'imagerie neutronique (crédit : Kharfi 2012)	27
Figure 1-9 : Comparaison entre une image (HR) et une image (LR). (a) : PSF, (b) : MTF.	28
Figure 1-10 : Exemples de perturbation d'une image par bruit additif gaussien, (a) Image originel (Noyau de l'amas globulaire M15, crédit : NOT), (b) SNR=20 dB, (c) SNR=15 dB, (d) SNR=10 dB.	30
Figure 2-1 : Exemples des transformations 2D.	34
Figure 2-2 : Estimation du mouvement par correspondance de blocs.	39
Figure 2-3 : Algorithme de recherche exhaustive.	41
Figure 2-4 : Algorithme de recherche à trois étapes.	42
Figure 3-1 : Le processus de super-résolution.	45
Figure 3-2 : La super-résolution multi-image.	46
Figure 3-3 : Le modèle d'observation qui relie les images LR aux images HR.	46
Figure 3-4 : Principe de la méthode d'interpolation.	51
Figure 3-5 : Schéma de l'algorithme SRCNN et les paramètres du réseau de 3 couches.	66
Figure 4-1 : Les quatre dégradations principales.	67
Figure 4-2 : Image idéal (512x512 pixels) contient un bord incliné de 5°	68
Figure 4-3 : Création d'une image LR par l'introduction des quatre dégradations successivement sur une image idéale. (a) : application de la première dégradation (un sous-échantillonnage du facteur 4), (b) : application de la deuxième dégradation (translation de 1.5 pixels vers x et -2.25 pixels vers y et une rotation de 1.5°), (c) : application de la troisième dégradation (un flou=2), (d) : application de la quatrième dégradation (un bruit snr=13 dB).	69
Figure 4-4 : Le schéma de nos expériences.	70
Figure 4-5 : L'image numérique ISO12233 (en haut), la zone d'intérêt ROI (en bas).	70
Figure 4-6 : L'indicateur de pureté du faisceau. (à gauche) : une photo de la pièce.	71
Figure 4-7 : L'image de la pièce simulée par une grille de flux neutronique.	72
Figure 4-8 : Image de l'astéroïde P / 2013 R3 vu par le télescope spatial Hubble.	73
Crédit : NASA, ESA, D. Jewitt (UCLA).	73

Figure 4-9 : Les images HR (en haut) avec leurs images LR simulées (en bas).	74
Figure 4-10 : Les courbes des paramètres de déplacement (rotation θ , translation x et y) de l'image numérique ISO12233 estimés par les algorithmes : Vandewalle et al, Marcel et al, Lucchese et al, et Keren et al. Avec leurs erreurs relatives.	76
Figure 4-11 : Les courbes des paramètres de déplacement (rotation θ , translation x et y) de l'image neutronique estimés par les algorithmes : Vandewalle et al, Marcel et al, Lucchese et al, et Keren et al. Avec leurs erreurs relatives.	77
Figure 4-12 : Les courbes des paramètres de déplacement (rotation θ , translation x et y) de l'image astronomique estimés par les algorithmes : Vandewalle et al, Marcel et al, Lucchese et al, et Keren et al. Avec leurs erreurs relatives.	78
Figure 4-13 : Résultats de l'expérience 01.....	80
Figure 4-14 : Résultats de l'expérience 02.....	81
Figure 4-15 : Résultats de l'expérience 03.....	82
Figure 4-16 : La zone d'intérêt (ROI).	83
Figure 4-17 : La réponse de fréquence spatiale MTF.	83
Figure 5-1 : Illustre d'un collimateur divergent.	89
Figure 5-2 : Le système d'imagerie neutronique du réacteur nucléaire de recherche.	91
Figure 5-3 : Schéma de SRCNN et les paramètres du modèle de référence.	92
Figure 5-4 : Comparaison entre un exemple de frame LR et l'image HR reconstruite. À gauche: le frame LR avec son histogramme et la variation du niveau de gris en fonction de la ligne du profil. À droite : l'image HR avec son histogramme et la variation du niveau de gris en fonction de la ligne du profil.....	94
Figure 5-5 : Notre système de tomographie à rayons X.	96
Figure 5-6 : MTF de l'écran du scintillateur / détecteur CCD.	97
Figure 5-7 : Reconstruction d'image 3D de l'objet en cours d'examen.....	98
Figure 5-8 : Amélioration de la qualité de la projection en termes de résolution et de contraste par génération d'une projection HR à partir d'un ensemble de projections brutes en utilisant un algorithme POCS adapté.	99
Figure 5-9 : Comparaison entre les histogrammes et les profils de bord d'une projection brute prise à partir d'un ensemble sélectionné (à gauche) et la projection SR reconstruite (à droite).	99
Figure 5-10 : Comparaison entre des volumes 3D reconstruits. À gauche : volume 3D reconstruit à l'aide de la méthode POCS, exemple de coupe 2D avec son histogramme et la variation du niveau de gris en fonction de la ligne du profil. À droite : volume 3D reconstruit avec des projections brutes, exemple de coupe avec son histogramme et la variation du niveau de gris en fonction de la ligne du profil.....	100

Liste des tableaux

Tableau 1-1 : Quelques formats d'échange d'images.....	25
Tableau 4-1 : Caractéristiques de l'indicateur de pureté de faisceau.....	71
Tableau 4-2 : Les différents paramètres utilisés dans les trois expériences.	74
Tableau 4-3 : Les valeurs moyennes de l'erreur relative de rotation θ et de translation x et y (Expérience 01).	75
Tableau 4-4 : Les valeurs moyennes de l'erreur relative de rotation θ et de translation x et y (Expérience 02).	76
Tableau 4-5 : Les valeurs moyennes de l'erreur relative de rotation θ et de translation x et y (Expérience 03).	77
Tableau 4-6 : Résultat de la mesure de MTF50 sur les images reconstruites dans	83
Tableau 4-7 : Résultat de la mesure de SNR et SSIM sur les images reconstruites dans l'expérience 02.....	84
Tableau 4-8 : Résultat de la mesure de SNR et SSIM sur les images reconstruites dans l'expérience 03.....	84
Tableau 5-1 : Principales caractéristiques du système d'imagerie neutronique.	91
Tableau 5-2 : Principales données techniques du tomographe.	97

Introduction générale

Ces dernières décennies, le monde a connu un impressionnant progrès de la technologie numérique d'image et ce, tant dans l'aspect matériel que celui de la solution logicielle. En effet, la fabrication de capteurs pour caméra numérique a permis l'accès à l'image haute résolution (HR). Toutefois, les limitations optiques et géométriques de certains types de systèmes d'imagerie numérique ont entravé le bénéfice de ces capteurs numériques de haute résolution.

L'histoire de l'imagerie numérique est liée à l'histoire de la photographie numérique et au développement des technologies informatiques. Les technologies de la photographie numérique ont commencé à se développer dans les années 70 au sein de l'agence spatiale américaine (NASA). Son utilisation principale était liée à la transmission et à l'exploitation des images satellitaires. Cependant, la caméra numérique n'était pratiquement utilisée qu'au milieu des années 80 dans le domaine audiovisuel. À partir des années 90, l'appareil photo numérique est devenu indispensable pour diverses applications scientifiques et artistiques.

A partir de 1990, la technologie d'imagerie numérique a permis le développement de capteurs numériques de type CCD (Charged coupled device) par Kodak et de type CMOS (Complementary Metal Oxide Semiconductor) qui présentent de nombreux avantages par rapport au film analogique traditionnel. Ces capteurs numériques ont rapidement atteint leurs limites de résolution spatiale conditionnée par la surface ou les dimensions du pixel physique. Il s'est ainsi avéré que la diminution excessive de la taille du pixel allait diminuer le rapport signal sur bruit ce qui pose d'autres problèmes de capture d'images. Pour contourner ce problème de résolution surtout pour certains systèmes d'imagerie qui souffrent déjà de limitations optiques et géométriques, certaines solutions algorithmiques sont apparues faisant intervenir le traitement d'images entre autres les techniques et les méthodes de super résolution (Srinivasan & Rao). En effet, ces techniques et méthodes SR offrent l'avantage d'être peu coûteuses, et une fois implémentées, elles confèrent aux systèmes d'imagerie à basse résolution existants une utilisation plus prolongée.

La super-résolution a permis donc la génération d'images de haute résolution (HR) sur

la base d'image basse résolution (LR) et ce, par l'augmentation des hautes fréquences (contours) et l'élimination des dégradations causées pendant le processus de reconstruction de l'image. L'idée de base de super-résolution repose sur le principe de combiner les informations non redondantes contenues dans plusieurs images basse résolution pour générer une image de haute résolution. La super-résolution des images est devenue l'un des défis historiques de la vision par ordinateur. En effet, une image de haute résolution contient plus de densité de pixels et permet donc d'observer plus clairement les détails à haute fréquence (tels que les contours ou les textures). Ainsi, la super-résolution a vu son importance grandir ces dernières années dans plusieurs domaines comme par exemple le traitement du signal vidéo, l'imagerie astronomique, la tomographie à rayons X, la neutronographie, l'imagerie médicale fonctionnelle (Kim, Bose, & Valenzuela), et la télédétection.

Le présent projet de thèse s'inscrit dans le cadre d'une tentative d'études et d'applications des méthodes de super résolution sur des cas d'imagerie pratique à caractère neutronique, astronomique et tomographique. Le travail réalisé dans le cadre de cette thèse de doctorat est réparti sur cinq (5) chapitres. Nous exposons d'abord, dans le premier chapitre, des généralités sur les systèmes d'imagerie numériques et nous donnons également un aperçu sur les méthodes d'évaluation de la qualité d'image. Le deuxième chapitre est consacré aux méthodes d'estimation de mouvement. Cette étape est primordiale dans le processus de la super-résolution. Les techniques de super-résolution quant à elles font l'objet du troisième chapitre. Les différents algorithmes SR sont présentés dans ce chapitre avec la méthode d'amélioration de la qualité d'images que nous avons proposée. Dans le quatrième chapitre, il est question de présenter les résultats d'examen et de test par la simulation numérique des différents algorithmes d'estimation de mouvement ainsi que les méthodes de super-résolution. La performance de la méthode proposée est aussi présentée dans ce chapitre sur la base de la simulation de la super résolution d'une image numérique ISO12233, d'une image neutronique modélisée par le code MCNP et d'une image astronomique HR. Le dernier chapitre est réservé à la présentation et à la discussion des résultats de l'application de la super-résolution sur des images expérimentales neutroniques et tomographiques à rayons X. Finalement, une conclusion générale sur le travail réalisé et ses perspectives est présentée.

Chapitre 1 : La résolution des systèmes d'imagerie numérique

1.1 Introduction

Une image numérique est une matrice de $X \times Y$ pixels (en anglais Picture Element) correspondant à l'échantillonnage et à la quantification d'un signal acquis avec une caméra numérique. A chaque pixel est associé le plus souvent à un niveau de gris n (image à niveaux de gris) ou de niveaux de composantes de base (image couleur) dont la valeur binaire est codée sur N bits avec plusieurs représentations comme celle de l'espace colorimétrique rouge, vert, bleu (RVB) ou celui de teinte, saturation, luminance (TSL). Chaque pixel est localisé par ses coordonnées x et y dans l'image. La figure (1-1) montre un exemple d'image numérique de 22×18 pixels.

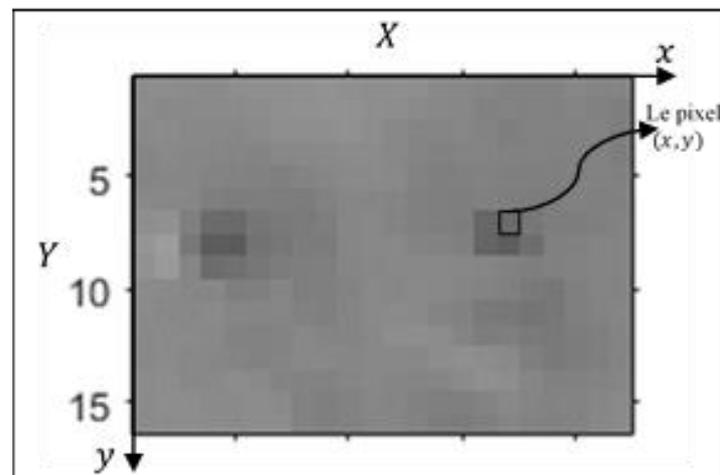


Figure 1-1 : Une image numérique.

1.1.1 Échantillonnage

L'échantillonnage est abordé à l'aide de la théorie classique proposée par Nyquist et Shannon (Shannon, 1948). Cette théorie s'applique aux images qu'on développera dans un premier temps. À partir d'un signal à une dimension, on a donc :

$x_a(t)$: Le signal analogique.

$x_e(t)$: Le signal échantillonné.

$p(t)$: Peigne d'impulsion de Dirac.

La constitution du signal échantillonné $x_e(t)$ est obtenue par multiplication de signal analogique $x_a(t)$ par un peigne d'impulsion de Dirac, avec

$$p(t) = \sum_{n=-\infty}^{+\infty} \delta(t - nT) \quad (1-1)$$

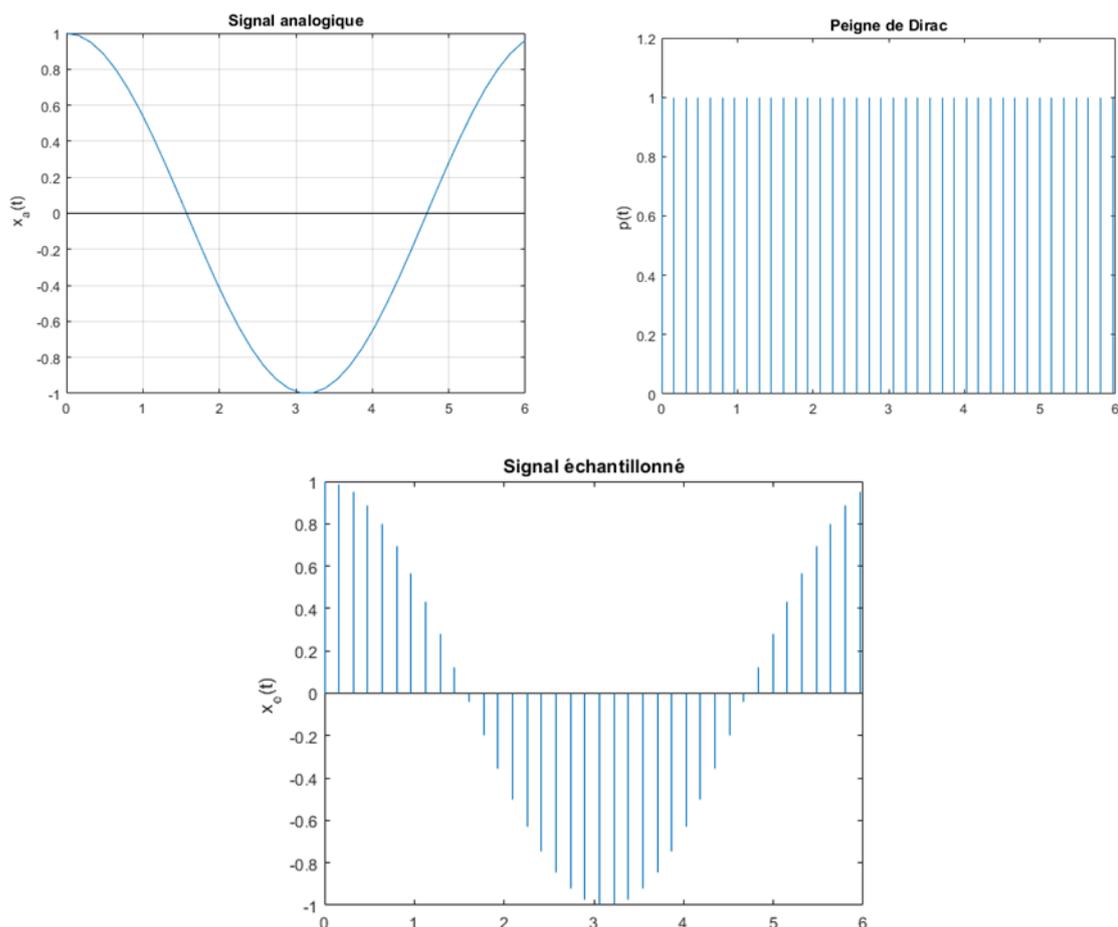


Figure 1-2 : Le signal échantillonné est obtenu par multiplication d'un peigne d'impulsion de Dirac.

Le signal échantillonné correspond donc à :

$$x_e(t) = x_a(t)p(t) = x_a(t) \sum_{n=-\infty}^{+\infty} \delta(t - nT) \quad (1-2)$$

En considérant les propriétés de l'impulsion de Dirac $f(t)\delta(t) = f(0)\delta(t)$ l'équation (1-2) devient :

$$x_e(t) = \sum_{n=-\infty}^{+\infty} x_a(t)\delta(t - nT) \quad (1-3)$$

Le signal $p(t)$ est en effet périodique et peut donc être développé en série de Fourier :

$$p(t) = \frac{1}{T} \sum_{k=-\infty}^{+\infty} e^{2\pi jkt/T} \quad (1-4)$$

La transformée de Fourier du peigne de Dirac est donnée par :

$$T.F(p(t)) = \int_{-\infty}^{\infty} p(t)e^{-2\pi jft} dt \quad (1-5)$$

Soit :

$$T.F(p(t)) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} \frac{1}{T} \int_{-\infty}^{\infty} e^{-2\pi j(f-\frac{k}{T})t} dt \quad (1-6)$$

Ce qui conduit à :

$$p(f) = \frac{1}{T} \sum_{k=-\infty}^{+\infty} \delta\left(f - \frac{k}{T}\right) \quad (1-7)$$

On peut aussi utiliser la notation en pulsation $\omega = 2\pi f$

D'où :

$$p(\omega) = \frac{2\pi}{T} \sum_{k=-\infty}^{+\infty} \delta(\omega - 2\pi k/T) \quad (1-8)$$

On remarque que la transformée de Fourier d'un peigne de Dirac est un peigne de Dirac. Le spectre du signal échantillonné s'obtient par convolution du spectre continu et du spectre de peigne de Dirac.

$$X_e(\omega) = \frac{1}{2\pi} X_a(\omega) \otimes P(\omega) \quad (1-9)$$

Avec $X_e(\omega)$ le spectre de fréquence du signal échantillonné, $X_a(\omega)$ le spectre de fréquence du signal analogique et $P(\omega)$ le train d'impulsion de Dirac dans le domaine fréquentiel. Le fait de convoluer un signal analogique avec un train d'impulsion de Dirac est de reproduire le signal de départ à chacune des impulsions. Le spectre du signal échantillonné s'écrit alors de la manière suivante :

$$X_e(\omega) = \frac{1}{T} \sum_{k=-\infty}^{+\infty} X_a(\omega - 2\pi k/T) \quad (1-10)$$

On constate alors que l'échantillonnage d'un signal analogique de départ correspond à périodiser son spectre. Cette périodisation concerne aussi bien le spectre que sa phase. De plus, si un spectre analogique s'étend jusqu'à une fréquence f_{max} , il n'y aura pas de perte d'information par recouvrement de fréquences si la fréquence d'échantillonnage $f_e \geq 2f_{max}$. Ceci correspond au théorème de Shannon (Shannon, 1949).

Les problèmes posés par l'échantillonnage des signaux bidimensionnels sont similaires à ceux des signaux unidimensionnels. La théorie de Shannon s'y applique donc également. Il faut alors noter les compromis indispensables entre la dureté théorique et les spécifications de certaines applications en traitement numérique des images. En effet, en traitement numérique, une image échantillonnée est habituellement représentée par des pixels sur lesquelles l'intensité est constante. Néanmoins, pour une interprétation correcte des effets d'échantillonnage, il faut considérer les pixels comme une impulsion de Dirac. Ainsi chacune des valeurs de pixels est localisée en son centre avec une amplitude égale à l'intensité. On considère alors que tout le reste du pixel a une intensité nulle. Les points dans la figure (1-3 a) et figure (1-4 a) représentent les centres des pixels. Chacune des valeurs des pixels correspondent à une valeur précise en intensité de l'objet observé. Cette valeur dépend du taux d'échantillonnage. Il correspond à la distance entre deux pixels voisins. Le taux d'échantillonnage est défini par $d1$ pour la figure (1-3 a) et par $d2$ pour la figure (1-4 a), avec $d2 > d1$. Pour comprendre les effets de recouvrement de fréquence, nous supposons que la fonction fréquentielle d'un pixel soit triangulaire et regardons maintenant ce qui se passe pour des pixels voisins, figure (1-3 b) et figure (1-4 b).

Pour l'image de la Figure (1-3 a), sa fréquence d'échantillonnage f_{ech} est égale à deux fois la fréquence maximale de l'image HR, donc l'image HR est correctement échantillonnée car le critère de Shannon est vérifié. Pour l'image de la figure (1-4 a), sa période d'échantillonnage a augmenté $d2$ ($d2 > d1$), par conséquent la fréquence d'échantillonnage f_{ech} a diminué ($f_{ech} < 2f_{max}$). Certaines fréquences ne sont donc plus présentes. C'est ce qu'on appelle un recouvrement des fréquences de l'image.

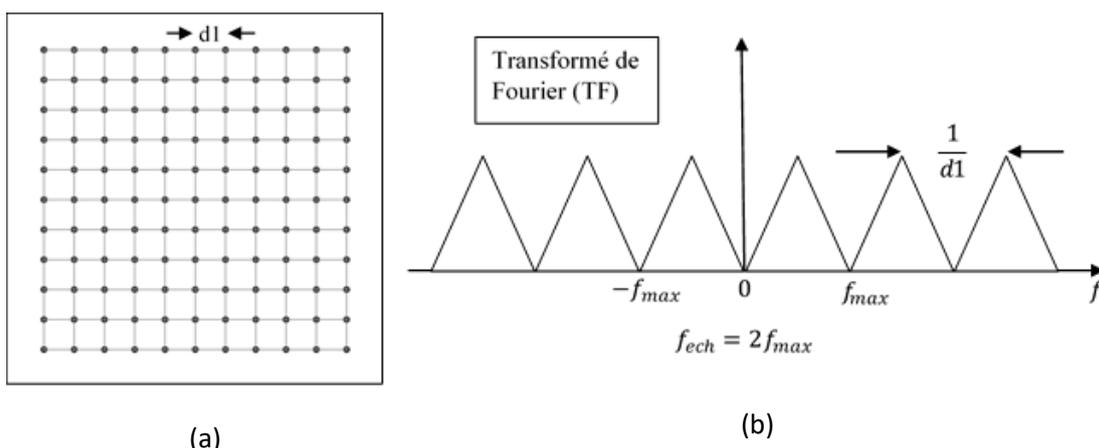


Figure 1-3 : Échantillonnage avec respect du théorème de Shannon. (a) : Représentation d'une image HR avec un taux d'échantillonnage $d1$. (b) : La TF proposée entre les pixels voisins de l'image.

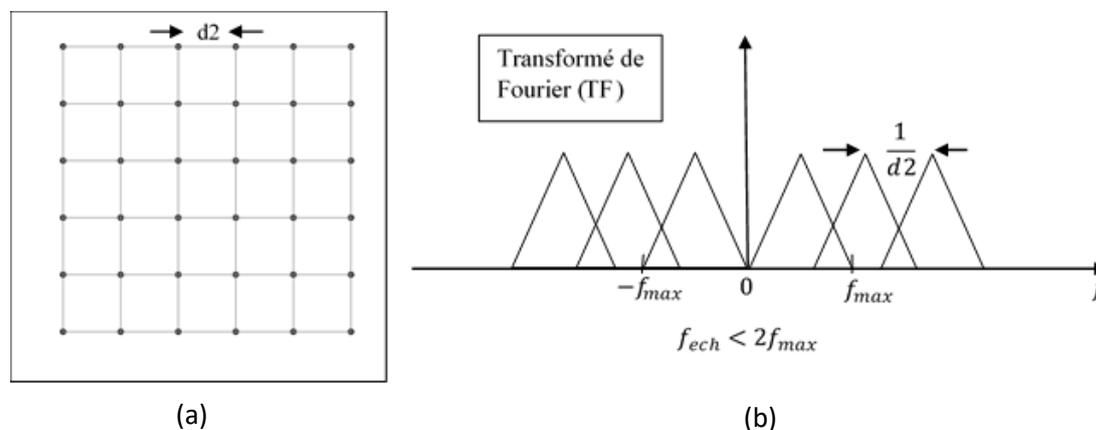


Figure 1-4 : Échantillonnage avec non-respect du théorème de Shannon. (a) : Représentation d'une image sous-échantillonnée avec un taux d'échantillonnage $d2$ ($d2 > d1$). (b) : La TF proposée entre les pixels voisins de l'image.

Les effets dits repliement de spectre (en anglais Aliasing) sont les conséquences directes du non-respect de ce théorème sur les images numériques, comme illustré sur la figure (1-5). L'image originale est à gauche, à droite, on a placé l'image après un sous-échantillonnage, l'aliasage fait apparaître des structures organisées qui n'ont aucun rapport avec la scène observée.

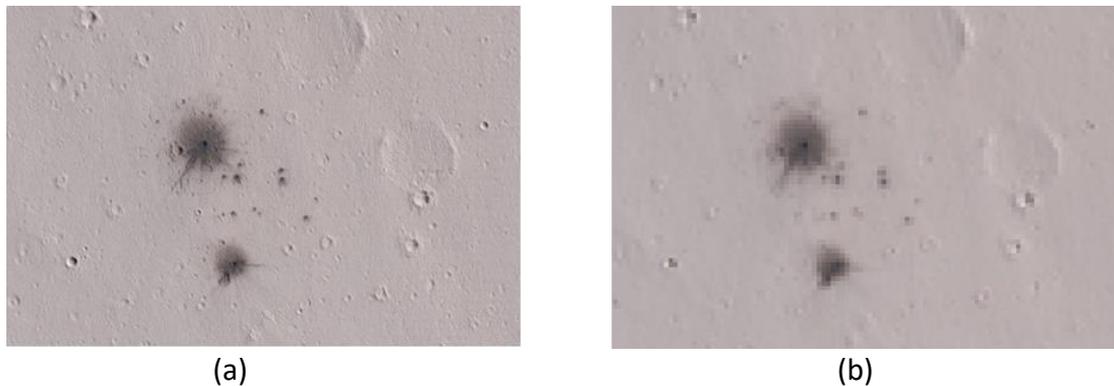


Figure 1-5 : Exemple de l'effet de l'Aliasing. (a) Image originale de surface de la planète Mars (b) Image sous-échantillonnée, puis ramenée à sa taille initiale (crédit : NASA).

1.1.2 « Flou » d'une image

Le flou d'une image correspond à une réduction de la bande passante des fréquences de l'image dont les causes principales sont les défauts du système optique, la diffraction, le mouvement relatif entre la scène et le détecteur ou encore les turbulences atmosphériques. Cette dégradation peut être estimée avec la fonction dite d'étalement du point (en anglais Point Spread Function ou PSF). Cette fonction mathématique décrivant la réponse d'un système d'imagerie à une source ponctuelle (T. Williams, 1998). Elle est utilisée dans divers domaines comme l'optique (astronomie, microscopie, ...), ou autres techniques d'imagerie (neutronographie, Tomographie, ...).

Généralement lorsque le système d'imagerie est considéré linéaire et invariant, l'effet de la PSF est décrit par une opération de convolution sur les données réelles. La PSF est alors l'équivalent bidimensionnel de la réponse impulsionnelle utilisée en traitement du signal. Dans la figure (1.6) On remarque alors un étalement de l'objet de départ, considéré comme une perte en hautes et basses fréquences de l'image. Cependant, cette fonction est connue, des opérations de déconvolution permettent de renverser le processus pour améliorer la résolution du système d'imagerie.

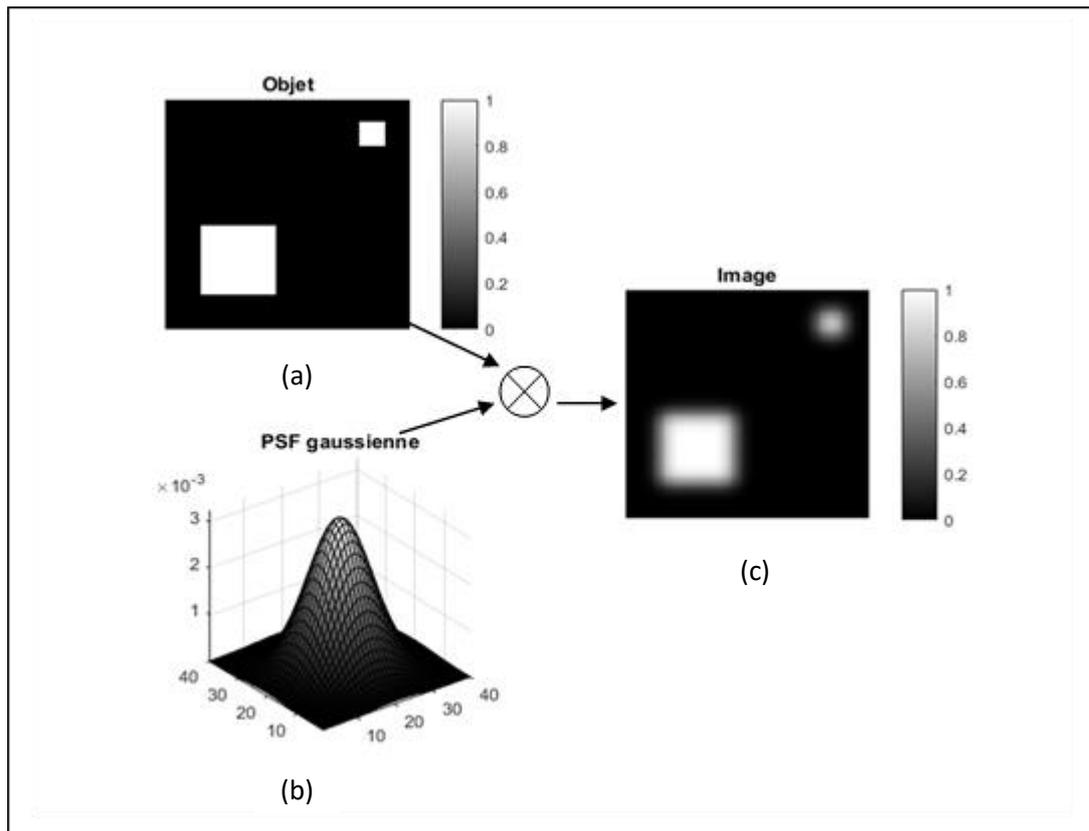


Figure 1-6 : (a) Objet idéal, (b) La fonction PSF gaussienne, (c) Image floutée par PSF.

1.2 Différents types d'images

Il existe deux sortes d'images numériques : les images matricielles et les images vectorielles.

1.2.1 Image matricielle (bitmap)

Une image matricielle ou bitmap est définie par une matrice (tableau) de points à plusieurs dimensions, chaque dimension représente une dimension spatiale (hauteur, largeur) ou autre (par exemple, un niveau de résolution).

Les images matricielles sont déterminées par :

- Leur définition
- Leur résolution
- Leur couleur

La qualité d'une image matricielle est déterminée par :

- Le nombre total de pixels.
- La quantité d'information contenue dans chaque pixel (souvent appelée profondeur de numérisation des couleurs).

1.2.2 Image vectorielle

Le principe des images vectorielles est de représenter les données de l'image à l'aide de formules mathématiques. Cela permet alors d'agrandir l'image indéfiniment sans perte de la qualité.

Par exemple pour décrire un cercle dans une image, il suffit de noter la position de son centre et la valeur de son rayon plutôt que l'ensemble des points de son contour. Ce type est généralement obtenu à partir d'une image de synthèse créée par un logiciel (exemple : *SolidWorks*) et non pas à partir d'un objet réel. Ce type est donc particulièrement adapté pour le travail de redimensionnement d'images, la cartographie ou l'infographie.

1.3 Caractéristiques d'une image

1.3.1 Définition d'une image

La définition d'une image numérique correspond au nombre de pixels qui la composent. On peut l'exprimer en nombre de pixels en largeur ou hauteur, ou en nombre de pixels globaux dans une image. Par exemple pour une image de 640 colonnes sur 240 lignes, l'image est composée de :

$$640 \times 240 = 153\,600 \text{ pixels}$$

La définition n'indique absolument pas la qualité d'une image, mais uniquement ses dimensions.

1.3.2 Résolution spatiale d'une image

La résolution spatiale correspond à la capacité d'un système d'observation à identifier ou reconnaître un élément de l'image grâce à ses caractéristiques géométriques. Girard (Girard, 1999) a défini la résolution spatiale comme la taille du plus petit élément qui peut être distingué dans l'image. La résolution spatiale pour Dubois (Dubois, Donnay, Ozer, Boivin, & Lavoie, 1997) est une qualité essentielle pour identifier certains éléments dans une image.

La résolution d'une image est définie par le nombre de pixels par unité de longueur.

$$\text{Résolution} = \text{nb de pixels} / \text{cm ou pouces.}$$

L'unité la plus utilisée est le pixel par pouce (ppp) ou dot per inch (dpi) [1 ppp = 1 point par pouce = 1 dpi = 1 dot per inch = 2,54 points par cm].

La résolution d'une image numérique définit le degré de détail qui va être représenté sur cette image. Une image de résolution élevée compte un plus grand nombre de pixels (elle contient plus d'informations), elle est donc plus volumineuse qu'une image à basse résolution de mêmes dimensions.

1.3.3 Profondeur de bit

La profondeur définit la quantité d'informations chromatiques disponibles pour chaque pixel dans une image. Le nombre de couleurs disponibles et la précision de la représentation des couleurs dans une image sont proportionnels au nombre de bits d'informations par pixel. Généralement on distingue 3 grands types de couleurs pour une image numérique :

- Le noir et blanc
- Les niveaux de gris
- La couleur.

Ces types sont généralement à choisir lors d'une numérisation par scanner ou lors de la configuration d'un appareil photographique.

a) Image noire et blanc

Dans une image d'une profondeur de 1 bit par pixel, les pixels peuvent prendre deux valeurs possibles : noir et blanc.

b) Niveaux de gris

Le codage dit en niveaux de gris permet d'obtenir plus de nuances que le simple noir et blanc. Il offre des possibilités supplémentaires pour coder le niveau de l'intensité lumineuse. La couleur est codée souvent sur un octet soit 8 bits ce qui offre la possibilité d'obtenir 256 niveaux de gris (0 pour le noir et 255 pour le blanc). On peut aussi le faire avec 16 niveaux de gris (4 bits).

c) Image couleur

Les images RVB sont constituées de 3 couches de couleur. Une image RVB de 8 bits par pixel a 256 valeurs possibles pour chaque couche, soit plus de 16 millions de valeurs chromatiques possibles.

Les images RVB de 8 bits par couche sont parfois appelées images 24 bits (8 bits x 3 couches = 24 bits de données pour chaque pixel).

1.4 Formats d'image

Lors d'enregistrement d'une image, celle-ci est stockée suivant un format précis. Ce format doit permettre de stocker l'information de l'image avec un minimum de perte d'informations. Il existe ainsi différents formats qui pourront favoriser la conservation de la qualité ou la diminution de la taille du fichier informatique.

Le tableau suivant donne les principales caractéristiques des principaux standards utilisés.

Nom	Propriétés
GIF (<i>Graphic Interchange Format</i>)	Le format GIF est principalement utilisé pour des échanges de graphiques entre systèmes d'information électronique, car il offre des options de compression. Il est développé par CompuServe. Format adapté pour le codage d'une image RVB
TIFF (<i>Tagged Image File Format</i>)	Bien que les compagnies Aldus Corporation et Hewlett-Packard aient été à l'origine de son développement, ce format n'est pas lié à une application particulière. Un fichier TIFF contient une série d'annotations (tags) qui décrivent les caractéristiques de l'image : résolution, taille, couleur, etc. Les spécifications de ce format sont ouvertes, produisant ainsi une routine de conversion pour lire tous ces différents formats.
JPEG (<i>Joint Photographic Experts Group</i>)	Format utilisé pour comprimer des fichiers en mode point, en éliminant l'information considérée comme non perceptible par la vision humaine. Si le fichier est comprimé, il faut le décompresser, mais les différences ne doivent pas être perceptibles.
EPS (<i>Encapsuled PostScript</i>)	Forme particulière de PostScript. Dans ce format, les images peuvent être échangées entre des applications qui ne possèdent pas d'interpréteur PostScript. Un fichier EPS contient deux éléments absents des fichiers au format PostScript standard : un en-tête d'encapsulation qui contient des informations relatives au graphique (sa position dans la page) et un fichier en basse résolution (au format TIFF) pour la prévisualisation du graphe à l'écran. Sans un interpréteur PostScript dans l'application, il est impossible de visualiser le graphique. Cependant, l'emplacement du graphique sera indiqué par un cadre sur le périphérique de sortie.

BMP <i>(Bit Map)</i>	Le format de base dans la programmation de Windows pour des images en mode point et les accessoires standard de Windows. Les images et les icônes de Windows sont stockés dans ce format BMP.
-------------------------	---

Tableau 1-1 : Quelques formats d'échange d'images.

1.5 Propriétés des images

1.5.1 Brillance

La brillance (ou luminance) est définie comme la moyenne de tous les pixels de l'image.

$$B = \frac{1}{NM} \sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{M-1} f(x, y) \quad (1-11)$$

N : nombre de colonnes

M : nombre de lignes

$f(x, y)$: Valeur de l'intensité lumineuse

1.5.2 Contraste

Le contraste caractérise la répartition lumineuse d'une image. Visuellement il est possible de l'interpréter comme un étalement de l'histogramme de luminosité de l'image.

Le contraste peut être défini de plusieurs façons :

- Variation maximale entre les valeurs des niveaux de gris min et max dans l'image :

$$C = \frac{\max_{x,y}[f(x, y)] - \min_{x,y}[f(x, y)]}{\max_{x,y}[f(x, y)] + \min_{x,y}[f(x, y)]} \quad (1-12)$$

- Écart-type des variations de niveaux de gris dans l'image :

$$C = \sqrt{\frac{1}{NM} \sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{M-1} (f(x, y) - B)^2} \quad (1-13)$$

1.5.3 Histogramme

L'histogramme des niveaux de gris ou des couleurs d'une image est une fonction qui donne la fréquence d'apparition de chaque niveau de gris (couleur) dans l'image. Il permet de donner un grand nombre d'informations sur la distribution des niveaux de gris (couleur) et de voir entre quelles bornes est répartie la majorité de ces derniers dans le cas d'une image trop claire ou d'une image trop foncée.

- L'axe des abscisses (horizontal) indique la luminosité (de 0 à 255 pour une image de niveau de gris)

- L'axe des ordonnées (vertical) montre la quantité de pixels pour chaque valeur de luminosité.

Par exemple, dans la figure (1-7) nous avons montré l'histogramme de l'image de la surface de mars.

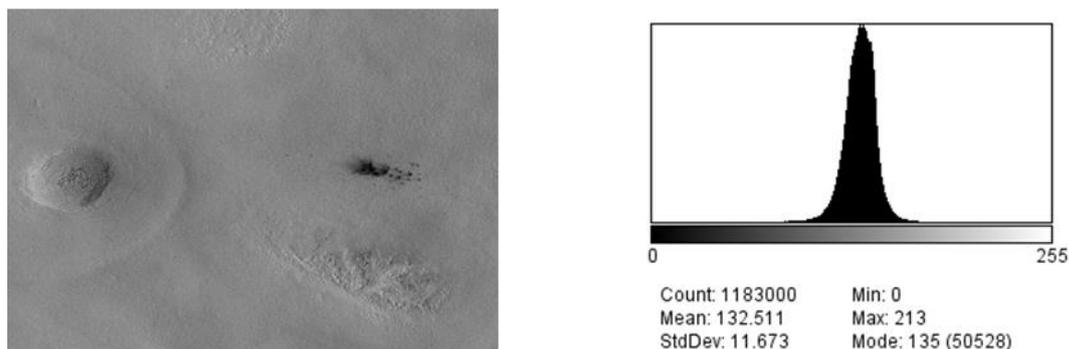


Figure 1-7 : Histogramme d'une image aux niveaux de gris.

1.6 Évaluation de la qualité d'une image numérique

1.6.1. Fonction de Transfert de Modulation (MTF)

La MTF (en anglais Modulation Transfer Function) est un moyen d'évaluer les performances en matière de résolution spatiale d'un système d'imagerie (D. Williams, 1998), c'est-à-dire son niveau de préservation des détails spatiaux.

La MTF peut être définie comme le module de la transformée de Fourier de la PSF (Point Spread Function), ou de la LSF (Line Spread Function) (Rossmann, 1969).

$$MTF = |DFT(PSF)| \quad (1-14)$$

La LSF représente, de sa part, une réponse à une ligne de fort contraste. Elle peut être obtenue en dérivant l'ESF (Edge Spread Function), qui est la réponse du système à un contour de fort contraste (Kharfi, Denden, Bourenane, Bitam, & Ali, 2012).

La figure (1.8) présente le MTF d'un exemple du système d'imagerie neutronique, l'analyse de cette courbe MTF permet de caractériser la réponse spatiale de ce système et la détermination de la limite de résolution spatiale.

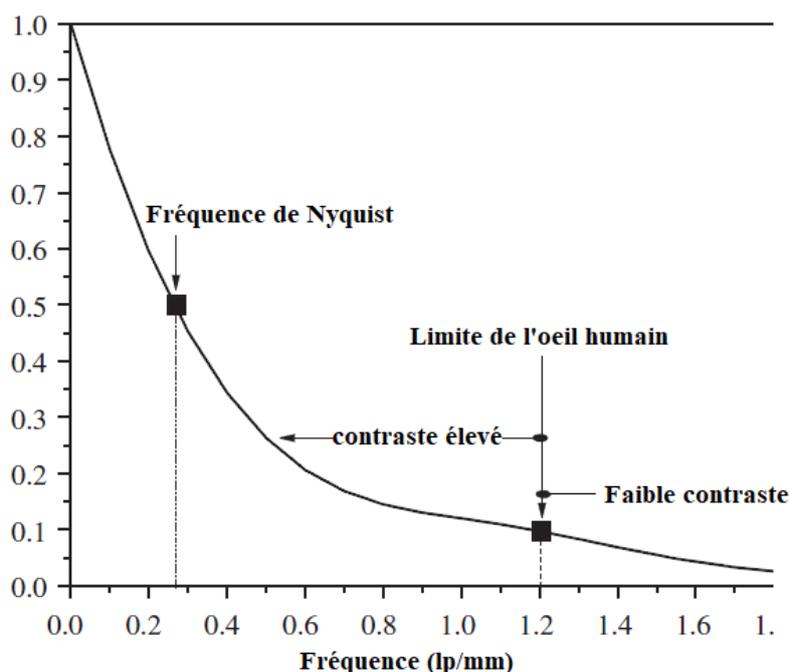


Figure 1-8 : MTF d'un système d'imagerie neutronique (crédit : Kharfi 2012)

De nombreux systèmes de traitement du signal et plus particulièrement d'acquisition sont caractérisés par leur réponse à une impulsion Dirac appelée réponse impulsionnelle. La représentation de ce Dirac par l'instrument est appelée Point Spread Function (PSF), qui peut se traduire par une tache d'image (ou fonction d'étalement du point). La tache d'image observée par l'instrument pour mesurer la PSF est considérée comme parfaite, les défauts de représentation de cette tache sont attribués à l'instrument d'observation. Ce paramètre est particulièrement important pour les instruments d'astronomie et de tomographie.

Plus le système d'observation et d'acquisition est performant, plus l'étalement dû à la PSF sera réduit. Pour la MTF, plus le système est performant, plus la MTF est élevée sur le domaine de Nyquist. La fréquence de Nyquist est définie comme la plus haute fréquence sinusoidale peut être représentée par un signal échantillonné, celle-ci est

égale à la moitié de la fréquence d'échantillonnage du système (Park, Schowengerdt, & Kaczynski, 1984).

La figure (1-9) présente les allures des PSF et MTF pour des images à haute résolution (HR) et basse résolution (LR). Dans la figure à gauche, on voit qu'une PSF large correspond à la basse résolution spatiale. L'image à droite représente la MTF. On note que la MTF-HR permet de détecter des fréquences spatiales jusqu'à 0.80 environ, alors qu'on ne détectera pas des fréquences supérieures à 0.40 avec une MTF-LR.

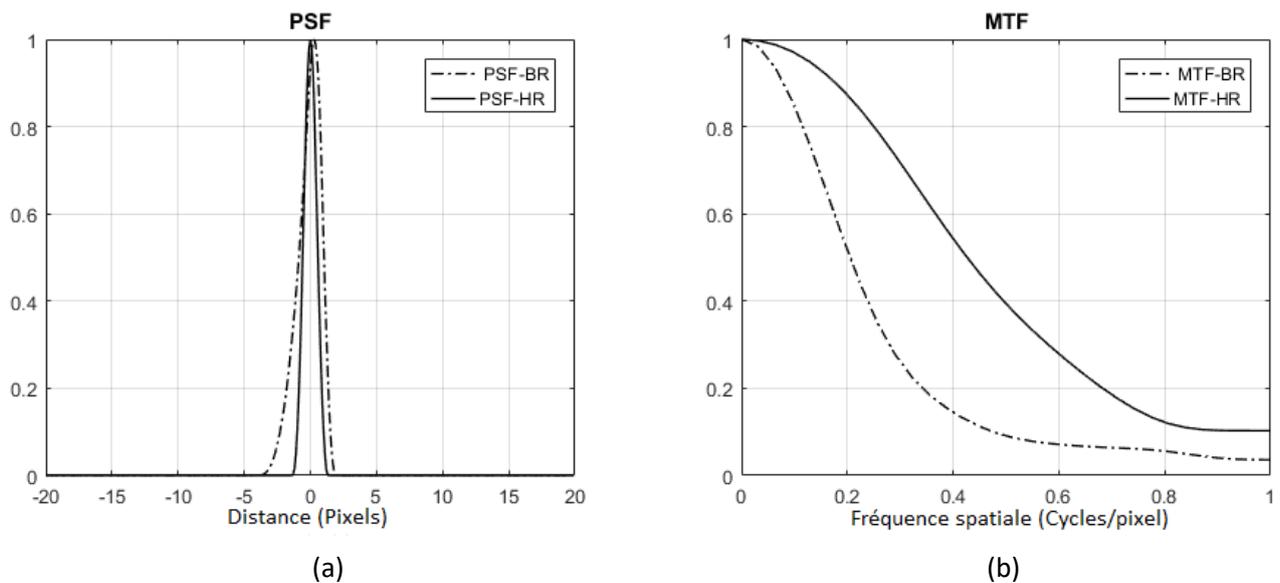


Figure 1-9 : Comparaison entre une image (HR) et une image (LR). (a) : PSF, (b) : MTF.

1.6.2. Rapport signal sur bruit (SNR)

Le niveau de bruit présent dans les images est quantifié par le rapport signal sur bruit nommé SNR « en anglais *Signal to Noise Ratio* » (Ndajah, Peter 2011). Le SNR quantifie le bruit par rapport à l'information contenue dans l'image, alors on détermine le rapport entre le signal et le bruit par la formule suivante :

$$SNR = \frac{P_s}{P_b} = \left(\frac{A_s}{A_b}\right)^2 \quad (1-15)$$

Avec P_s la puissance du signal, P_b la puissance du bruit, A_s l'amplitude du signal et A_b l'amplitude du bruit.

On définit le rapport signal sur bruit en décibel :

$$SNR_{dB} = 10 \log_{10} \left(\frac{A_s}{A_b}\right)^2 \quad (1-16)$$

Le SNR est une caractéristique importante des images. Plus le bruit est fort dans l'image, plus le SNR est faible. Le bruit dégrade la lisibilité et l'exploitation de l'information contenue dans l'image.

La présence d'un niveau de bruit important sur une zone homogène comportant des structures fines va rendre ces structures invisibles du fait de la seule présence du bruit, sauf si ces dernières ont un contraste important. Avoir un fort contraste pour des structures fines reste peu probable puisque ces structures seront représentées en grande partie par de hautes fréquences dont le contraste est atténué par la MTF. D'ailleurs, du point de vue de la qualité des images d'un système d'imagerie, la MTF et le SNR sont souvent liés (Cunningham & Reid, 1992).

La figure (1-10) présente une image de centre de l'amas globulaire M15 originale et avec modification par l'ajout d'un bruit blanc gaussien. On remarque donc la meilleure qualité d'image ; c'est l'image qui correspond au plus haut rapport signal sur bruit.

1.6.3. Indice de similarité structurelle (SSIM) :

L'indice de similarité structurelle (SSIM) est une mesure de similarité de structure entre deux images numériques. Bovik et Sheikh ont élaboré cette méthode afin de mesurer la qualité visuelle d'une image par rapport à l'image originale (Wang, Bovik, Sheikh, & Simoncelli, 2004). L'hypothèse sous-jacente est que l'œil humain est plus sensible aux changements dans la structure de l'image.

L'indice SSIM mesure les similitudes de trois éléments ; la luminance, le contraste et la structure. Ces mesures sont calculées sur différentes fenêtres d'une image.

La similarité de luminance $l(x, y)$ mesure les valeurs de luminosité de fenêtre, les mesures de similarité $c(x, y)$ déterminent les valeurs de contraste de fenêtre et le $s(x, y)$ détermine la similarité structurelle de fenêtre.

Nous calculons les trois valeurs ci-dessus pour l'ensemble de l'image et nous les combinons pour estimer la valeur de SSIM de l'image.

La luminance d'un signal est estimée par la mesure de l'intensité moyenne :

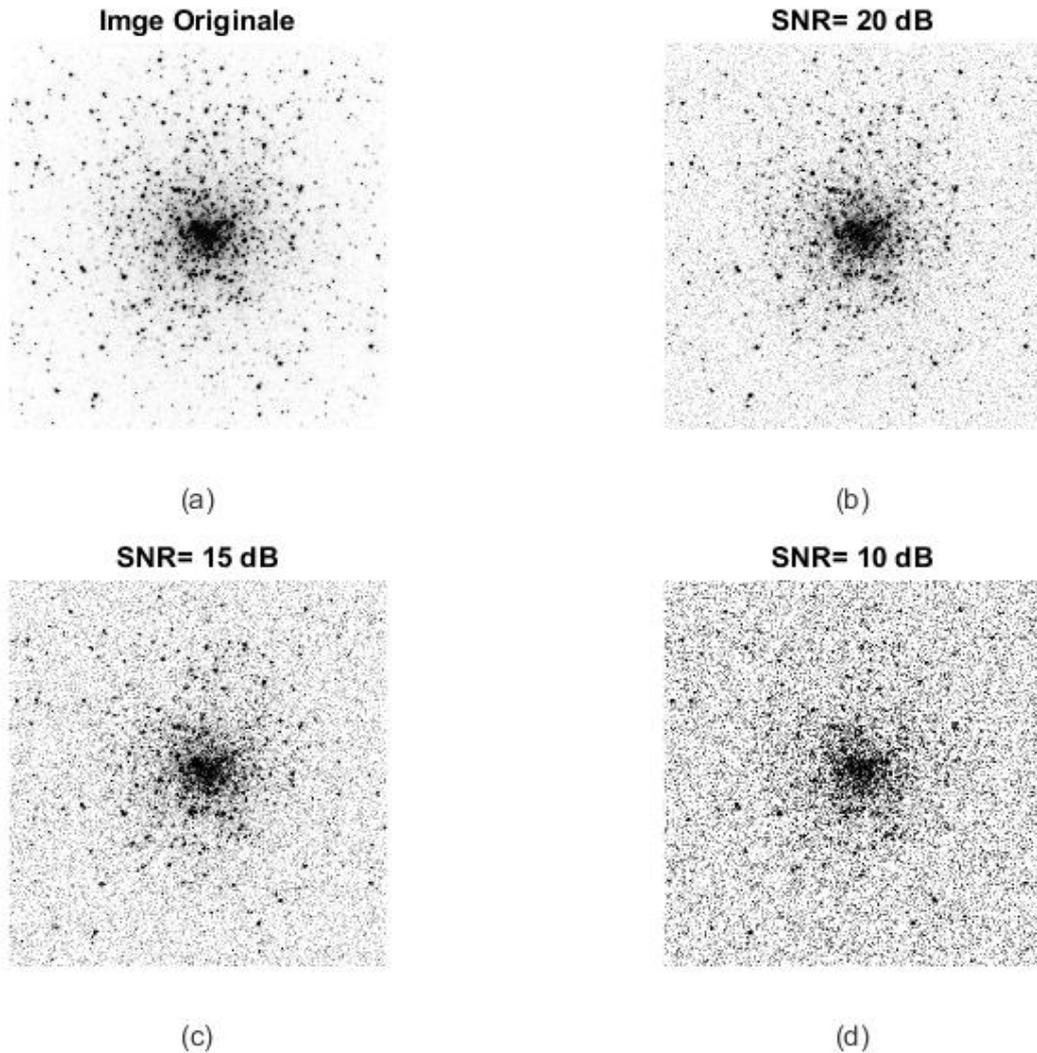


Figure 1-10 : Exemples de perturbation d'une image par bruit additif gaussien, (a) Image originel (Noyau de l'amas globulaire M15, crédit : NOT), (b) SNR=20 dB, (c) SNR=15 dB, (d) SNR=10 dB.

$$\mu_x = \bar{x} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i \quad (1-17)$$

N : le nombre de pixels de fenêtre

x_i : l'intensité de pixel

La fonction de comparaison de luminance $l(x, y)$ est une fonction de μ_x, μ_y . Wang et Al ont défini cette fonction par la formule suivante :

$$l(x, y) = \frac{2\mu_x\mu_y + C_1}{\mu_x^2 + \mu_y^2 + C_1} \quad (1-18)$$

D'où : $C_1 = (K_1L)^2$

Où : K_1 est une constante de très faible valeur destinée pour éviter l'instabilité de la fonction $l(x, y)$ lorsque le dénominateur est proche de zéro.

L : la dynamique des valeurs des pixels (L=255 dans le cas des images codées sur 8 bits)

Nous utilisons en suite l'écart type σ comme une estimation de contraste de fenêtre, où :

$$\sigma_x = \left(\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (x_i - \mu_x)^2 \right)^{\frac{1}{2}} \quad (1-19)$$

La fonction de comparaison de contraste $c(x, y)$ est alors la comparaison de σ_x et σ_y . Cette fonction prend une forme similaire à la fonction de comparaison de luminance :

$$c(x, y) = \frac{2\sigma_x\sigma_y + C_2}{\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + C_2} \quad (1-20)$$

D'où : $C_2 = (K_2L)^2$, C_2 est une constante similaire à C_1 et K_2 est une constante de très faible valeur.

La troisième fonction $s(x, y)$ compare les structures de deux fenêtres normalisées :

$$s(x, y) = s\left(\frac{x - \mu_x}{\sigma_x}, \frac{y - \mu_y}{\sigma_y}\right) \quad (1-21)$$

La mesure simple de $s(x, y)$ est fait par la mesure de corrélation entre les deux fenêtres. La formule de la fonction de comparaison structurelle est définie par :

$$s(x, y) = \frac{2\sigma_{xy} + C_3}{\sigma_x\sigma_y + C_3} \quad (1-22)$$

Où C_3 est une petite constante évitant la dénomination de la valeur zéro.

La fonction de corrélation croisée σ_{xy} est donnée par :

$$\sigma_{xy} = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (x_i - \mu_x)(y_i - \mu_y) \quad (1-23)$$

Finalement, les trois composants $l(x, y)$, $c(x, y)$, $s(x, y)$ sont combinées pour mesurer l'indice de similarité structurelle :

$$SSIM(x, y) = f[l(x, y), c(x, y), s(x, y)] \quad (1-24)$$

La formule simplifiée de SSIM est :

$$SSIM(x, y) = \left(\frac{2\mu_x\mu_y + C_1}{\mu_x^2 + \mu_y^2 + C_1} \right) \cdot \left(\frac{2\sigma_x\sigma_y + C_2}{\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + C_2} \right) \cdot \left(\frac{2\sigma_{xy} + C_3}{\sigma_x\sigma_y + C_3} \right) \quad (1-25)$$

La valeur 1 de $SSIM$ indique que les deux images comparées sont identiques.

1.7 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté les principaux concepts liés à la résolution des systèmes d'imagerie numérique ainsi que les méthodes relatives à l'évaluation de la qualité d'image numérique. En effet, l'évaluation de la qualité est très importante pour tester et comparer les algorithmes de super-résolution. Il est ainsi possible d'estimer la performance d'un système d'imagerie sur la base du rapport signal sur bruit (SNR) ou à partir de mesure de similarité de structure entre deux images (SSIM). Nous avons, finalement, présenter comment la Fonction de Transfert de Modulation (MTF) permet de déterminer la résolution spatiale d'un système d'imagerie numérique. La MTF exprime l'évolution du contraste de l'image obtenue en fonction de la fréquence spatiale.

Chapitre 2 : Recalage d'images : état de l'art

2.1 Introduction

Le recalage d'image est un problème inverse fondamental en imagerie. Il représente une étape de prétraitement importante dans le traitement de l'image moderne comme pour les cas de la super résolution (Srinivasan & Rao) et de la compression de vidéo (El-Samie, Haddoud, & El-Khamy, 2012).

Le recalage est défini comme étant la manière de faire concorder deux ou plusieurs images montrant une même scène mais capturées à des instants différentes, depuis des angles différents, ou à partir des moyens de capture différents. Pour exploiter les informations non redondantes contenues dans ces images, il est primordiale de disposer de ces images dans le même repère par recalage. Ainsi, et pour notre cas de reconstruction SR, il est indispensable de connaître précisément la transformation qui permet d'aller d'une image LR à une autre.

Les transformations possibles entre deux images peuvent être de type global où une seule transformation s'applique à tous les pixels de l'image, ou de type local. Dans ce dernier cas, différentes transformations peuvent être appliquées pour différentes régions homogènes de la scène observée. Dans la pratique d'acquisition d'image par des systèmes d'imagerie numériques, les transformations possibles entre deux images montrant une même scène consiste sont la translation et la rotation de l'axe de l'appareil d'acquisition.

2.2 Classification des transformations géométriques

Il existe plusieurs types de transformations, nous distinguons les modèles globaux pour lesquels toute l'image est prise en compte lors de l'estimation de chacun des paramètres de la transformation, et les modèles locaux pour lesquels un ensemble de paramètres n'affectant chacun qu'une certaine région de l'image peuvent être estimés indépendamment. Une distinction peut aussi être faite entre les modèles linéaires qui regroupent les transformations rigides, métriques, affines et projectives, et les modèles non linéaires qui ont un nombre de degrés de liberté beaucoup plus important.

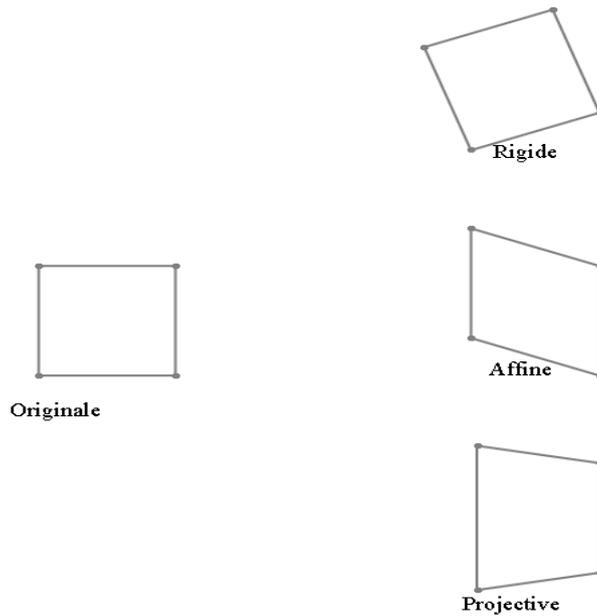


Figure 2-1 : Exemples des transformations 2D.

2.2.1 Transformations rigides

La transformation rigide consiste en l'estimation des translations et des rotations afin de repositionner un objet supposé rigide. Ce type de transformation conserve les distances, les angles et le parallélisme. Ce modèle est principalement utilisé dans le contexte de l'imagerie médicale.

2.2.2 Transformations affines

La transformation affine autorise, en plus des rotations et des translations, de prendre en compte un facteur d'échelle anisotrope et de modéliser des cisaillements. Ce type de transformation conserve le parallélisme. Le nombre de degré de liberté est de 6 en 2D et de 12 en 3D.

2.2.3 Transformations projectives

La transformation projective est utilisée principalement pour prendre en compte les effets de la perspective dans l'image.

Les transformations que nous avons vues jusqu'ici sont dites globales, On imagine intuitivement que des transformations d'ordre plus général pourront être obtenues en perturbant localement la composante globale du mouvement, donc la transformation peut également être locale.

Il existe deux approches pour modéliser la transformation locale : l'approche paramétrique et l'approche non-paramétrique.

2.3 État de l'art sur les méthodes de recalage

Le recalage d'image consiste d'abord à estimer le mouvement présent entre deux images, puis à utiliser une fonction de transformation permettant de faire concorder au mieux les deux images dans un repère commun.

Les techniques d'estimation du mouvement peuvent être divisées en quatre groupes principaux :

- 1) Les techniques basées sur le gradient se fondent sur l'hypothèse que l'intensité lumineuse des images est invariante au cours du mouvement. Elles résolvent une équation de contrainte de flux optique (Barron, Fleet, & Beauchemin, 1994).
- 2) Les techniques pixels-récurrentes peuvent être considérées comme un sous-ensemble des techniques à base de gradients. (Musmann, Pirsch, & Grallert, 1985).
- 3) Les techniques par correspondance de blocs (*Block Matching*) se basent sur une recherche de correspondance de blocs entre deux images, dans le but de minimiser une mesure de disparité (Jain & Jain, 1981).
- 4) Les techniques du domaine fréquentiel utilisent les relations existantes entre les coefficients des différentes images dans un domaine transformé de Gabor ou Fourier (Fleet & Jepson, 1990).

En supposant que $I(r, t - \tau)$ et $I(r, t)$ l'intensité des deux images successives en fonction de l'emplacement spatial $r(x, y)$ et le temps t . Le temps entre les deux images est τ .

Si le changement dans l'intensité $I(r, t)$ est seulement dû au déplacement, donc :

$$I(r, t) = I(r - D, t - \tau) \quad (2-1)$$

Où D est le déplacement pendant l'intervalle $[t - \tau, t]$.

La différence entre deux images à la position spatial r s'écrit par :

$$DFD(r, D, t) = I(r, t) - I(r - D, t - \tau) \quad (2-2)$$

2.3.1 Techniques basées sur le gradient

Les techniques de gradient reposent sur l'hypothèse que la luminance de l'image est invariante au cours des trajectoires de mouvement. Le développement en série de Taylor du deuxième terme de l'équation (2-2) donne :

$$I(r - D, t - \tau) = I(r, t) - D \cdot \nabla I(r, t) - \tau \frac{\partial I(r, t)}{\partial t} + \varepsilon \quad (2-3)$$

Où ∇ est l'opérateur gradient et ε représente les termes de plus hauts ordres négligés.

Dans le cas d'une approximation du premier ordre (en négligeant les termes d'ordre supérieur) Equation (2-2) devient :

$$\frac{D}{\Delta t} \cdot \nabla I(r, t) + \frac{\partial I(r, t)}{\partial t} = 0 \quad (2-4)$$

En supposant la limite $\tau \rightarrow 0$ et en définissant le vecteur de mouvement v où :

$$v = (v_x, v_y) = \frac{D}{\Delta t}$$

On obtient :

$$v \cdot \nabla I(r, t) + \frac{\partial I(r, t)}{\partial t} = 0 \quad (2-5)$$

Cette dernière équation est connue sous le nom d'équation de contrainte spatio-temporelle ou d'équation de contrainte de flux optique. Cette équation exprime l'hypothèse initiale de luminance invariante au cours des trajectoires de mouvement :

$$\frac{dI}{dt} = 0 \quad (2-6)$$

Comme le changement d'intensité dû au mouvement dans l'image en un point ne donne qu'une seule contrainte (2-5), alors que le vecteur de mouvement au même point ayant deux composantes, le champ de mouvement (ou le flux optique) ne peut pas être calculé sans une contrainte supplémentaire.

En fait, seule la projection de v sur ∇I (autrement dit la composante de v parallèle au gradient d'intensité) peut être déterminée à partir de l'équation (2-5). Il faut donc introduire des contraintes supplémentaires en même temps que la contrainte spatio-temporelle pour régulariser le problème mal-posé¹, et résoudre le flux optique.

¹ Problème mal-posé : le nombre d'image LR est beaucoup plus faible que les dimensions de l'image HR

Horn et Schunck (Horn & Schunck, 1981) introduisent une contrainte de lissage, qui consiste à minimiser la norme au carré du gradient du flux optique :

$$\left(\frac{\partial v_x}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial v_x}{\partial y}\right)^2 \text{ et } \left(\frac{\partial v_y}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial v_y}{\partial y}\right)^2$$

De cette façon, le flux optique est obtenu en minimisant le terme d'erreur suivant :

$$\iint \left((v \cdot \nabla I + \frac{\partial I}{\partial t})^2 + \alpha^2 \left(\left(\frac{\partial v_x}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial v_x}{\partial y}\right)^2 + \left(\frac{\partial v_y}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial v_y}{\partial y}\right)^2 \right) \right) dx dy$$

Où α^2 est un facteur de pondération. Ce problème de minimisation est résolu par le calcul variationnel et une procédure itérative. De nombreuses variétés de cet algorithme ont été proposées. La contrainte de lissage a été remplacée par une hypothèse d'uniformité locale par Lucas et Kanade dans (Lucas & Kanade, 1981).

Nagel (Nagel, 1983) a développé la série de Tylor de l'équation (2-3) jusqu'aux termes de deuxième ordre, et (Keren et al., 1988) a utilisé un schéma pyramidal pour augmenter la précision des grands paramètres de mouvement.

2.3.2 Méthodes *Pixel-Recursive* :

Les techniques *Pixel-Recursive* minimisent l'erreur de prédiction, ou l'image de différence $DFD(r, D, t)$ de l'équation (2-2). La récurrence est habituellement réalisée sur une base pixel par pixel, produisant un champ vectoriel de mouvement dense.

Ces méthodes ont été conçues avec une contrainte de très faible complexité calculatoire.

Elles peuvent être considérées comme un sous-ensemble des techniques basées sur le gradient, et dans lequel la contrainte spatio-temporelle est minimisée récursivement.

Le premier algorithme *Pixel-Recursive* a été proposé par Netravali et Robbins dans (Netravali & Robbins, 1979). Dans cette méthode, $[DFD(r, D)]^2$ est minimisée de manière récursive par une technique de descente à pas fixe :

$$D^i = D^{i-1} - \frac{\epsilon}{2} \nabla_D [DFD(r, D^{i-1})]^2 \quad (2-7)$$

Avec ∇_D est le gradient par rapport au déplacement D , et ϵ est une constante scalaire positive, où i représente l'index d'itération.

À partir de la définition de DFD dans l'équation (2-2), on a :

$$\nabla_D (DFD(r, D^{i-1})) = \nabla I(r - D^{i-1}, t - \tau) \quad (2-8)$$

Où ∇ est le gradient par rapport à r .

En substituant (2-6) dans (2-5), mise à jour du vecteur déplacement devient :

$$D^i = D^{i-1} - \epsilon DFD(r, D^{i-1}) \nabla I(r - [D^{i-1}], t - \tau) \quad (2-9)$$

Les performances des techniques Pixel-Recursive dépendent de la manière dont on calcule le terme de mise à jour dans l'équation (2-7).

Dans (Netravali & Robbins, 1979), l'itération de $i - 1$ à i est réalisée soit à l'emplacement d'un pixel r , ou d'un pixel à son voisin. Pour faire disparaître l'effet du bruit, l'algorithme peut être étendu en calculant une moyenne du terme estimée sur plusieurs pixels.

2.3.3 Techniques par correspondance de blocs

La mise en correspondance par blocs est une méthode classique d'estimation du mouvement. Elle est fondée sur l'hypothèse que les pixels dans une région localisée suivent le même mouvement de translation.

Les algorithmes par correspondance de blocs sont basés sur une recherche de correspondance entre les blocs de deux images, en minimisant une mesure de disparité DFD de l'équation (2-2) [Jain 1981, Musmann 1985].

Dans ces techniques d'estimation du mouvement, l'image est décomposée en blocs et le même vecteur de déplacement est attribué à tous les pixels d'un bloc. Le modèle de mouvement fait habituellement l'hypothèse qu'une image est composée d'objets qui suivent un mouvement de translation. Bien que ce modèle soit restrictif, il est justifié par le fait qu'un mouvement complexe peut être décomposé en une somme de mouvements de translation.

Nous considérons une séquence des images dans laquelle nous voulons estimer le mouvement des différents objets qui y sont contenus. Pour simplifier l'estimation, nous ne considérons que le mouvement présent entre deux images successives : l'image courante et l'image référence. Chaque image est subdivisée en blocs de taille W (généralement de 8×8) et chaque bloc est considéré comme étant un objet

indépendant. Nous faisons l'hypothèse que le mouvement des pixels est uniforme à l'intérieur d'un bloc. L'algorithme consiste, pour un bloc d'image courante, à choisir un bloc dans l'image de référence et à calculer un critère de comparaison entre ces deux blocs. L'opération est répétée en choisissant un autre bloc jusqu'à ce que tous les blocs d'une zone S (fenêtre de recherche) déterminée de l'image de référence aient été testés ou jusqu'à un critère d'arrêt arbitraire Figure (2-2). Le bloc le plus semblable est ainsi identifié dans l'image de référence pour chaque bloc d'image courante. Nous obtiendrons de cette manière pour tout bloc un vecteur déplacement caractérisant le mouvement de ce dernier.

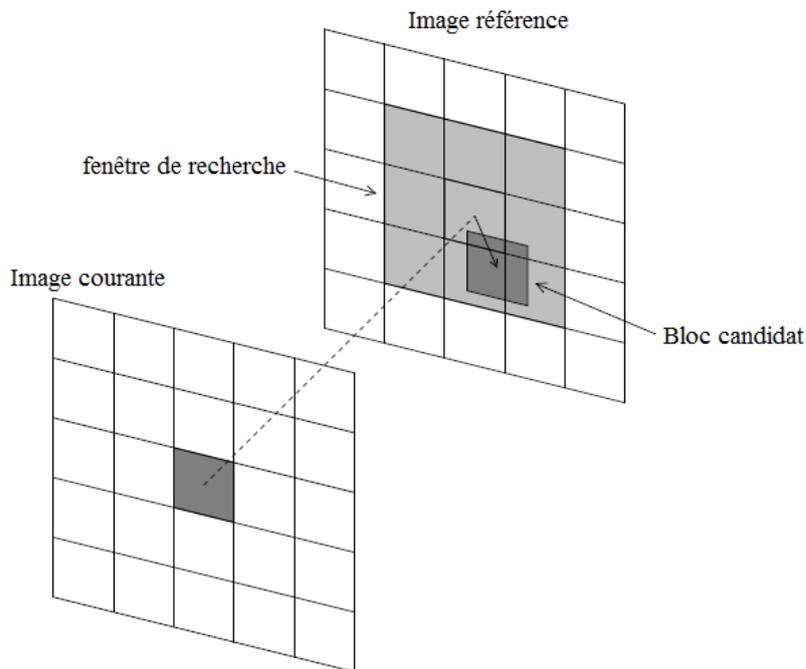


Figure 2-2 : Estimation du mouvement par correspondance de blocs.

a) Critères de comparaison

Le critère de comparaison est une mesure objective de la dissemblance entre les valeurs des pixels contenus dans chaque bloc, il existe différents types d'algorithmes de correspondance de blocs pour estimer et donner des vecteurs de mouvements précis. Ainsi différents critères d'erreurs sont communément utilisés pour ce type de calcul, comme la somme des différences au carré (*Sum of Square Difference*) (SSD, équation 2-10) ou la somme des différences au carré centrée et normalisée (*Zero-mean Normalized Sum of Square Differences*) (ZNSSD, équation 2-11) ou la somme

des valeurs absolues des différences (*Sum of Absolute Differences*) (SAD, équation 2-12).

a. La somme des différences au carré (SSD)

Ce critère n'est autre que la somme des différences élevée au carré entre les pixels correspondant des deux blocs. L'expression de la SSD est de la forme :

$$SSD(B_c, B_r) = \sum_i \sum_j [B_c(i, j) - B_r(i, j)]^2 \quad (2-10)$$

Où i et j parcourant respectivement les lignes et les colonnes des blocs.

B_r : Bloc de référence

B_c : Bloc courant.

b. La somme des différences au carré centrée et normalisée (ZNSSD)

Ce critère est une variante du critère SSD. Il permet de prendre en compte les moyennes des blocs et de normaliser le résultat. L'expression de la ZNSSD est de la forme :

$$ZNSSD(B_c, B_r) = \frac{\sum_i \sum_j [(B_c(i, j) - \bar{B}_c) - B_r(i, j) - \bar{B}_r]^2}{\sqrt{\sum_i \sum_j (B_c(i, j) - \bar{B}_c)^2 \sum_i \sum_j (B_r(i, j) - \bar{B}_r)^2}} \quad (2-11)$$

\bar{B}_r : La moyenne de bloc B_r où

$$\bar{B}_r = \frac{\sum_i \sum_j B_r(i, j)}{w^2} \quad \text{avec } i \in [1, w] \text{ et } j \in [1, w]$$

\bar{B}_c : La moyenne de bloc B_c où

$$\bar{B}_c = \frac{\sum_i \sum_j B_c(i, j)}{w^2}$$

c. La somme des valeurs absolues des différences (SAD)

Ce critère est quasiment identique au critère SSD. Nous ne considérons pas ici le carré de la différence mais la valeur absolue de la différence.

$$SAD(B_c, B_r) = \sum_i \sum_j |B_c(i, j) - B_r(i, j)| \quad (2-12)$$

b) Algorithmes de correspondance de blocs

Il existe de nombreux algorithmes de correspondance de blocs, différents les uns des autres en termes d'efficacité et de rapidité.

i. Algorithme de recherche exhaustive (Full Search Algorithm)

L'algorithme de correspondance par bloc estime le vecteur de mouvement en bloc par bloc. Dans cet algorithme, une image est divisée en blocs non-recouverts de taille W pixels. Le bloc courant dans l'image actuelle est comparé aux blocs correspondants (appelés les blocs de référence) dans une zone de recherche de taille S pixels dans l'image précédente. Les vecteurs de mouvement peuvent être estimés en utilisant une mesure d'erreur de correspondance. L'erreur de correspondance entre le bloc B_r et les blocs courants dans une zone S de recherche est habituellement définie comme la somme des valeurs absolues des différences (SAD) (équation, 2-10) ou de la somme des différences au carré (SSD) (équation, 2-8).

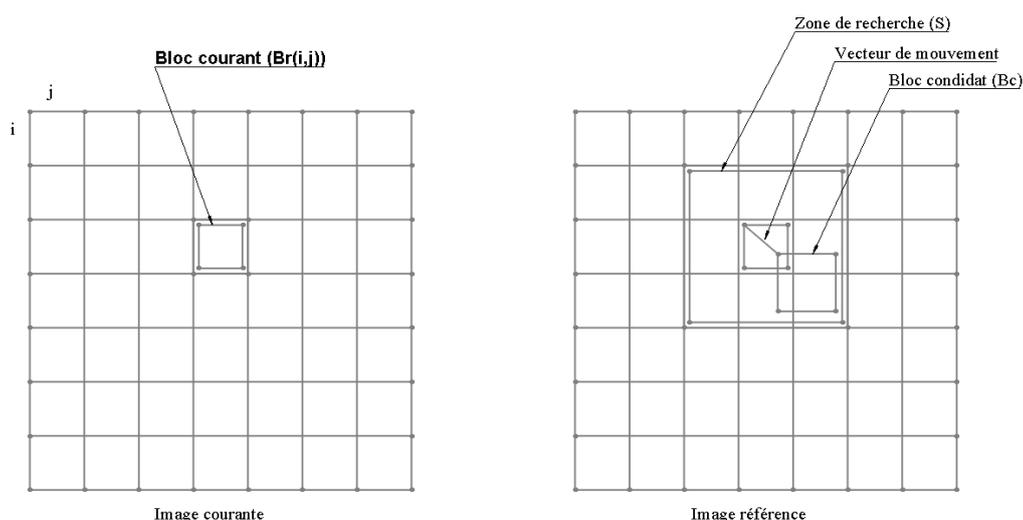


Figure 2-3 : Algorithme de recherche exhaustive.

ii. Algorithme de recherche à trois étapes (Three Step Search Algorithm)

Cette méthode proposée en 1981 (Ezhilarasan, 2008) est une recherche du bloc candidat avec un nombre d'étapes fixes (3 étapes). A la première étape, la recherche est effectuée sur les huit blocs candidats distants de $d = p/2$ pixels du bloc de référence (où p est la largeur de la zone de recherche), le meilleur est retenu comme un nouveau centre de recherche. A l'étape suivante la distance d est divisée par deux

et le même calcul est effectué. L'algorithme est itéré jusqu'à ce que $d = 1$ (Figure 2-4)

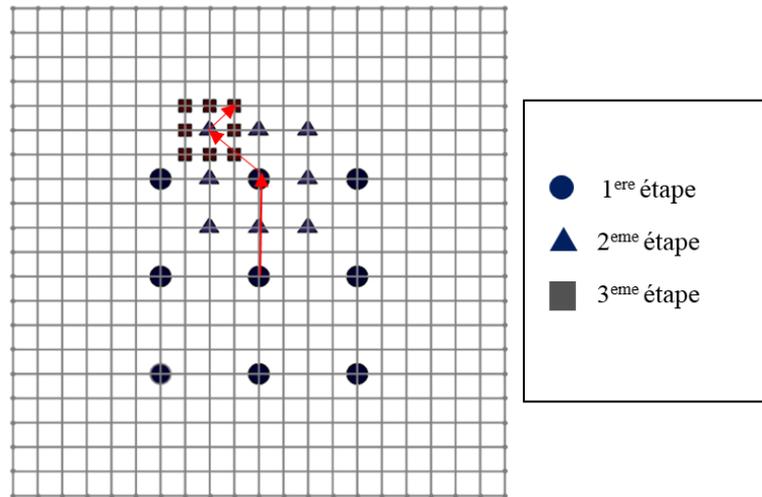


Figure 2-4 : Algorithme de recherche à trois étapes.

Il y a d'autres algorithmes prédictifs qui permettent de réduire considérablement la fenêtre de recherche S comme : l'algorithme de recherche sur une grille en diamant et l'algorithme de recherche sur une grille hexagonale.

2.3.4 Méthodes du domaine fréquentiel

Pour estimer le mouvement entre deux images, ces techniques exploitent les relations entre les transformées de deux images dans les espaces de Fourier ou de Gabor. Fleet et Jepson (Fleet & Jepson, 1990) ont utilisés la transformée de Gabor (Alam, Bogner, Hardie, & Yasuda, 2000). Kuglin s'est intéressé à l'utilisation de la transformée de Fourier (Kuglin, 1975).

Ces méthodes basées sur une mesure du mouvement sont robustes au bruit et donnent un mouvement réel.

Soit f une image et g sa tradatée de (dx, dy) .

$$g(x, y) = f(x + dx, y + dy) \quad (2-13)$$

En appliquant la transformée de fourrier on a :

$$G(u, v) = F(u, v)e^{-2\pi j(u \times dx + v \times dy)} \quad (2-14)$$

On peut écrire :

$$TF[f(x, y) \otimes g(x, y)] = F(u, v) \times G^*(u, v) = |F(u, v) \times G^*(u, v)| e^{j\theta} \quad (2-15)$$

Où \otimes est l'opération de convolution et $*$ est la conjuguée.

On a donc :

$$e^{j\theta} = \frac{F(u, v) \times G^*(u, v)}{|F(u, v) \times G^*(u, v)|} \quad (2-16)$$

En appliquant la transformée de Fourier inverse on obtient :

$$TF^{-1}[e^{j\theta}] = \delta(x - dx, y - dy) = TF^{-1} \left[\frac{F(u, v) \times G^*(u, v)}{|F(u, v) \times G^*(u, v)|} \right] \quad (2-17)$$

La fonction de corrélation de phase (Tremisn et al.) est basée sur les transformées fréquentielles de deux images successives. La différence entre les phases donne la corrélation dont la transformée inverse (équation, 2-17) révèle des pics. La position de ces pics correspond à des déplacements entre les deux images. Les propriétés du domaine fréquentiel font que le mouvement est mesuré avec précision. Les avantages de cette méthode sont qu'elle est peu sensible au bruit, aux variations d'intensité lumineuse et que les vecteurs résultants sont précis, mais cette technique implique beaucoup de calculs.

2.4 Conclusion

Dans ce chapitre, un état de l'art des différentes méthodes de recalage a été présenté. A travers cette étude bibliographique, nous avons présenté les concepts fondamentaux relatifs aux méthodes de recalage. Nous avons, aussi, présenté les différents types de transformations possibles entre deux images utilisées en recalage. Les avantages et les inconvénients des techniques d'estimation de mouvement ont été aussi rapportés.

Chapitre 3 : Les techniques de super-résolution.

3.1 Introduction

La représentation d'une image numérique est étroitement liée à la fréquence d'échantillonnage. Si le critère de Nyquist n'est pas respecté, les images seront dégradées par des phénomènes de recouvrement spectral (Aliasage) dû aux opérations de sous-échantillonnage (Shannon, 1948), et du flou causé par le système d'acquisition des images. Cela provoque une perte d'informations importantes telles que les contours et les textures (Chaudhuri & Manjunath, 2006).

La super résolution (Srinivasan & Rao) se réfère au processus de la reconstruction d'une image de haute résolution (HR) à partir d'un ensemble d'images de basse résolution, afin d'augmenter les composantes à haute fréquences et supprimer les dégradations causées par le processus d'imagerie de l'appareil photo en basse résolution (LR). L'idée de base de la super-résolution est de combiner les informations non redondantes contenues dans multiples images en basse résolution (LR) pour générer une image à haute résolution (HR). Dans le processus d'imagerie, la caméra capture plusieurs images LR, qui sont redimensionnées dans la scène avec des changements pixelliques entre elles. La super résolution est appliquée en alignant les observations LR, et par la suite les combiner en une image HR (interpolation). Ce processus permet de pallier aux limites de la caméra.

Une technique liée à la super-résolution est l'interpolation d'image simple (mono image) qui peut être utilisée pour augmenter la taille de l'image. Mais la qualité de l'image interpolée est très limitée à cause de l'utilisation d'une seule image à faible résolution *Aliasing*. De plus, l'interpolation d'image unique est un problème mal posé, car il peut exister un nombre infini d'images sur-échantillonnées qui sont compatibles avec les données originales. Une interpolation d'image unique ne peut pas récupérer les composants à haute fréquence perdus. Certains progrès peuvent être réalisés en convolution de l'image avec un filtre conçu pour augmenter les composants de haute fréquence. Malheureusement, cela augmente également tout bruit dans l'image et

dégrade la qualité. Par conséquent, les méthodes d'interpolation d'image (mono image) ne sont pas considérées comme des techniques de super résolution. Pour que la super-résolution soit possible, il faut donc des informations supplémentaires sur l'image.

Dans ce chapitre, nous présentons un état de l'art des différentes techniques de super-résolution existantes.

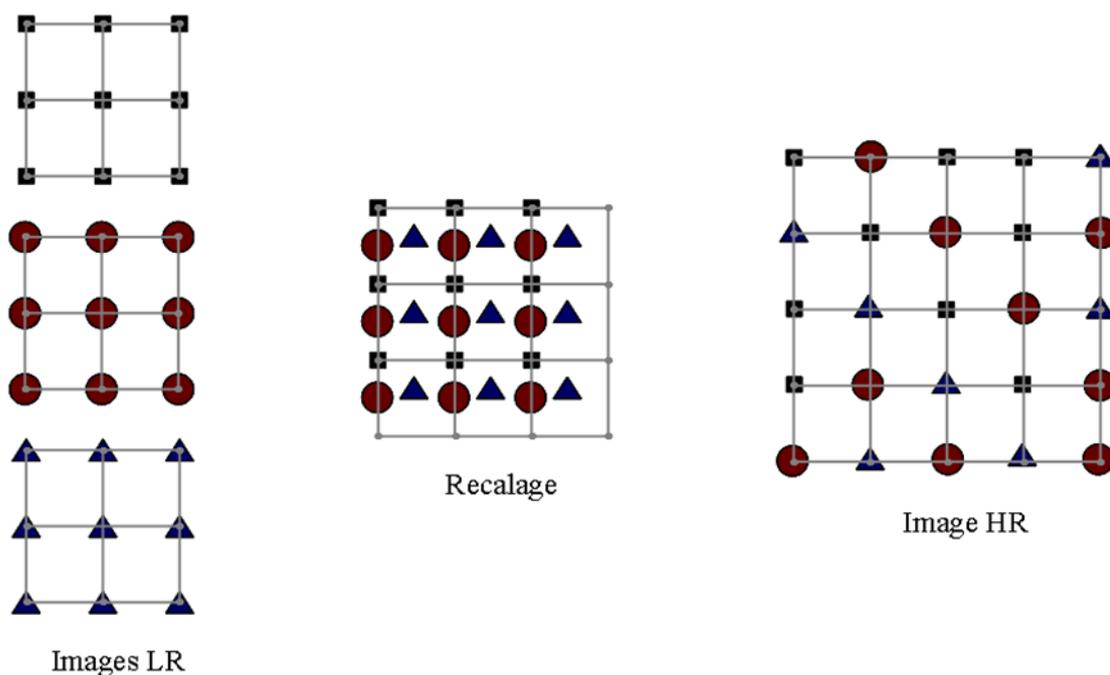


Figure 3-1 : Le processus de super-résolution.

3.2 Super-résolution

La super-résolution est une technique qui permet de construire une image à haute résolution à partir de plusieurs images observées à basse-résolution (LR). Grâce à la connaissance du mouvement apparent entre les images LR, il est possible de reconstruire une image super-résolue.

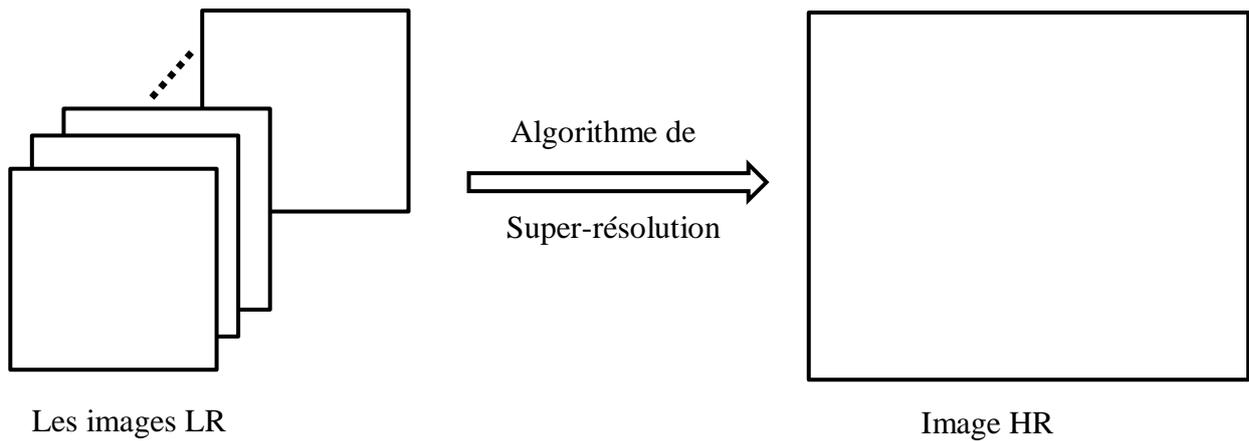


Figure 3-2 : La super-résolution multi-image.

Le succès de certaines méthodes de super-résolution est basé sur la modélisation du lien entre les images LR et l'image HR. Cette modélisation décrit comment on obtient des images LR à partir d'une image HR, sachant qu'une image LR est une version dégradée d'une image HR. Le processus de dégradation se compose par le flou, le bruit, le mouvement et le sous-échantillonnage.

On peut écrire le modèle de dégradation par l'équation :

$$g_k = DM_k B_k f + \varepsilon_k, \quad k = 1, 2, \dots, M \quad 3-1)$$

Où g_k est l'ensemble de k images LR, D est l'opérateur du sous-échantillonnage, M_k désigne l'opérateur de décalage (translation, rotation), B_k est la matrice du flou, f est l'image HR et ε_k représente le bruit du système.

La figure (3.3) résume la modélisation du processus d'acquisition d'images.

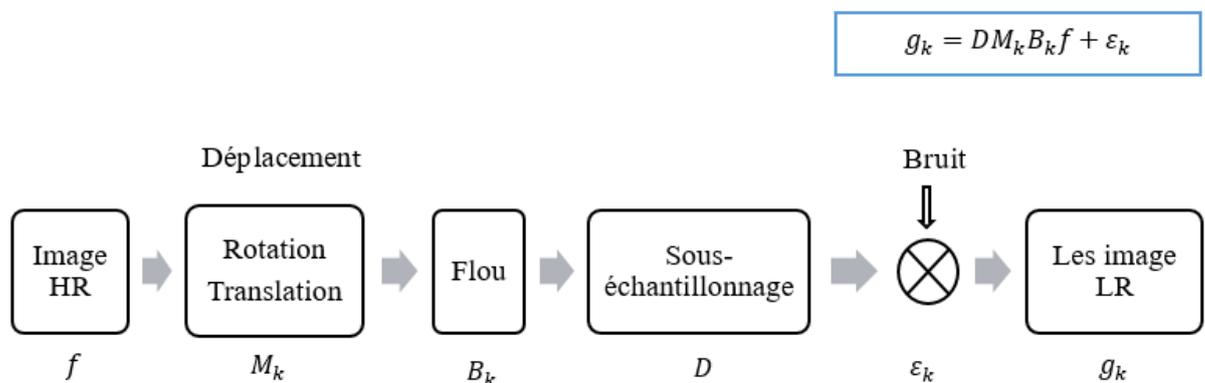


Figure 3-3 : Le modèle d'observation qui relie les images LR aux images HR.

Certaines méthodes de SR utilisent un processus inverse pour reconstruire une image HR en se référant à la même scène. Cette scène peut être capturée par divers dispositifs d'imagerie en même temps. Les images LR peuvent être obtenues par :

- Une caméra mobile avec scène fixe.
- Une caméra fixe, mais en se concentrant sur une scène légèrement mobile.
- Des caméras fixes multiples portant sur la même scène fixe.
- Des caméras fixes multiples mais en se concentrant sur une scène légèrement en mouvement.

3.3 Méthodes de super résolution

Nous les classons en deux grandes catégories :

1) Les méthodes du domaine fréquentiel, ces méthodes travaillent dans le domaine de Fourier. On distingue deux techniques majeures :

- Les méthodes de reconstruction par suppression du recouvrement de spectre ;
- Les méthodes d'échantillonnage multicanal.

2) Les méthodes du domaine spatial : On distingue cinq techniques majeures :

- Interpolation à partir d'une grille d'échantillonnage non-uniforme ;
- Les méthodes algébriques de rétroprojection filtrée ;
- Les méthodes itératives de rétroprojection ;
- La méthode de Projection sur des ensembles convexes (POCS : Projection Onto Convex Set) ;
- Les méthodes bayésiennes.

3.3.1 Méthodes du domaine fréquentiel

Ces techniques forment le problème de la super-résolution dans le domaine fréquentiel. Elles utilisent les propriétés du mouvement de translation, de la transformée de Fourier, ainsi que la théorie de l'échantillonnage.

3.3.1.1 Reconstruction par suppression du recouvrement de spectre

C'est à cette classe de méthodes qu'appartiennent les premières solutions proposées au problème de la super-résolution avec notamment les travaux de Tsai et Huang (Tsai & Huang, 1984). Ils ont développé le système d'équations qui relie les images faiblement résolues et l'image super-résolue grâce au mouvement relatif entre les images de la séquence.

Cette méthode suppose que le mouvement global entre les images LR est une translation. Elle donne les premiers résultats au problème de super-résolution. La résolution du problème s'est basée sur l'étape de recalage suivie par l'étape de reconstruction. L'idée de la méthode est de trouver un système d'équations reliant les coefficients de la transformée de Fourier discrète (TFD) des images observées, aux échantillons de la transformée de Fourier continue (TFC) de l'image inconnue. Le système possède une solution déduite de la TFD inverse dans l'espace fréquentiel.

Soit $f(x, y)$ une image continue et $f_k(x, y)$, $k = 1, 2, \dots, p$ un ensemble de p versions de $f(x, y)$ translattées spatialement :

$$f_k(x, y) = f(x + \delta_{xk}, y + \delta_{yk}) \quad (3-2)$$

Où δ_{xk} et δ_{yk} sont les composantes dans la direction x et y du mouvement de translation globale entre les images $f(x, y)$ et $f_k(x, y)$.

L'ensemble $\{f_k(i, j)\}$ avec $i \in \{0, 1, \dots, M - 1\}$, $j \in \{0, 1, \dots, N - 1\}$ et $k \in \{0, 1, \dots, p\}$ correspond à une version discrète de l'ensemble $\{f_k(x, y)\}$ après échantillonnage idéal et uniforme, de période T_x et T_y selon les axes de coordonnées x et y respectivement. Tel que:

$$f_k(i, j) = f(iT_x + \delta_{xk}, jT_y + \delta_{yk}) \quad (3-3)$$

La transformée de Fourier Continue (TFC) notée F_k^c et la transformée de Fourier Discrète (TFD) notée F_k sont liées entre elles par une relation de repliement du spectre (*Aliasing*) tirée de la théorie de l'échantillonnage :

$$F_k(m, n) = \frac{1}{T_x T_y} \sum_{i=-\infty}^{+\infty} \sum_{l=-\infty}^{+\infty} F_k^c\left(\frac{2\pi m}{MT_x} + \frac{2\pi i}{T_x}, \frac{2\pi n}{NT_y} + \frac{2\pi l}{T_y}\right) \quad (3-4)$$

De plus, d'après les propriétés de translation de la transformation de Fourier sur F_k^c on obtient :

$$F_k^c(u, v) = e^{j2\pi(\delta_{xku} + \delta_{ykv})} F^c(u, v) \quad (3-5)$$

Où δ_{xk} et δ_{yk} sont les composantes du déplacement de la $k^{\text{ème}}$ image par rapport à l'image de référence f et F_k le spectre de la $k^{\text{ème}}$ image.

Si $f(x, y)$ est une fonction à bande limitée, il existe des entiers L_x et L_y tels que

$|F^c(u, v)| = 0$ pour $|u| > 2\pi \frac{L_x}{T_x}$ et $|v| > 2\pi \frac{L_y}{T_y}$. Dans ce cas, la somme infinie de

l'équation (3.4) devient une somme finie. Ainsi, le signal de départ peut être reconstruit si et seulement s'il respecte le théorème de Shannon (Shannon, 1948).

En exploitant les relations (3-4) et (3-5), on obtient un système d'équations qui relie les coefficients de la TFD des images observées à des échantillons de la TFC de l'image continue. Il suffit alors de résoudre le système et d'appliquer la TFD inverse pour reconstruire l'image super-résolue.

Bien que cette méthode fréquentielle soit intéressante au niveau du temps de calcul, elle possède plusieurs inconvénients. Elle suppose un échantillonnage idéal et ne prend pas en compte l'effet du bruit dans la séquence d'images LR. Aussi, l'effet du flou dû à la réponse impulsionnelle du système optique n'est pas géré.

3.3.1.2 Méthodes d'échantillonnage multicanal

Ur et Gross (Ur & Gross, 1992) proposent une méthode de reconstruction basée sur le théorème d'échantillonnage général de Papoulis (Papoulis, 1977), et le théorème d'échantillonnage multicanal de Brown (Brown, 1981). D'après le théorème de Papoulis (Papoulis, 1977), le signal original peut être reconstruit à partir de ses K signaux dégradés. Pour cela, on passe les K signaux dans K filtres appropriés et on additionne les sorties. Pour la super-résolution, il suffit de considérer que les K filtres correspondent à la fonction de transfert optique (FTO) du système ainsi qu'à une translation globale de l'image.

Soit un signal $f(x)$ défini dans une bande limitée de fréquence sur $]-\sigma, \sigma[$. Ce signal est filtré par M filtres linéaires mutuellement indépendants. La sortie de chacun des filtres est échantillonnée à la fréquence $\frac{2\sigma}{M}$. On obtient donc M signaux discrets notés $g_i(nT)$, $i = 1, 2 \dots M$ de période $T = \frac{2\sigma}{M}$, chacun des signaux est alors sous-échantillonné d'un facteur $\frac{1}{M}$ par rapport à la fréquence de Nyquist. Le fait d'avoir M

signaux permet d'obtenir un nombre total d'échantillons correspondant à la fréquence de Nyquist. D'après le théorème d'échantillonnage multicanal (Brown, 1981), $f(x)$ peut être parfaitement reconstruite à partir des signaux $g_i(nT)$ que l'on passe dans M filtres linéaires notés h_i , en additionnant les sorties, puis en effectuant une interpolation à bande limitée, on obtient :

$$\hat{f}(x) = \sum_{i=1}^M \hat{f}_i(x) = \sum_{i=1}^M \sum_{n=-\infty}^{\infty} g_i(nT) h_i(x - nT) \quad (3-6)$$

Où $\hat{f}(x)$ est une version échantillonnée de $f(x)$ satisfaisant le critère de Shannon-Nyquist et qui peut être interpolée pour retrouver $f(x)$ exactement. Les M filtres $g_i(n)$ à réponse impulsionnelle peuvent être définis à partir des équations données dans (Papoulis, 1977) et (Brown, 1981).

Ur et Gross considèrent que les canaux présentent des dégradations linéaires liées à la PSF (fonction de transfert optique), et au mouvement global de translation modélisé comme un retard. En observant que les opérations du flou et de translation commutent, et en supposant une PSF commune à tous les canaux. Ils montrent que le problème de reconstruction peut être séparé en deux processus distincts : la fusion des signaux sous-échantillonnés en une seule fonction à bande limitée sur $]-\sigma, \sigma[$, suivie par la déconvolution de ce signal fusionné (ex : déconvolution avec filtre de Wiener (Hawkins & Leichner, 1994)).

Les inconvénients de ces méthodes sont similaires à ceux des méthodes fréquentielles puisqu'elles nécessitent un échantillonnage idéal (respect du théorème de Shannon). Le bruit dans la séquence d'image n'est pas non plus pris en compte.

3.3.2 Méthodes du domaine spatial

La seconde grande famille de méthodes de super-résolution est basée sur une formulation et une résolution dans le domaine spatial.

3.3.2.1 Interpolation à partir d'une grille d'échantillonnage non-uniforme

Keren, Peleg et Brada (Keren et al., 1988) décrivent une approche du domaine spatial qui comporte un recalage d'image utilisant un modèle de rotation et translation globales, suivies d'une restauration en deux étapes. La Procédure de recalage suppose

M images observées à partir desquelles une technique basée sur les gradients estime les paramètres de translation et rotation pour chacune des $M - 1$ images, par rapport à une image choisie comme référence. La première étape de restauration consiste alors à recalculer les images LR dont on a augmenté la surface des pixels, de manière à correspondre à la grille HR sur laquelle on empile ces images. Chaque pixel de l'image HR résultante est une moyenne de valeurs choisies parmi les valeurs de pixels correspondants des images recalculées, en ne considérant pas les valeurs extrêmes. L'image résultante composée de M images LR peut être susceptible à d'autres traitements tels que de suppression du flou, ou servir d'estimée initiale dans un algorithme itératif de restauration.

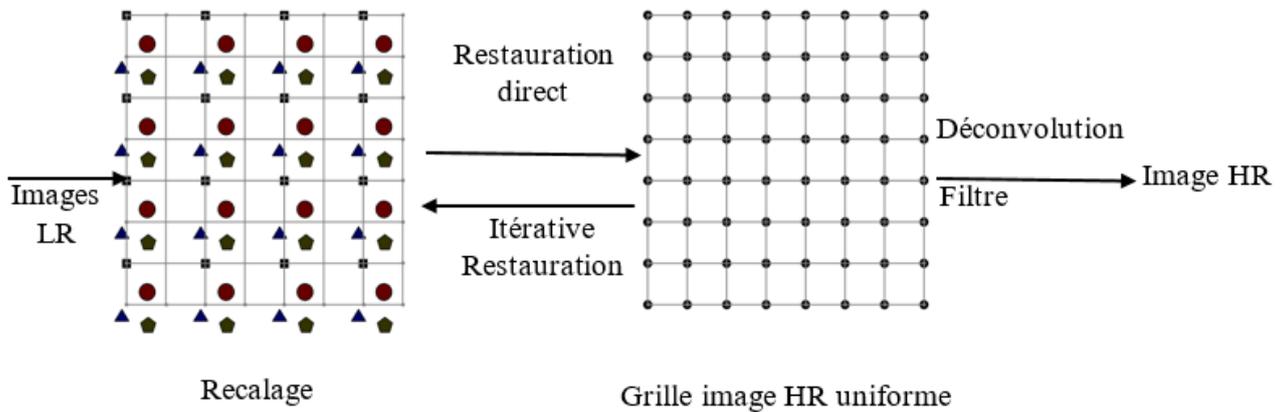


Figure 3-4 : Principe de la méthode d'interpolation.

Aizawa (Kiyoharu Aizawa, Komatsu, & Saito, 1991) propose une autre approche basée sur l'interpolation. Elle intègre le traitement de l'acquisition d'image HR à partir de caméras stéréo. Bien que ce traitement soit différent de celui de SR à partir d'une séquence d'images, on peut trouver une analogie dans l'utilisation d'une paire d'image acquise à partir d'une seule caméra avec un mouvement relatif de la scène, comme c'est le cas pour une paire d'images stéréo, avec des vues similaires mais non-identique à la scène.

Cette méthode est réalisée en utilisant deux caméras positionnées de manière à fournir deux images translatées d'une distance sous-pixellique par rapport à l'image de référence. L'image de la seconde caméra est recalculée par rapport à la matrice d'échantillonnage de l'image de référence avec une précision sous-pixellique, en

utilisant des techniques basées sur le gradient ou de correspondance des blocs (*Block Matching*). Des effets liés à la projection perspective ou à l'alignement différent des caméras imposent en général aux échantillons de la seconde caméra de ne pas tomber de manière régulière sur la grille d'échantillonnage de référence, et sont donc espacés non-uniformément. Pour reconstruire une image HR. Ils ont dû faire face au problème d'interpolation et de ré-échantillonnage de manière à obtenir l'image désirée. Clark (Clark, Palmer, & Lawrence, 1985) a réalisé cette méthode de restauration, il a appliqué à des échantillons espacés non-uniformément. Le principe est démontré à partir du cas unidimensionnel. On suppose que la fonction $f(x)$ est échantillonnée de manière non-uniforme en des points $x_n, n \in \mathbb{Z}$. Si une fonction de correspondance point à point $\gamma(x)$ et un constant positive T existent tel que $nT = \gamma(x_n)$, et si $f(\gamma^{-1}(x))$ est à bande limitée à

$\omega_0 \in]\frac{-\pi}{T}; \frac{\pi}{T}[$, alors on peut montrer que $f(x)$ peut être reconstruit ainsi :

$$f(x) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} f(x_n) \frac{\sin[\omega_0(\gamma(x) - nT)]}{\omega_0(\gamma(x) - nT)} \quad (3-7)$$

On reconnaît la fonction d'interpolation à bande limitée *sinc* avec une fonction de correspondance non-linéaire utilisée afin de corriger l'espacement non-uniforme des échantillons. Avec le même principe on peut appliquer la généralisation à deux dimensions.

Aizawa et al (K Aizawa, Komatsu, & Saito, 1992) étendent ces méthodes aux cas de plusieurs caméras. Une approche itérative de type simulation-et-correction basée sur la méthode de Landweber (Landweber, 1951) est utilisée pour estimer les échantillons espacés uniformément de l'image super-résolue.

Tekalp, Oskam et Sezam (Tekalp, Ozkan, & Sezan, 1992) proposent parmi d'autres méthodes, une procédure en deux étapes où un sur-échantillonnage des images LR est suivi par une restauration afin de corriger l'effet de la PSF du capteur. Les images LR sont recalées puis combinées pour créer une image HR intermédiaire constituée d'échantillons espacés non-uniformément. Cette image est alors interpolée et ré-échantillonnée sur une grille uniforme pour produire une image HR avec des échantillons disposés uniformément. Pour ce faire, Tekalp et al. suggèrent la méthode

à base de « *Thin-plate spline* » de Franke (Franke, 1982b), la méthode bayésienne itérative de Sauer et Allebach (Sauer & Allebach, 1987), ou la méthode basée sur une formulation POCS de Yeh et Stark (Yeh & Stark, 1990). Comme l'image interpolée est encore dégradée par le flou optique et les erreurs résultants du processus d'interpolation lui-même, une dernière étape de restauration est réalisée.

Tekalp et al. suggèrent l'utilisation de n'importe quelle méthode de déconvolution usuelle qui prend en considération la récence du bruit. Aizawa, Komatsu et Saito étendent la méthode présentée dans (Kiyoharu Aizawa et al., 1991) en introduisant une procédure itérative de restauration par SR. Ils considèrent que le problème de l'acquisition d'images HR à partir de plusieurs caméras dont la taille de pixels n'est pas homogène. L'objectif est de construire des images à une résolution qui dépasse les limites de la résolution physique des matrices individuelles de capteurs. Cette problématique est étroitement liée à celle de la SR à partir d'une séquence d'images obtenue à partir d'une seule caméra.

Comme dans (Kiyoharu Aizawa et al., 1991), les images observées LR sont fusionnées en utilisant la compensation du mouvement pour former une image HR \hat{f} échantillonnée non-uniformément. Néanmoins, on cherche à obtenir une image f échantillonnée uniformément. Plusieurs techniques basées sur l'interpolation sont considérées (Carlotto & Tom, 1983; Clark et al., 1985; Franke, 1982a; Kim & Bose, 1990). Cependant une approche basée sur la méthode de Landweber (Landweber, 1951) est utilisée pour estimer itérativement les échantillons uniformes de l'image HR à partir des échantillons non-uniformes produits au cours du processus de recalage. L'image uniformément échantillonnée f est reliée à l'image fusionnée \hat{f} par la relation :

$$\hat{f} = A.f \quad (3-8)$$

Où A représente le processus d'échantillonnage non-uniforme. L'inversion de cette équation n'est pas possible à cause sa dimension et de la singularité probable de A . À la place, une procédure itérative qui corrige le processus d'échantillonnage non-uniforme est utilisée. L'image HR est initialisée à une valeur $f^{(0)}$, puis elle est mise à jour de manière itérative en utilisant le formule de récurrence suivante :

$$f^{(n+1)} = f^{(n)} + \alpha A^*(\hat{f} - Af^{(n)}) \quad (3-9)$$

Où A est une approximation linéaire du processus d'échantillonnage non-uniforme, A^* est l'opérateur adjoint de A , α est un paramètre de contrôle et \hat{f} est l'image fusionnée constituée d'échantillons espacés non-uniformément. Le paramètre α est choisi de manière à assurer la convergence des itérations décrites par l'équation (3-9).

Nakazawa et al. (Nakazawa, Komatsu, & Saito, 1995) proposent également une méthode d'acquisition par intégration temporelle à partir d'une seule caméra qui utilise une séquence d'images pour calculer une seule image HR. À la différence de leurs précédents travaux, Nakazawa aborde le problème de la restauration par SR multi-images.

Alam et al. (Alam et al., 2000) ont développé une méthode qu'ils appliquent à l'imagerie infrarouge en temps réel. Leur technique permet d'enregistrer les coordonnées des pixels de chaque image et de reconstruire une image super-résolue.

Pour ce faire, ils ont recours au gradient pour estimer les déplacements des pixels entre chaque image, et à une interpolation par plus le proche voisin pondéré. La restauration se fait par le filtre de Wiener pour diminuer le bruit et le flou de l'image reconstruite. Sah et Zakhor (Shah & Zakhor, 1999) ont présenté un algorithme de super-résolution appliquée à une vidéo en couleur, eux aussi grâce à l'algorithme de Landweber (Landweber, 1951). Afin de tenir compte de l'imprécision de l'estimation du mouvement, ils ont conservé un ensemble de mouvements possibles pour chaque pixel au lieu d'un seul, le plus probable. Le champ du mouvement est estimé grâce à la luminosité et à la teinte des pixels. Nguyen et Milanfar (Nguyen & Milanfar, 2000) proposent d'utiliser un algorithme de reconstruction efficace basé sur une décomposition par ondelettes. Leur méthode exploite l'intrication des images sous-résolues sur la grille de super-résolution.

Le principal avantage des méthodes d'interpolation non-uniforme est sa facilité de mise en œuvre, ce qui permet une application en temps réel lorsque le modèle de dégradation est simple, mais leur inconvénient est qu'elles ne considèrent pas correctement les effets liés aux phénomènes d'*Aliasing* présents dans les images LR.

3.3.2.2 Méthodes itératives de rétroprojection

Ces méthodes comportent deux étapes : la première est la simulation des images observées qui introduit la fonction de l'erreur résiduelle, la deuxième est la rétroprojection de l'erreur afin de corriger l'estimée de la scène originale.

D'une façon mathématique, on considère un modèle d'observation linéaire qui relie les images observées décrites par le vecteur g à la scène inconnue constituée par des valeurs discrètes f , à travers l'opérateur A qui modélise les dégradations qui affectent les images observées (le sous-échantillonnage, le flou, et le déplacement) :

$$g = Af \quad (3-10)$$

Le choix des opérateurs de projection et rétroprojection de l'équation (3-10) varient largement dans de nombreuses méthodes de super-résolution spatiales. Dans (Keren et al., 1988; Peleg, Keren, & Schweitzer, 1987), les auteurs proposent une méthode itérative pour estimer la scène inconnue, cette méthode consiste à détenir une séquence d'images LR simulées à partir de l'estimation initiale d'une image HR, et à comparer ensuite ces images simulées à la séquence d'images LR réelles et l'erreur observée permet de corriger l'estimation de l'image HR de manière à réduire l'erreur entre les images observées et simulées. La procédure s'arrête lorsque l'erreur atteint un niveau prédéterminé ou bien itérer jusqu'à la convergence.

Soit (i, j) les coordonnées du pixel de la $k^{ième}$ image observée. Le pixel estimé de l'image de super-résolution de la $n^{ième}$ itération est noté $\hat{f}^{(n)}(l, m)$ avec (l, m) ses coordonnées. En supposant le processus de dégradation de l'image LR connu, il est possible de simuler la séquence observée en utilisant $\hat{f}^{(n)}(l, m)$ comme estimation de la scène originale. Ceci donne alors un ensemble M d'images LR simulées notées $\hat{g}_k^{(n)}(l, m)$. L'objectif est de rendre les images LR simulées identiques aux images LR observées. On va donc chercher à minimiser l'erreur entre l'image simulée et les images LR observées :

$$e^{(n)} = \sum_{k=1}^M \sum_{i,j} |\hat{g}_k^{(n)}(l, m) - g_k(l, m)| \quad (3-11)$$

Pour cela, nous étudions chacun des pixels $\hat{f}^{(n)}(l, m)$ d'une estimation $\hat{g}_k^{(n)}(l, m)$.

Nous conservons alors les images LR dont l'erreur $e^{(n)}$ est minimale. Le procédé est itéré jusqu'à la convergence de l'erreur ou jusqu'au nombre d'itérations maximales préalablement fixées.

On estime le mouvement en prenant comme hypothèse qu'il s'agit de combinaison de translation et de rotation (M. Irani, S. Peleg, 1993). À partir des valeurs des pixels des images LR, on détermine ceux qui influent sur la valeur d'un pixel HR sélectionné. Seuls les pixels LR sélectionnés seront donc utilisés pour actualiser le pixel HR considéré :

$$\hat{f}^{(n+1)}(l, m) = \hat{f}^{(n)}(l, m) + \sum_{k=1}^M \sum (g_k(i, j) - \hat{g}_k^{(n)}(i, j)) \frac{h^{RP}(i, j, l, m)}{C} \quad (3-12)$$

Avec E_k l'ensemble des pixels de l'image g_k qui influence le pixel de l'image HR de coordonnées (l, m) . On note C le facteur de normalisation et h^{RP} le noyau de rétroprojection. Il peut être choisi arbitrairement. L'algorithme converge vers plusieurs choix possibles de ce noyau et influence donc les caractéristiques de la solution. On peut alors intégrer des contraintes supplémentaires sur la solution (régularisation), comme par exemple un terme de lissage. À noter que ces contraintes seront aussi linéaires. Les auteurs (Irani & Peleg, 1993) ont intégré la notion de mouvement et de suivi d'objets. Pour le déterminer, ils ont utilisé un mouvement paramétrique à deux dimensions. Ils cherchent notamment comment résoudre les problèmes dus aux ombres ou aux objets cachés par d'autres à un certain moment dans la séquence d'image LR. Il est possible d'écrire (3-12) sous forme matricielle suivant le modèle (3-10) :

$$\hat{f}^{(n+1)} = \hat{f}^n + H^{RP}(g - A\hat{f}^n) \quad (3-13)$$

Cette méthode a été utilisée aussi dans la reconstruction d'image, à partir de plusieurs séquences d'images LR prises par différentes caméras (K Aizawa et al., 1992). Shah et Zakor utilisent une méthode de reconstruction de Landweber (Landweber, 1951) semblable à celle de Irani et Peleg dans (Shah & Zakhor, 1996). Leur méthode d'estimation consiste à stoker un ensemble des vecteurs de mouvement dans chaque image LR, pour obtenir une meilleure précision d'estimation du mouvement, mais le problème d'itération de Landweber est que la convergence est lente.

Une autre extension de (Irani & Peleg, 1993) est proposée par Dekeyser dans (Dekeyser, Bouthemy, Pérez, & Payot, 2000). Les auteurs considèrent un modèle bruité par un bruit blanc additif gaussien (ε), avec une PSF linéaire et invariante à la translation. Le modèle de l'équation (3-10) devient :

$$g = Af + \varepsilon \quad (3-14)$$

Le débruitage est effectué par l'utilisation d'un filtre de Wiener. Le mouvement inter-images est constitué d'un mouvement dominant global qui suit un modèle affine de 6 paramètres. Pour l'initialisation de l'image HR, les auteurs utilisent la première image de la séquence qu'ils interpolent spatialement de manière cubique (Keys, 1981).

3.3.2.3 Méthode de Projection sur des ensembles convexes (POCS : *Projection Onto Convex Set*)

Dans la littérature, nous avons remarqué l'importance de la technique de projection sur des ensembles convexe (POCS) pour la reconstruction d'images par SR. L'intérêt principal de cette technique est la simplicité d'introduire des informations a priori sur la solution désirée.

Dans la formulation POCS, des ensembles de contraintes sont utilisés pour définir l'espace de solution réalisable pour la reconstruction en super-résolution. Les contraintes sont définies comme des ensembles convexes dans l'espace vectoriel $\mathbb{R}^{N_1 \times N_2}$, qui représente l'espace contenant toutes les images de super-résolution. Les ensembles représentant des caractéristiques souhaitées de la solution sont définis sur cet espace. Ces ensembles comprennent des contraintes telles que la fidélité aux données observées, la douceur, etc. L'espace de résolution du problème de SR est par définition, l'interaction des ensembles de contraintes convexes. POCS est une procédure itérative qui à partir de n'importe quel point dans l'espace vectoriel, localise un point qui satisfait simultanément toutes les contraintes.

On suppose k ensembles de contraintes convexes dans $\mathbb{R}^{N_1 \times N_2}$ tels que l'intersection des ensembles est non vide. POCS projette un point dans l'espace vectoriel sur chaque ensemble de contraintes et de répéter l'opération jusqu'à déterminer un point appartenant à l'intersection de tous les ensembles. La convergence est assurée si les ensembles de contraintes soient convexe et fermés.

L'avantage de la technique POCS principalement réside dans trois points :

- Simplicité : POCS est très intuitive et généralement simple à implémenter.
- Modèle d'observation de domaine spatiale flexible : parce que la méthode POCS étant généralement formulée dans le domaine spatial, des modèles très généraux de mouvement et d'observation peuvent être utilisés.
- Inclusion facile de l'information a priori : l'aspect le plus utile de la formulation POCS est la facilité avec laquelle de l'information a priori peut être incluse.

Le système optique projette une image $f(x, y)$ sur la matrice de capteurs d'acquisition, qui comporte une matrice régulière constitué de $M_1 \times M_2$ détecteurs. La sortie y_i du i^{eme} capteur de la matrice d'acquisition, avec la caractéristique de réponse spatiale $\sigma_i(x, y)$ est donnée par :

$$y_i = \iint_{-\infty}^{+\infty} f(x, y) \sigma_i(x, y) dx dy, \quad 1 \leq i \leq M_1 M_2 \quad (3-15)$$

Cette intégration sur les variables spatiales continue (x, y) peut-être discrétisée sur la grille de SR $[n_1, n_2]$ produisant :

$$y_i = \sum_{n_1} \sum_{n_2} f[n_1, n_2] \sigma_i[n_1, n_2], \quad 1 \leq n_1 \leq N_1, 1 \leq n_2 \leq N_2 \quad (3-16)$$

Où : $N_1 > M_1, N_2 > M_2$ sont les dimensions de la matrice de SR. La caractéristique de réponse spatiale du i^{eme} détecteur $\sigma_i(x, y)$ est discrétisé pour donner $\sigma_i[n_1, n_2]$, et elle constitue la région fractionnelle du pixel super-résolution $[n_1, n_2]$ contenu dans la région de réponse du i^{eme} détecteur de basse résolution LR. Cela suppose que la réponse du détecteur est uniforme dans sa région de détection, on a :

$$\sigma_i[n_1, n_2] = \begin{cases} 0 & \text{si le pixel SR}[n_1, n_2] \text{ se trouve entièrement à l'extérieur de} \\ & \text{la région de réponse du } i^{eme} \text{ détecteur.} \\ 1 & \text{si le pixel SR}[n_1, n_2] \text{ se trouve entièrement à l'intérieur de} \\ & \text{la région de réponse du } i^{eme} \text{ détecteur.} \\ r_i & \text{si le pixel SR}[n_1, n_2] \text{ se trouve partiellement dans la région} \\ & \text{de réponse du } i^{eme} \text{ détecteur.} \end{cases}$$

r_i : est la fraction de surface du pixel centré sur $[n_1, n_2]$ contenue dans la région du i^{eme} détecteur d'où $r_i \in]0, 1[$.

En ordonnant $f[n_1, n_2]$ et $\sigma_i[n_1, n_2]$, l'équation (3.15) s'écrit sous forme de vecteurs colonnes :

$$y_i = \sigma_i^T f$$

Ensuite, on considère les ensembles C_i tels que :

$$C_i = \{f: \sigma_i^T f = y_i\}, \text{ pour } i \in \{1, 2, \dots, M_1, M_2\} \quad (3-17)$$

Pour i fixé, C_i représente l'ensemble de toutes les images SR discrétisées pour lesquelles la réponse du i^{eme} capteur de la matrice de détecteur est y_i la valeur observée. Puisque cette matrice est constituée de $M_1 M_2$ détecteur, à chaque image observée correspond un ensemble $\{C_i\}$ avec $i \in \{1, 2, \dots, M_1, M_2\}$. Ces ensembles contraignent les valeurs possibles que peuvent une estimation de la solution f . En particulier, les contraintes décrites par l'équation (3-17) garantissent que l'image de super-résolution f est cohérente avec les données observées y_i . Notant que les contraintes sur f sont linéaires, il est possible d'obtenir un nombre suffisant d'équation de manière à ce qu'une solution pour f puisse être trouvée par inversion matricielle.

Pour la restauration d'une image HR de $N_1 N_2$ pixels par inversion matricielle, $N_1 N_2$ équations d'observations indépendantes sont nécessaires. Et puisque $N_1 > M_1$ et $N_2 > M_2$, on remarque que plus d'une image observée est nécessaire afin d'obtenir un nombre suffisant d'équation permettant de trouver une solution par inversion matricielle. L'obligation d'obtenir $N_1 N_2 > M_1 M_2$ équations indépendantes implique que de nouvelle information doit être obtenue, à partir d'image observée supplémentaire. Cette nouvelle information est dérivée des différences entre les images observées généralement liée au mouvement de la scène ou de la caméra.

Les images observées supplémentaires contraintes à des ensembles supplémentaires de la forme ceux définis par l'équation (3.17). Ces contraintes additionnelles augmentent le système d'équations sous-déterminé. La collection d'ensembles $\{C_i\}$

est souvent considérée comme des contraintes de cohérence sur les données. Ceci permet la définition d'un opérateur de projection P_i :

$$P_i f = \begin{cases} f & \text{si } \sigma_i^T f = y_i \\ f + \frac{y_i - \sigma_i^T f}{\sigma_i^T \sigma_i} \sigma_i & \text{sinon} \end{cases} \quad (3-18)$$

$p_i f$ est la projection du point f sur l'ensemble C_i . Dans la formulation POCS, une estimation initiale $f^{(0)}$ de l'image HR est projetée sur chacun des ensembles de contraintes C_i pour assurer la cohérence avec les données mesurées y_i . Soit k le nombre total des ensembles de contraintes sur les pixels observés, la n^{eme} estimée $f^{(n)}$ est mise à jour en utilisant la séquence de projection suivante :

$$f^{(n+1)} = p_1 p_2 p_3 \dots p_k f^{(n)} \quad (3-19)$$

Cette séquence de projection est appliquée de manière récurrente pour produire une estimée mise à jour de l'image HR. L'aspect fermé et convexe des ensembles de contrainte assure la convergence de la procédure itérative à un point satisfaisant toutes les contraintes [Youla 82]. Il est important de remarquer que la solution SR obtenue n'est pas unique et qu'elle également dépendante de l'estimation initiale.

En plus des contraintes de cohérence sur les données, des contraintes supplémentaires représentant la connaissance a priori sur la forme de la solution peuvent être ajoutées. Par exemple, le domaine des valeurs dans l'image solution peut être contraint à l'ensemble C_A :

$$C_A = \{f : \alpha \leq f_i \leq \beta\} \quad (3-20)$$

Une autre possibilité est d'exiger que la solution soit à énergie finie en utilisant l'ensemble de contraintes :

$$C_E = \{f : \|f\|_2^2 \leq E\} \quad (3-21)$$

Si on sait que l'image est semblable à une certaine image de référence f_R alors la solution peut être contrainte de manière à se situer à une distance ϵ_R de f_R en utilisant les ensembles :

$$C_R = \{f : \|f - f_R\| \leq \epsilon_R\} \quad (3-22)$$

Un support limité peut également être imposé en définissant un ensemble de points A pour lesquels on exige que la solution soit zéro, tel que :

$$C_s = \{f : f_i = 0, \forall i \in A\} \quad (3-23)$$

Des contraintes supplémentaires sur la solution peuvent être définies d'une manière similaire.

3.3.2.4 Méthodes bayésiennes

Les méthodes bayésiennes sont connues par les chercheurs pour la résolution des problèmes inverses mal posés. Ces techniques permettent d'introduire des contraintes a priori sur la solution sous la forme de fonction de densité [Schultz 94].

Dans cette partie nous présentons deux approches bayésiennes appliquées aux problèmes inverses linéaires, nous allons citer les méthodes basées sur l'estimateur du maximum a posteriori (MAP) et les méthodes basées sur l'estimateur du maximum de vraisemblance (*MLE = Maximum Likelihood Estimation*).

a. Méthodes basées sur l'estimateur du maximum a posteriori (MAP) (*Maximum A posteriori Probability*)

Les approches de types MAP sont des méthodes de type bayésienne permettant d'introduire des termes de régularisation sur la solution. Ceci permet à l'algorithme de super-résolution de converger beaucoup plus rapidement vers une solution unique. Il existe un grand nombre de termes de régularisation jouant le rôle de contrainte. Le choix de la contrainte dépendra du type de reconstruction des bords de l'objet observé que l'on souhaite assurer. Une convergence rapide vers une solution sera également appréciée (S. Farsiu, M. D. Robinson, M. Elad, & P. Milanfar, 2004b).

Le terme de régularisation va donc compenser l'information manquante avec une information a priori sur l'image HR. Il est souvent implémenté comme un facteur de pénalité sur une fonction de coût :

$$\hat{f} = \underset{x_f}{\operatorname{argmin}} \left[\sum_{k=1}^N \rho(g_k, D_k H_k F_k f) + \lambda Y(f) \right] \quad (3-24)$$

On appelle λ le terme de régularisation et Y la fonction de coût de la régularisation. L'une des fonctions de régularisation les plus employées est la fonction de coût de Tikhonov (Elad & Feuer, 1997; Nguyen, Milanfar, & Golub, 2001a)

$$Y_T(f) = \|\Delta f\|_2^2 \quad (3-25)$$

On note Δ un opérateur de type filtre passe-haut comme par exemple, un terme de type dérivée ou Laplacien. L'idée principale de ce type de régularisation est de limiter l'énergie totale de l'image ou de forcer le lissage des fréquences spatiales. Les pixels bruités ainsi que les pixels des bords des motifs de l'image possèdent en effet de hautes fréquences. Le fait d'utiliser ce type de fonction permettra de les supprimer. L'image résultante est reconstruite sans crénelage des bords.

Une autre méthode est appelée régularisation du maximum d'entropie (*maximum entropy regularization*). Cette approche consiste à sélectionner l'image contenant le moins d'information. La traduction mathématique de cette condition fut exprimée par Shannon (Shannon, 1948). Il démontra que choisir parmi une famille de signaux celui contenant le moins d'information (ou de structures) revenait à choisir celui ayant la plus grande entropie. Cependant, ce type de fonction de coût n'est pas adapté pour tous types d'images (Bovik, 2000). L'une des méthodes de régularisation connaissant le plus large succès pour le débruitage et la déconvolution est appelée Variation Totale (TV : Total Variation) (Rudin, Osher, & Fatemi, 1992). Ce critère va pénaliser la totalité des changements de l'image calculée à partir du critère du gradient de norme L_1 défini par :

$$Y_{TV}(f) = \|\nabla f\|_1 \quad (3-26)$$

Avec ∇ l'opérateur gradient. La propriété essentielle de ce type de régularisation est qu'elle tend à préserver les contours des objets de l'image lors de la reconstruction (Bovik, 2010; T. F. Chan, Osher, & Shen, 2001; Rudin et al., 1992).

Une autre technique apparentée à la précédente est appelée le filtre bilatéral de variation total (BTV). Cette méthode fut tout d'abord proposée par C. Tomasi et R. Manduchi qui l'ont utilisé comme filtre pour des problèmes de débruitage (Tomasi & Manduchi, 1998). Contrairement aux filtres classiques, ils utilisent la proximité entre deux pixels aussi bien au niveau géométrique que photométrique. Cette régularisation

est facile à mettre en œuvre et préserve correctement les bords. La fonction de régularisation est définie par la formule suivante :

$$Y_{BTV}(f) = \sum_{l,m=-p}^p \alpha^{|m|+|l|} \|f - S_x^l S_y^m f\|_1 \quad (3-27)$$

Les termes S_x^l et S_y^m correspondent aux déplacements de l pixels dans la direction horizontale et de m pixels dans la direction verticale que subit l'image f . Le terme α est un poids scalaire tel que $0 < \alpha < 1$. Il permet d'appliquer un effet de décomposition spatial dans la sommation de la régularisation dont la taille est définie par P . Ce paramètre définit en effet la taille du filtre bilatéral (Elad, 2002). S. Farsiu et al, sont à l'origine de son utilisation en super résolution et l'ont comparé aux autres méthodes pour montrer ses avantages. Le lissage est ainsi moins important sur l'image résultante. De plus, il converge beaucoup plus facilement sur la solution (Farsiu, Elad, & Milanfar, 2006; S. Farsiu, D. Robinson, M. Elad, & P. Milanfar, 2004a; Farsiu et al., 2004b) N. Nguyen, P. Milanfar et G. H. Golub, ont utilisé une méthode de validation croisée généralisée (Generalized cross-validation) dans le but de déterminer les coefficients de régularisation. Cette méthode permet aussi d'estimer la fonction PSF à partir des données de départ (Nguyen, Milanfar, & Golub, 2001b).

b. Méthodes basées sur l'estimateur du maximum de vraisemblance (*Maximum Likelihood*)

Tom et Katsaggelos supposent que le problème de restauration par SR peut se décomposer en trois étapes : recalage, restauration et interpolation (Tom & Katsaggelos, 1995; Tom, Katsaggelos, & Galatsanos, 1994; Tom, Lay, & Katsaggelos, 1996). Le problème fondamental de cette approche est que l'estimation de maximum de vraisemblance (MV) est faiblement adaptée à la résolution de problème inverse mal-posé, puisqu'elle ne permet pas d'inclure d'information a priori. En fait, l'estimation MV est un cas particulier de l'estimation MAP, sous l'hypothèse d'a priori uniforme.

Elad et Feuer (Elad & Feuer, 1996) ont également considéré une formulation basée sur l'hypothèse MV, ils modifient l'estimé MV pour inclure une fonction de régularisation qui, dans ses effets, est équivalent à une formulation MAP en utilisant

un a priori gaussien ou à une régularisation de type Tikhonov (Tikhonov, Arsenin, & John, 1977).

3.4 Méthode proposée

La méthode proposée est une chaîne de traitement de 4 étapes qui combine la technique de super résolution « *single-frame* » basée sur l'algorithme de CNN (*Convolutional Neural Network*) et la technique de super résolution de « multi-frames » basée sur l'algorithme de POCS.

3.4.1 Algorithme proposé

Entrées : LR frames

Sortie : HR image.

Etape1 : élaboration d'un modèle de référence par l'algorithme *Deep Learning Framework*, par l'utilisation de librairie Caffe (*Convolutional architecture for fast feature embedding*).

Etape2 : application de l'algorithme SRCNN (*Super-Resolution Convolutional Neural Network*) pour chaque frame LR, cet algorithme utilise le modèle préparé dans l'étape précédente. La figure 3-5 présente le schéma de SRCNN qui contient les paramètres du modèle de référence calculé.

Etape3 : estimation des mouvements entre les images obtenues.

Etape4 : application de l'algorithme POCS sur les images obtenues.

3.4.2 Algorithme de super résolution de réseaux neurones à convolution (SRCNN)

a) Réseaux de neurones

Un réseau neuronal artificiel est une technique automatique d'apprentissage et de traitement inspirée par la connexion d'un système nerveux biologique. Il est formé de plusieurs couches de neurones simples interconnectés qui génèrent une sortie d'un stimulus d'entrée donné.

Cette technique a été développée dans les années 1960, mais à cause des coûts de calcul élevés qu'ils nécessitent pour leur exécution ; elle est restée en arrière-plan. Ces dernières années, le nombre de réseaux de neurones a augmenté en raison de la grande évolution dans les processeurs CPU et les processeurs graphiques GPU.

b) Description de projet SRCNN

Le projet SRCNN établit une relation entre la méthode de super-résolution basée sur l'apprentissage profond et l'approche traditionnelle de la méthode de codage clairsemé.

La méthode SRCNN peut être divisée en trois parties :

1. Extraction et représentation de patch : cette partie fait une référence à la première couche, qui extrait les correctifs de l'image d'entrée à basse résolution. Le fonctionnement de la première couche est le suivant :

$$F_1(Y) = \max(0, W_1 * Y + B_1) \quad (3-28)$$

Où F , Y , W_1 et B_1 représentent respectivement la fonction de mappage, l'image LR interpolée bicubique, les filtres et les biais.

2. Cartographie non linéaire : cette partie se réfère à la couche intermédiaire, qui mappe les vecteurs de fonction non linéairement à un autre ensemble de vecteurs de fonction. L'opération de la couche moyenne est la suivante :

$$F_2(Y) = \max(0, W_2 * F_1(Y) + B_2) \quad (3-29)$$

3. Reconstruction : Cette opération regroupe ces fonctionnalités HR pour générer l'image HR finale. Le fonctionnement de la dernière couche est le suivant :

$$F(Y) = W_3 * F_2(Y) + B_3 \quad (3-30)$$

c) Architecture de SRCNN

La configuration des paramètres du réseau neuronal à 3 couches qui va être exploité dans le chapitre 4 est la suivante :

- Le réseau de neurones aura un total de 3 couches.
- La taille des patches d'entrée est de 33x33 pixels.
- La première couche contient un total de 64 filtres d'espace 9x9 de chacun, cela va générer un vecteur des caractéristiques de 64 dimensions.
- La deuxième couche comprend 32 filtres de taille 1x1.
- La troisième couche est formée par un seul filtre (puisque nous ne travaillons que dans le canal de luminance) de taille 5x5.

- Les poids du filtre sont initialisés avec une distribution gaussienne et un écart de 0,001.

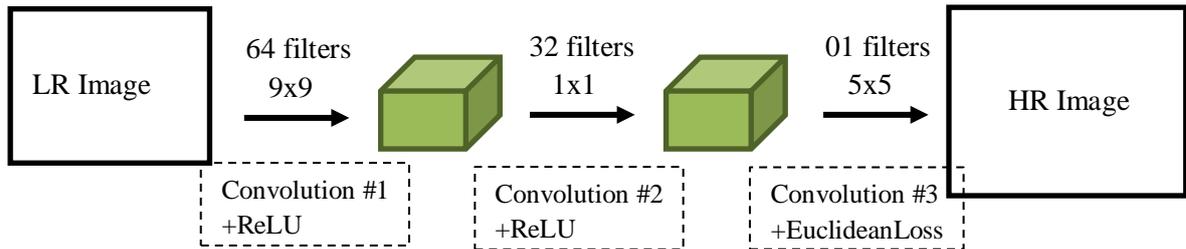


Figure 3-5 : Schéma de l'algorithme SRCNN et les paramètres du réseau de 3 couches.

d) Environnement de développement

Le projet SRCNN est développé avec un cadre d'apprentissage profond appelé Caffe (Jia, 2014) développé par le Berkeley Vision and Learning Center.

Caffe est développé en C ++, mais comprend des interfaces Python (pycaffe), Matlab (matcaffe) et une ligne de commande (cmdcaffe) pour une utilisation dans différents environnements de développement.

Dans notre travail, l'interface matcaffe sera utilisée pour implémenter le modèle et l'interface cmdcaffe pour l'entraînement.

3.5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté un état de l'art sur les méthodes de super-résolution en les classant en deux grandes catégories : les méthodes fréquentielles et les méthodes spatiales. Dans la catégorie des méthodes fréquentielles, nous avons vu deux principales techniques : la technique de reconstruction par suppression du recouvrement de spectre et la technique basée sur le théorème d'échantillonnage multicanal. Le principal inconvénient de ces techniques est d'être difficilement généralisable pour des mouvements complexes. Pour le cas de la catégorie des méthodes spatiales, nous nous sommes intéressés à quatre principales techniques : l'interpolation non-uniformément répartie, la technique itérative de rétroprojection, la projection sur des ensembles convexes (POCS) et enfin la méthode bayésienne. Finalement, la méthode développée et proposée dans le cadre de cette thèse a été présentée dans ses détails. Cette méthode repose sur les algorithmes de réseaux de neurones et l'algorithme POCS. Elle fera l'objet d'une évaluation et d'une comparaison avec les méthodes spatiales dans le chapitre 4.

Chapitre 4 : Simulation numérique.

4.1 Introduction

Le développement des techniques de super-résolution (Srinivasan & Rao) nécessite une compréhension approfondie des dégradations qu'elles peuvent engendrées sur les images SR pendant leurs formations. Dans ce chapitre, il est question de simuler et d'appliquer ce genre de dégradations sur des images à haute résolution (HR) numériques d'origine astronomique et neutronique. Ceci afin de générer des images de basse résolution (LR) qui seront de nouveau améliorées en termes de résolution par l'application d'algorithmes de SR. Les méthodes de super-résolution qui ont fait l'objet de tests dans le cadre de cette simulation sont celles appliquées dans le domaine spatial nous avons présentées dans le chapitre précédent (3) et, évidemment, la méthode que nous proposons. L'objectif de cette simulation est la sélection des algorithmes d'estimation de mouvements et les méthodes de super résolution qui seront utilisées dans la partie expérimentale.

4.1 Simulation des dégradations

Dans cette partie, nous formulons le lien qui existe entre les images à basse résolution et l'image à haute résolution. Une image LR est une image HR a subi quatre dégradations principales : un sous-échantillonnage, un déplacement, un flou et un bruit. Comme il est montré dans la figure (4-1).

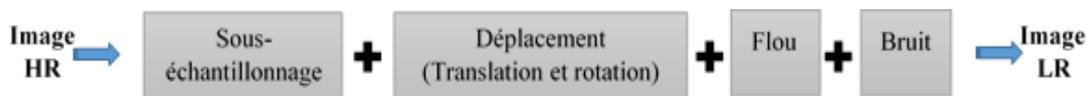


Figure 4-1 : Les quatre dégradations principales.

On peut modéliser ces dégradations dans l'équation (4-1).

$$g_n = DM_n Bf + \epsilon_n. \quad n = 1, 2, \dots, N \quad (4-1)$$

Où :

- g_n : $n^{\text{ième}}$ image LR simulé.
- D : l'opérateur du sous-échantillonnage.
- M_n : l'opérateur de la transformation géométrique (translation sur les deux direction x et y , et rotation θ) qu'il correspond à la $n^{\text{ième}}$ image LR.

- B : l'opération du flou.
- f : l'image HR originale.
- ϵ_n : l'opérateur du bruit.

4.2.1 Simulation d'une image à basse résolution (LR)

Afin de produire une image à basse résolution (LR), nous allons appliquer successivement les quatre dégradations sur une image numérique idéale, où l'intensité du pixel soit 0 ou 255 (codé en 8 bits) (figure 4-2).

Au début, nous appliquons la première dégradation qu'est un sous-échantillonnage (figure (4-3, a)), en conséquence des informations dans l'image seront supprimées.

Puis, nous appliquons un déplacement dans les deux directions x et y et une rotation θ (figure (4-3, b)). Ensuite, nous appliquons un flou sur l'image qui a été subi par les deux premières dégradations (figure (4-3, c)), cette dégradation produit une réduction de la bande passante des fréquences d'une image.

À la fin, on applique la quatrième dégradation en ajoutant un bruit sur notre image (figure (4-3, d)).

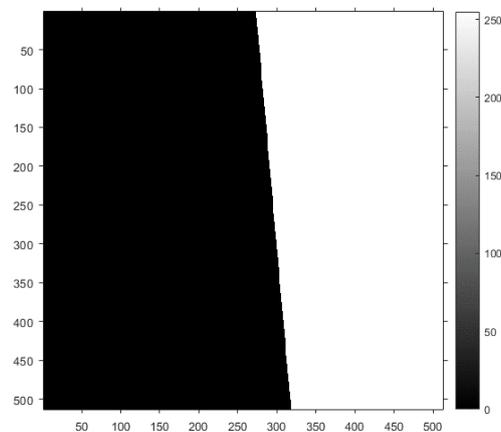


Figure 4-2 : Image idéal (512×512 pixels) contient un bord incliné de 5°.

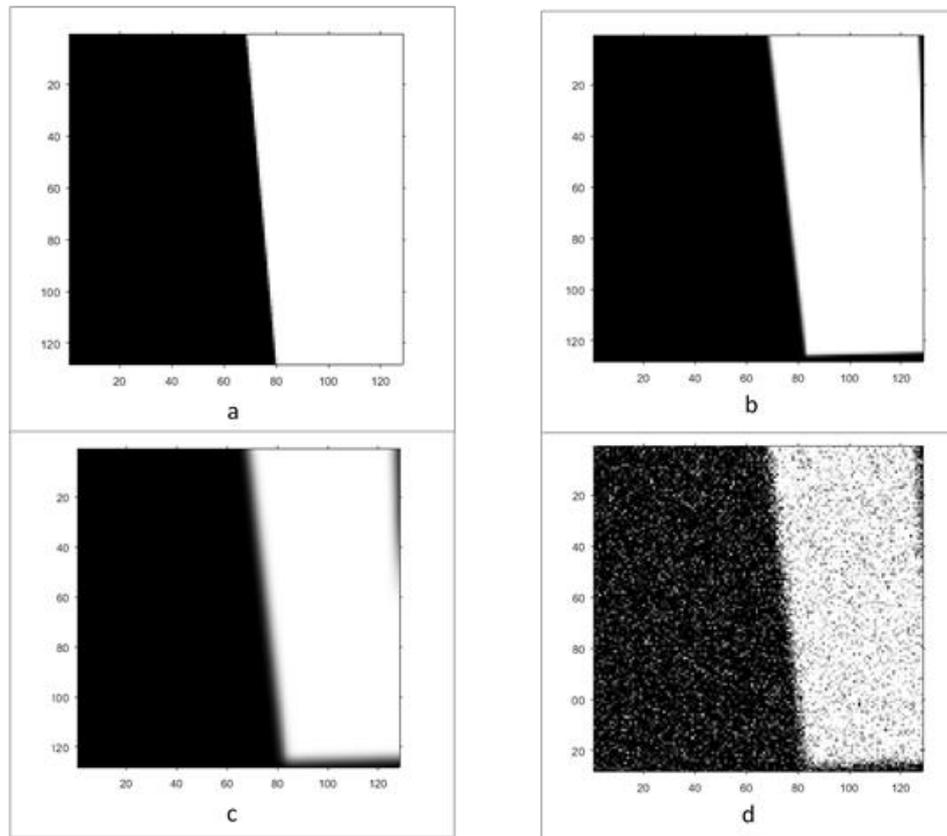


Figure 4-3 : Création d'une image LR par l'introduction des quatre dégradations successivement sur une image idéale. (a) : application de la première dégradation (un sous-échantillonnage du facteur 4), (b) : application de la deuxième dégradation (translation de 1.5 pixels vers x et -2.25 pixels vers y et une rotation de 1.5°), (c) : application de la troisième dégradation (un flou=2), (d) : application de la quatrième dégradation (un bruit $snr=13$ dB).

4.2 Étude du comportement des algorithmes SR par la simulation numérique

Afin d'étudier le comportement des algorithmes de super-résolution par la simulation numérique, nous allons faire trois expériences. Dans chaque une, nous utilisons un type d'image. L'image numérique ISO12233 est exploitée dans la première expérience, une image astronomique est exploitée dans la deuxième expérience tandis que la troisième expérience utilise une image neutronique.

La figure (4-4) montre le schéma de nos expériences.

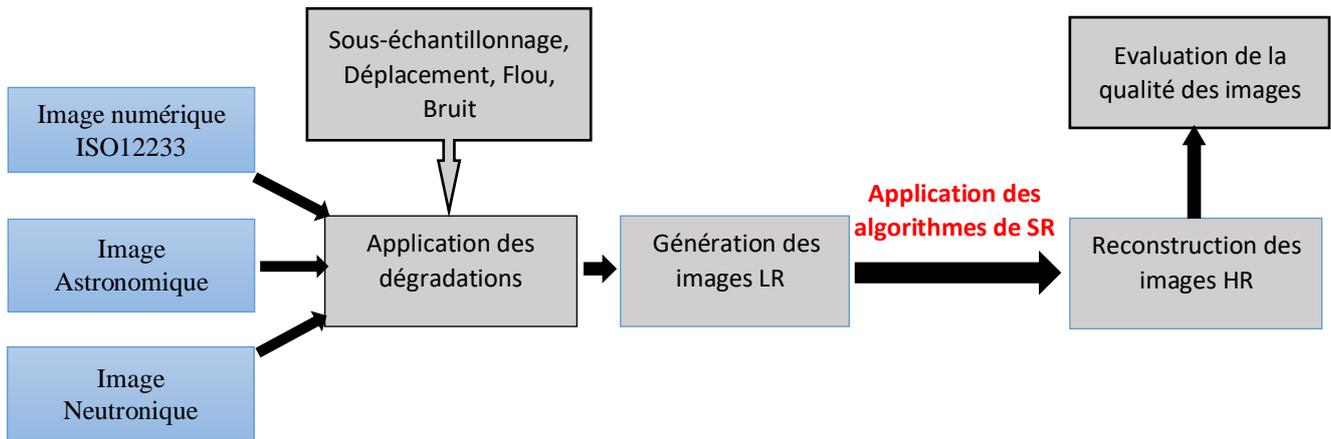


Figure 4-4 : Le schéma de nos expériences.

Dans la première expérience nous utilisons une zone d'intérêt (ROI) de l'image numérique ISO12233 (figure 4-5). Celle-ci est de dimension de 2048×4096 pixels et codée en 8 bits.

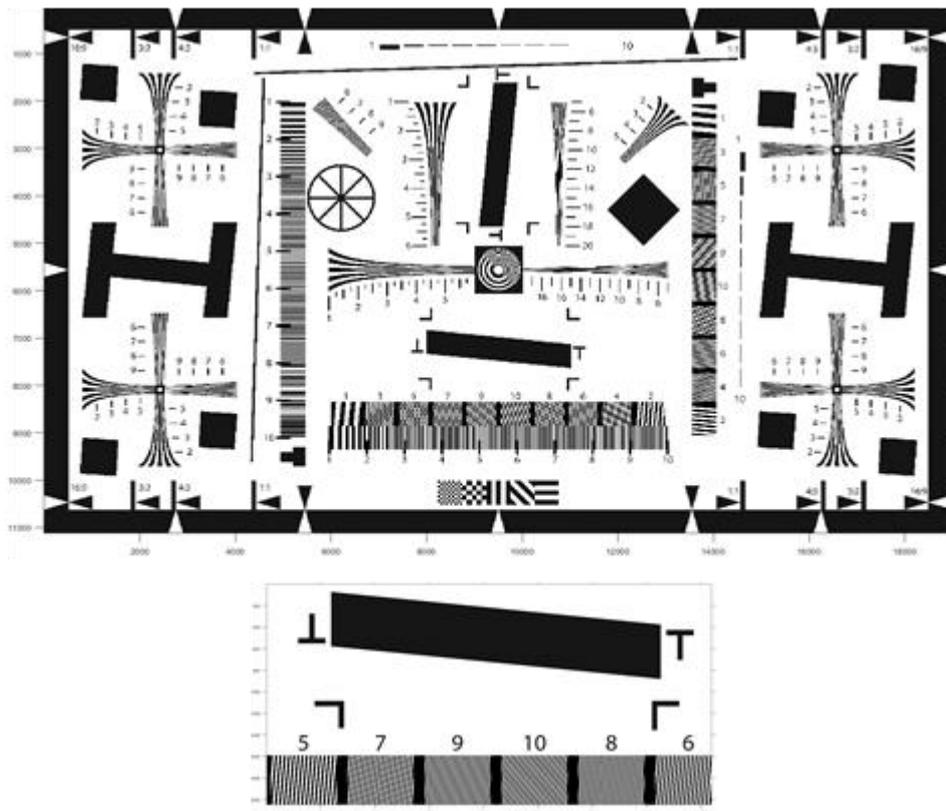


Figure 4-5 : L'image numérique ISO12233 (en haut), la zone d'intérêt ROI (en bas).

L'image neutronique utilisée dans la deuxième expérience, est une image simulée par le code système MCNP5 d'une pièce de l'indicateur de pureté du faisceau, cette pièce composée de différents matériaux. Les matériaux et les dimensions sont désignés selon la norme ASTM² (figure 4-6).

Le tableau (4-1) montre les caractéristiques de cette pièce.

Matériaux	Composition chimique	Les sous-composés	Les fractions atomiques
Le plomb	Pb	-	1
Le Cadmium	Cd	-	1
Nitrure de bore	BN	B	0.4
		N	0.6
<i>Poly-tetra-fluoro-ethylene (PTFE)(Jr, 2010)</i>	C_2F_4	C	0.33331
		F	0.66669

Tableau 4-1 : Caractéristiques de l'indicateur de pureté de faisceau.

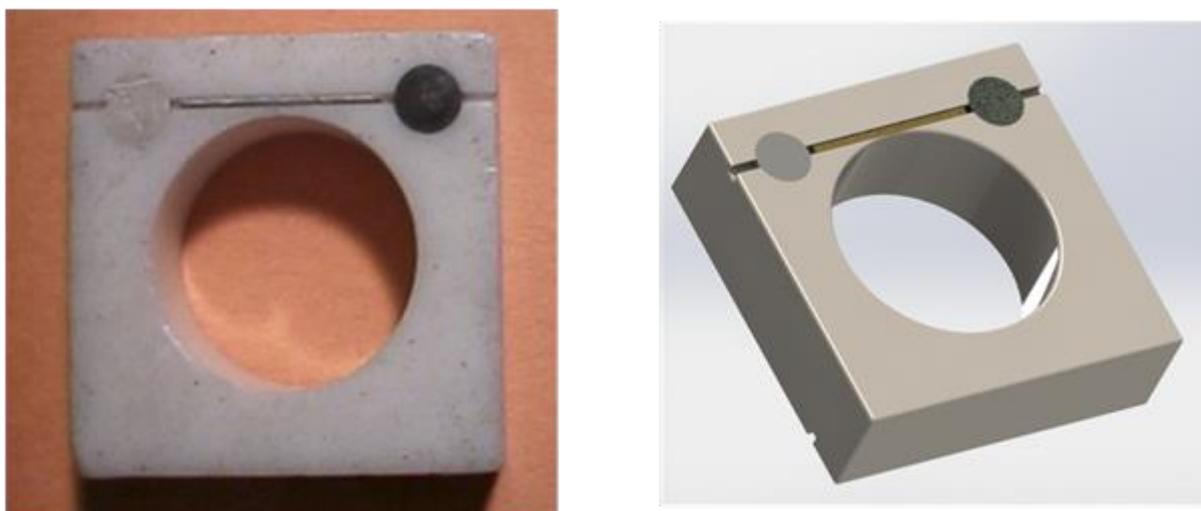


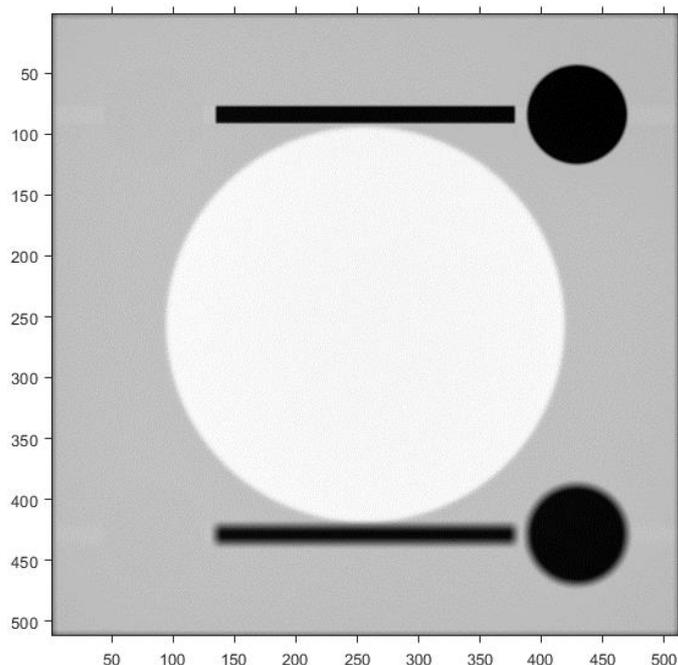
Figure 4-6 : L'indicateur de pureté du faisceau. (à gauche) : une photo de la pièce. (à droite) : Le modèle de la pièce utilisé au calcul.

La modélisation du système neutronique qu'on a utilisé est liée à plusieurs paramètres: la géométrie, les matériaux, la source de rayonnement, la nature de détecteurs ...

² ASTM : Norme pour déterminer la qualité d'image lors d'un examen radiographique par neutrons thermiques directs.

La source de neutron est considérée dans le modèle comme un disque de 19 cm de diamètre, les neutrons sortent de façon parallèle (presque) avec une dispersion de 1.52° . Le cosinus de l'angle entre la direction perpendiculaire au disque. L'énergie de neutrons suit une distribution autour de l'énergie thermique.

Le détecteur est un feuillet en scintillateur où la réaction des neutrons crée des photons lumineux. La grille de la caméra CCD est produite d'une image de 512 pixels et codée en 8 bits.

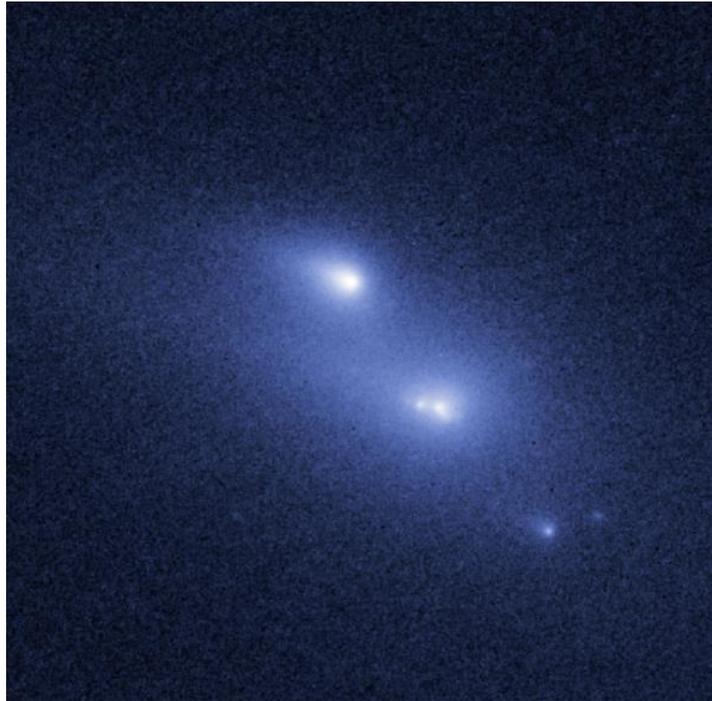


*Figure 4-7 : L'image de la pièce simulée par une grille de flux neutronique.
Nous avons utilisé la fonctionnalité Fmesh4 du code MCNP5.*

Dans la troisième expérience, on a utilisé une image astronomique colorée (RGB) et codée en 24 bits. Sa dimension est $587 \times 592 \times 3$ (figure 4-8).

4.3.1 Simulation de séquences des images LR

Au début, nous simulons des séquences des images à basse résolution pour les trois expériences, par l'utilisation du programme de la dégradation, cela est développé à l'aide de MATLAB.



*Figure 4-8 : Image de l'astéroïde P / 2013 R3 vu par le télescope spatial Hubble.
Crédit : NASA, ESA, D. Jewitt (UCLA).*

Dans la première expérience, nous avons choisi d'utiliser une zone d'intérêt ROI de l'image numérique ISO12233, le ROI est de taille 2048×4096 pixels. On a simulé 16 images sous-échantillonnées du facteur de 16. Ces images sont décalées entre elles d'un multiple de $[0.5 \ 0.5]$ pixels dans les deux directions x et y et une rotation d'un multiple de 0.5° . Puis on a défini une PSF avec un $\sigma = 1.2$. Ensuite, nous avons ajouté un bruit blanc gaussien de $SNR=18$ dans les images LR.

Les paramètres utilisés dans les deux autres expériences sont montrés dans le tableau (4-2).

La figure (4-9) montre les images LR simulées dues à l'application de programme de la dégradation des images HR.

Expérience	La taille	Sous-échantillonnage	Translation (Pixel)	Rotation (Degré)	Flou (sigma)	Bruit (SNR_{db})	Nombre d'image LR
Image Numérique	[2048 4096]	16	Multiple de [0.5 0.5]	Multiple de 0.1	$\sigma = 1.2$	18	16
Image Neutronique	[512 512]	8	Multiple de [0.1 -0.1]	Multiple de 0.12	$\sigma = 1.2$	14	16
Image Astronomique	[587 592 3]	8	Multiple de [1.5 -1.4]	Multiple de 0.12	$\sigma = 1.2$	13	16

Tableau 4-2 : Les différents paramètres utilisés dans les trois expériences.

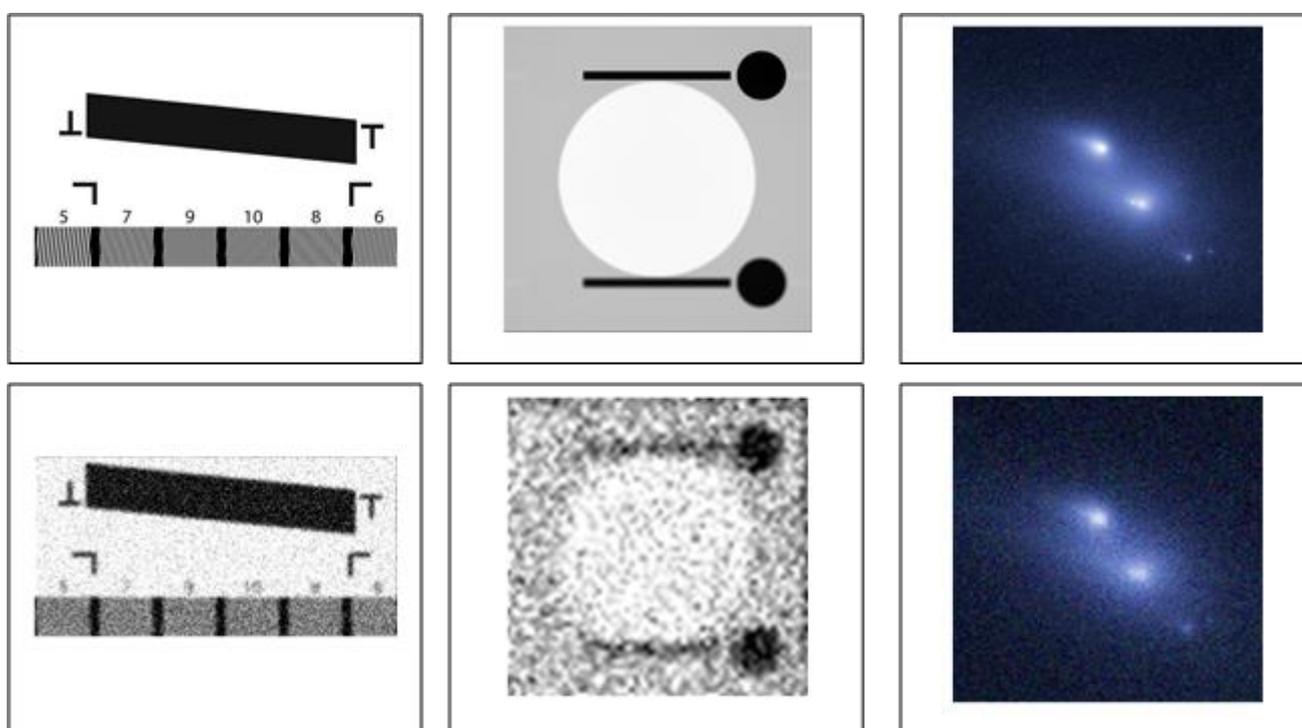


Figure 4-9 : Les images HR (en haut) avec leurs images LR simulées (en bas).

4.3.2 Estimation des mouvements

L'étape d'estimation des mouvements entre les images LR, c'est une étape primordiale avant d'utiliser les algorithmes de super-résolution. Nous allons appliquer les différents algorithmes de l'estimation des mouvements qui nous ont été vus dans le chapitre 02; l'algorithme de *Vandewalle et al* (Vandewalle, Süsstrunk, & Vetterli, 2006), l'algorithme de *Marcel et al* (Marcel, Briot, & Murrieta, 1997), l'algorithme de

Lucchese et al (Lucchese & Cortelazzo, 2000), et l'algorithme de Keren et al (Keren et al., 1988).

On calculera l'erreur absolue (err_{abs}) et relative (err_{rel}) entre les valeurs des déplacements qu'on a proposé dans l'étape de la simulation des séquences des images, et celles-ci que nous allons estimer par les algorithmes d'estimation des mouvements.

Où :

$$err_{absolue} = |valeur\ calculée - valeur\ théorique| \quad (4-2)$$

$$err_{relative} = \left| \frac{err_{absolue}}{valeur\ théorique} \right| \times 100 \quad (4-3)$$

Dans l'expérience 01, nous avons appliqué les quatre algorithmes cités au-dessus sur notre image numérique ISO12233. Puis on a calculé l'erreur absolue des paramètres du déplacement pour chaque algorithme tel que : la rotation et la translation (figure 4-10). Ensuite, nous avons calculé les valeurs moyennes de l'erreur relative correspondant à ceux-ci (tableau 4-3).

De même façon que nous avons faite pour l'expérience 01, on a répété la procédure de l'estimation des mouvements et le calcul de l'erreur absolue et relative pour l'expérience 02 et 03.

Le tableau (4-4) et la figure (4-11) montrent les résultats de l'expérience 02. Tandis que le tableau (4-5) et la figure (4-12) montrent les résultats de l'expérience 03.

Estimation (%)	Vandewalle et al	Marcel et al	Lucchese et al	Keren et al
Rotation θ	95.11	100	>100	06.56
Translation x	89.33	>100	>100	07.62
Translation y	81.64	>100	>100	12.62

Tableau 4-3 : Les valeurs moyennes de l'erreur relative de rotation θ et de translation x et y (Expérience 01).

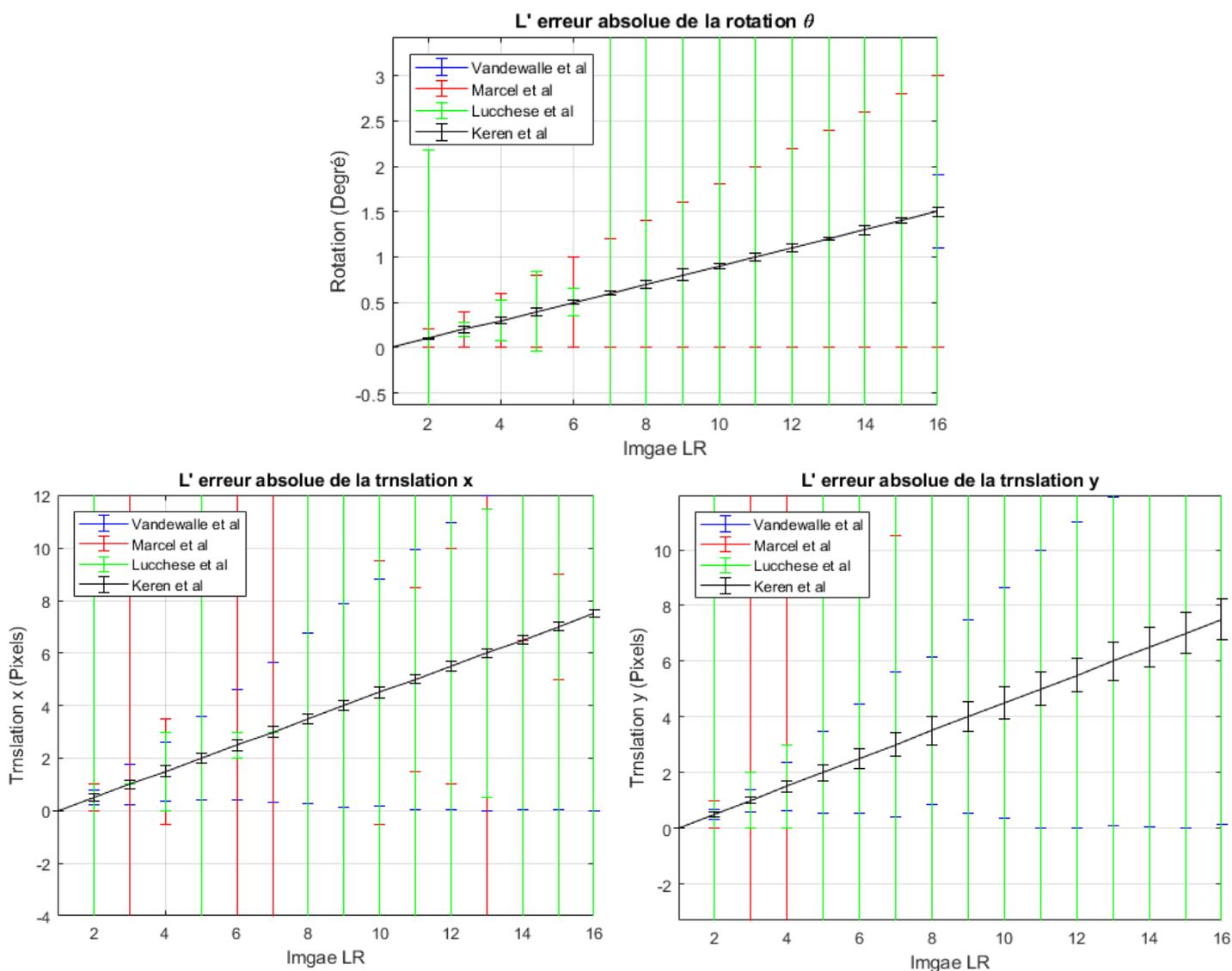


Figure 4-10 : Les courbes des paramètres de déplacement (rotation θ , translation x et y) de l'image numérique ISO12233 estimés par les algorithmes : Vandewalle et al, Marcel et al, Lucchese et al, et Keren et al. Avec leurs erreurs relatives.

Estimation (%)	Vandewalle et al	Marcel et al	Lucchese et al	Keren et al
Rotation θ	81.57	100	100	06.27
Translation x	74.43	>100	>100	04.96
Translation y	85.81	>100	>100	08.78

Tableau 4-4 : Les valeurs moyennes de l'erreur relative de rotation θ et de translation x et y (Expérience 02).

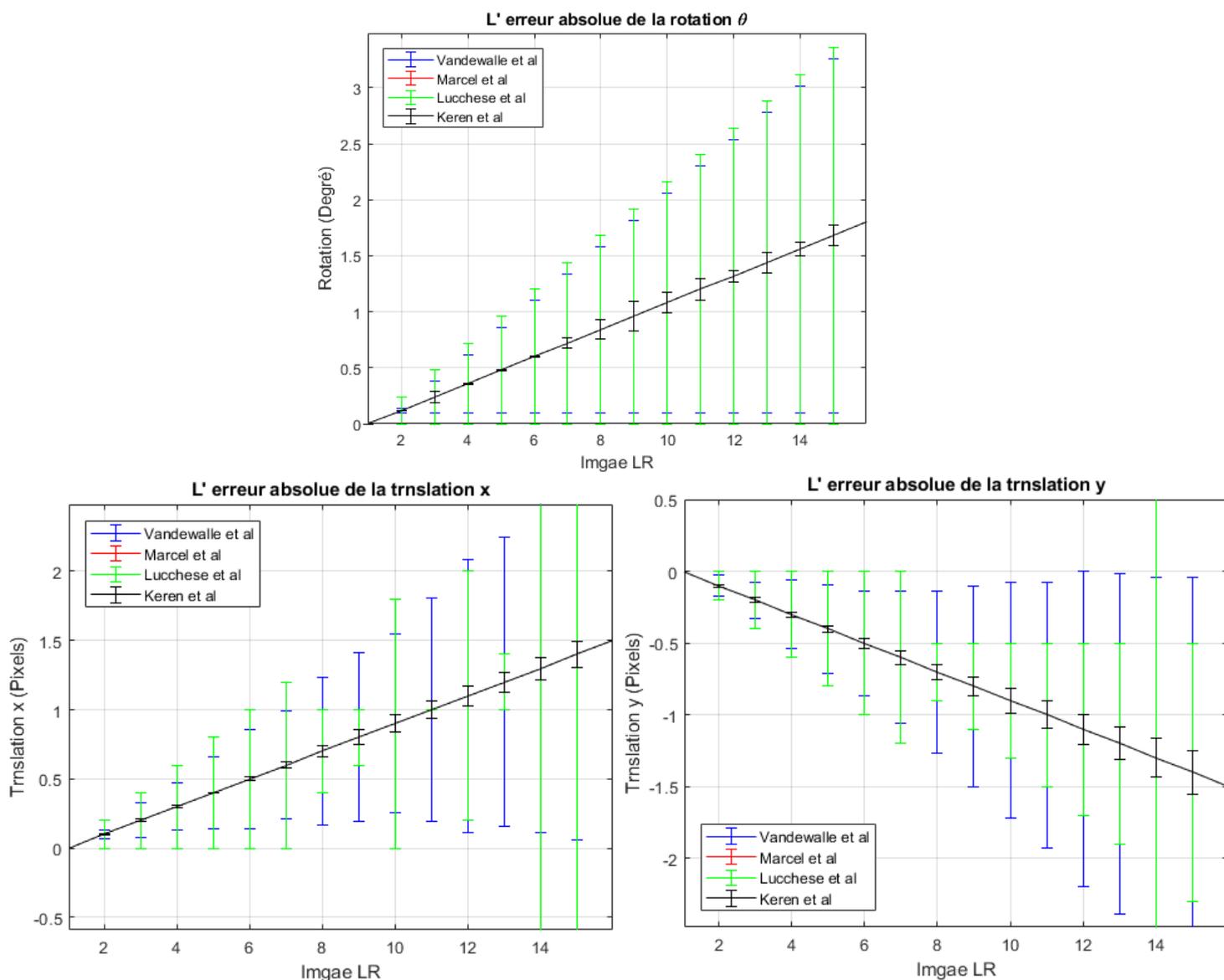


Figure 4-11 : Les courbes des paramètres de déplacement (rotation θ , translation x et y) de l'image neutronique estimés par les algorithmes : Vandewalle et al, Marcel et al, Lucchese et al, et Keren et al. Avec leurs erreurs relatives.

Estimation (%)	Vandewalle et al	Marcel et al	Lucchese et al	Keren et al
Rotation θ	41.77	>100	>100	10.22
Translation x	55.36	>100	>100	06.87
Translation y	54.23	>100	>100	04.12

Tableau 4-5 : Les valeurs moyennes de l'erreur relative de rotation θ et de translation x et y (Expérience O3).

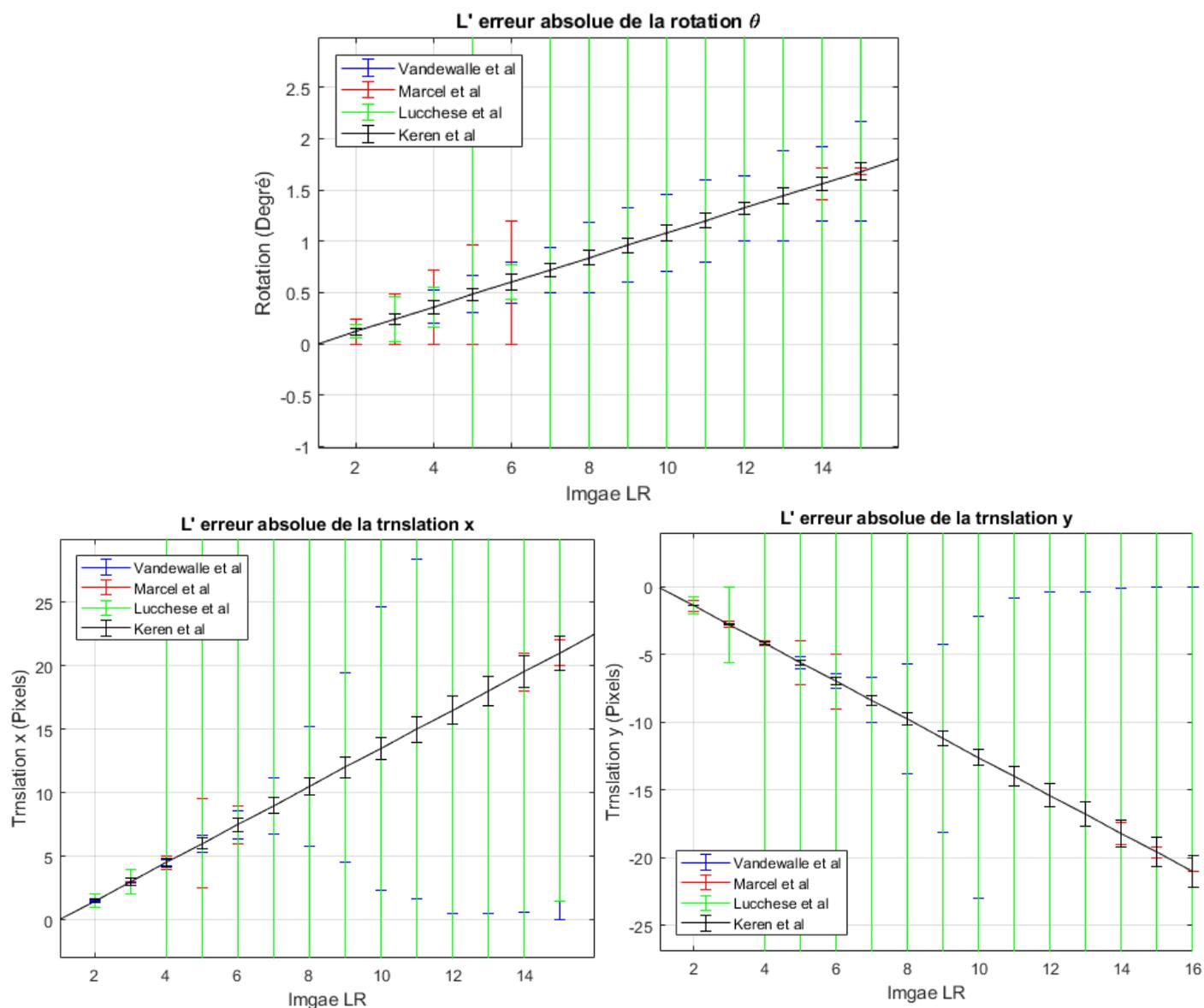


Figure 4-12 : Les courbes des paramètres de déplacement (rotation θ , translation x et y) de l'image astronomique estimés par les algorithmes : Vandewalle et al, Marcel et al, Lucchese et al, et Keren et al. Avec leurs erreurs relatives.

Les résultats des valeurs de l'erreur relative obtenues dans cette étude nous permettent de déduire que l'algorithme de Keren et al. est très précis pour les petits déplacements.

4.3.3 Reconstruction des images super-résolution

Dans cette étape de la simulation, nous allons appliquer les techniques de super résolution qui sont :

- L'interpolation à partir d'une grille d'échantillonnage non-uniforme (K. K. Chan & Tang, 2010) ;

- La méthode itérative de rétroprojection (Rasti, Demirel, & Anbarjafari, 2014) ;
- La méthode de Projection sur des ensembles convexes (POCS : Projection Onto Convex Set) (Cetin et al., 2013) ;
- La méthode bayésienne, nous allons appliquer l'approche qui se base sur l'estimateur du maximum a posteriori (MAP), et pour la déconvolution et le débruitage nous allons appliquer la méthode de régularisation qui s'appelle la Variation Totale (TV) (Chambolle et al , 2010) .
- La méthode proposée dans le chapitre 03.

La figure (4-13) montre les résultats de la première expérience. Cette figure illustre un frame qui a été pris de la simulation de séquence des images LR, et des images HR reconstruites par l'application des cinq techniques de super résolution.

Les figures (4-14) et (4-15) montrent les résultats de la deuxième expérience et la troisième expérience successivement.

4.3.4 Évaluation de la qualité des images

Cette étape nous permet d'évaluer la qualité des images reconstruites à partir des techniques de super-résolution, et donc de juger les algorithmes utilisés.

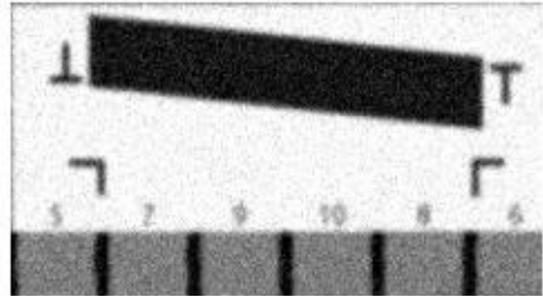
Dans la première expérience où nous avons exploité l'image numérique ISO12233, qui contient une zone avec un bord incliné, nous allons calculer la réponse de fréquence spatiale pour cette zone d'intérêt (ROI) pour nos algorithmes de SR (figures 4-16 et 4-17).

La résolution spatiale est définie par le point de 10% de la fonction du transfert de modulation (MTF10%), en unités de pair de lignes par pixel (Lppp) (Tableau 4-6).

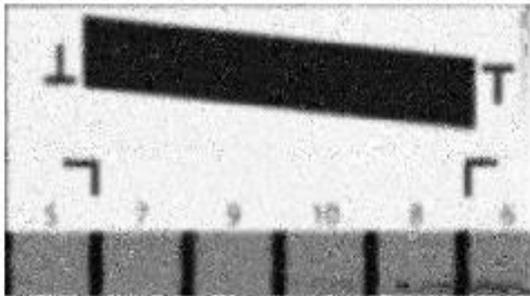
Image LR



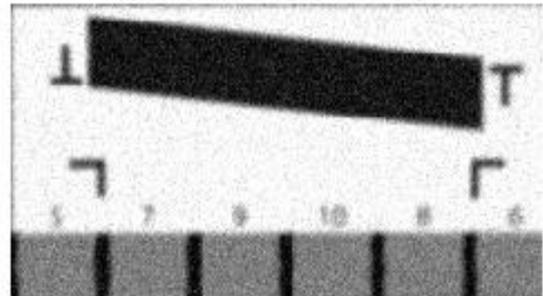
La méthode d'interpolation non-uniforme



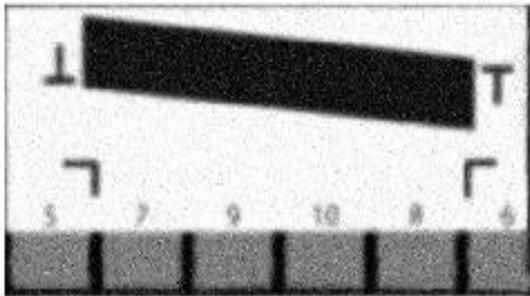
La méthode itérative de rétroprojection



La méthode de POCS



La méthode bayésienne



Notre méthode proposée

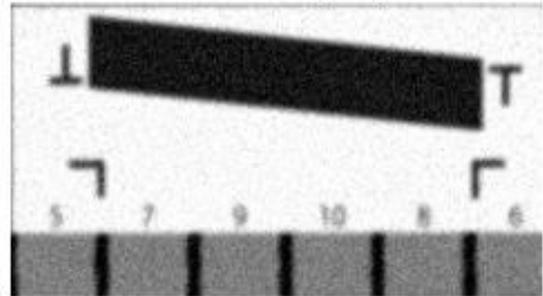


Figure 4-13 : Résultats de l'expérience 01.

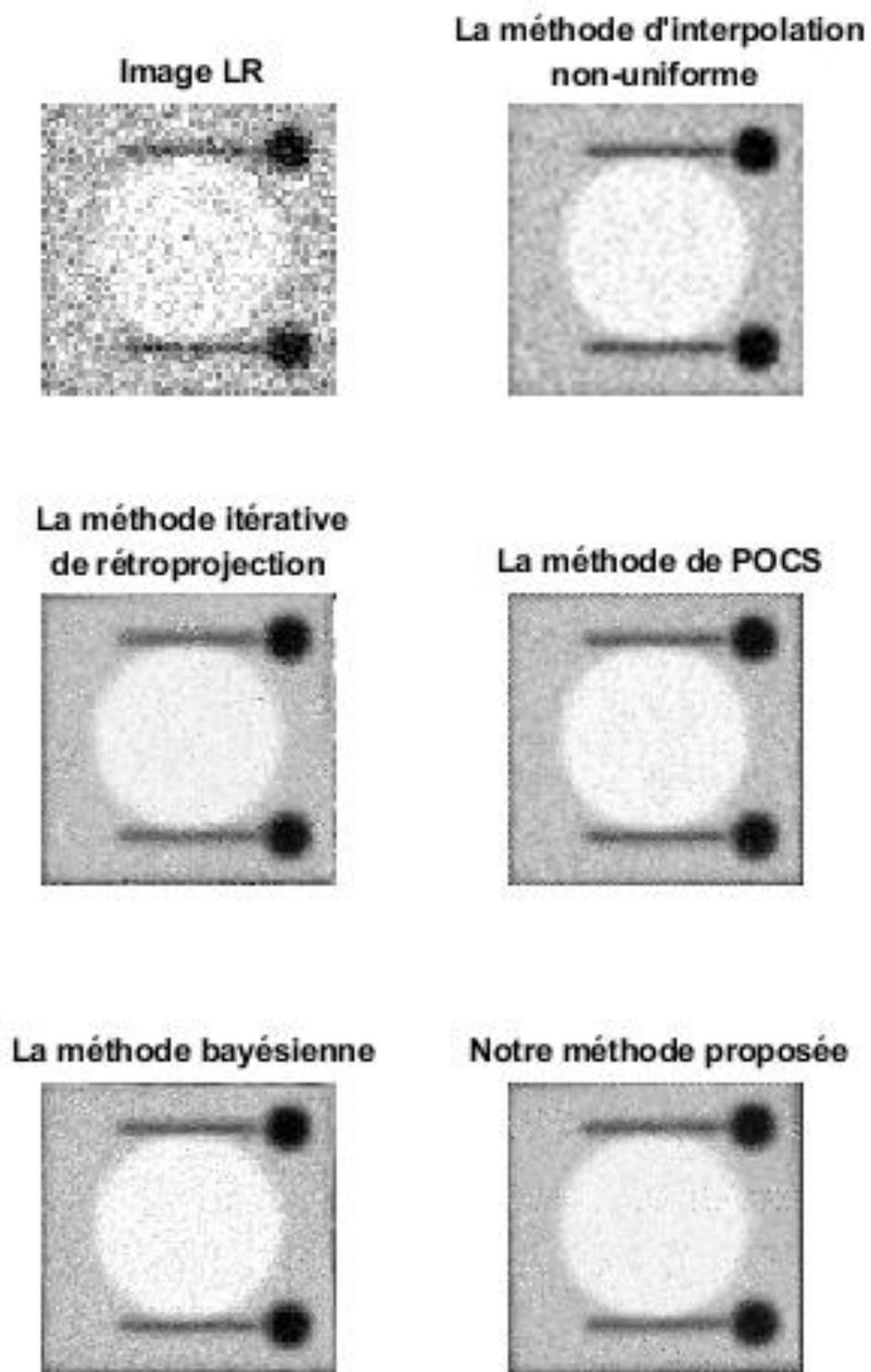


Figure 4-14 : Résultats de l'expérience 02.

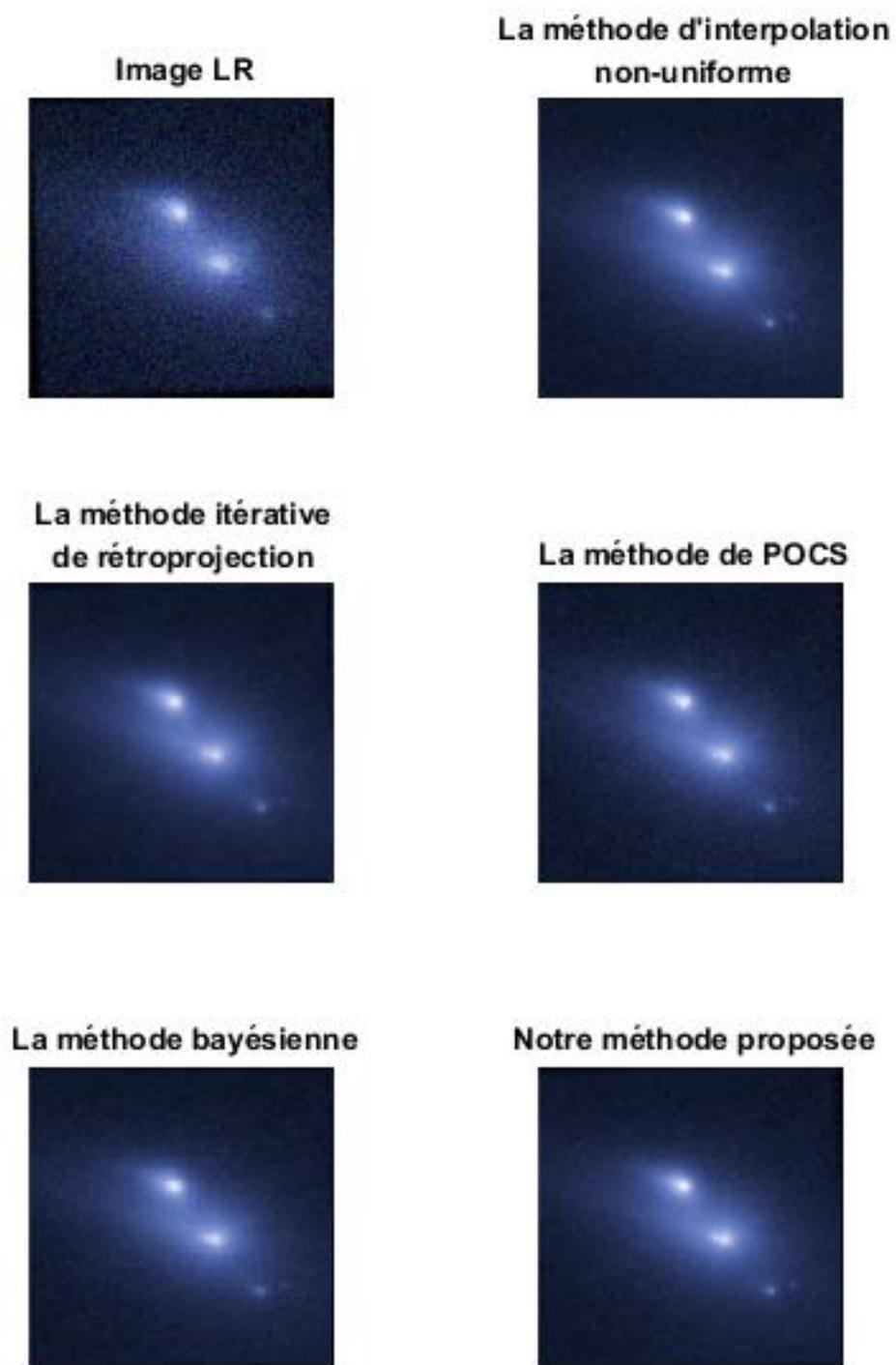


Figure 4-15 : Résultats de l'expérience 03.

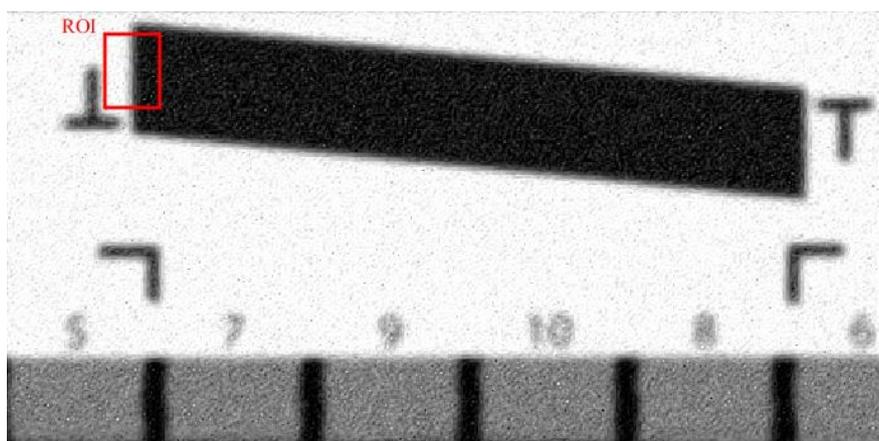


Figure 4-16 : La zone d'intérêt (ROI).

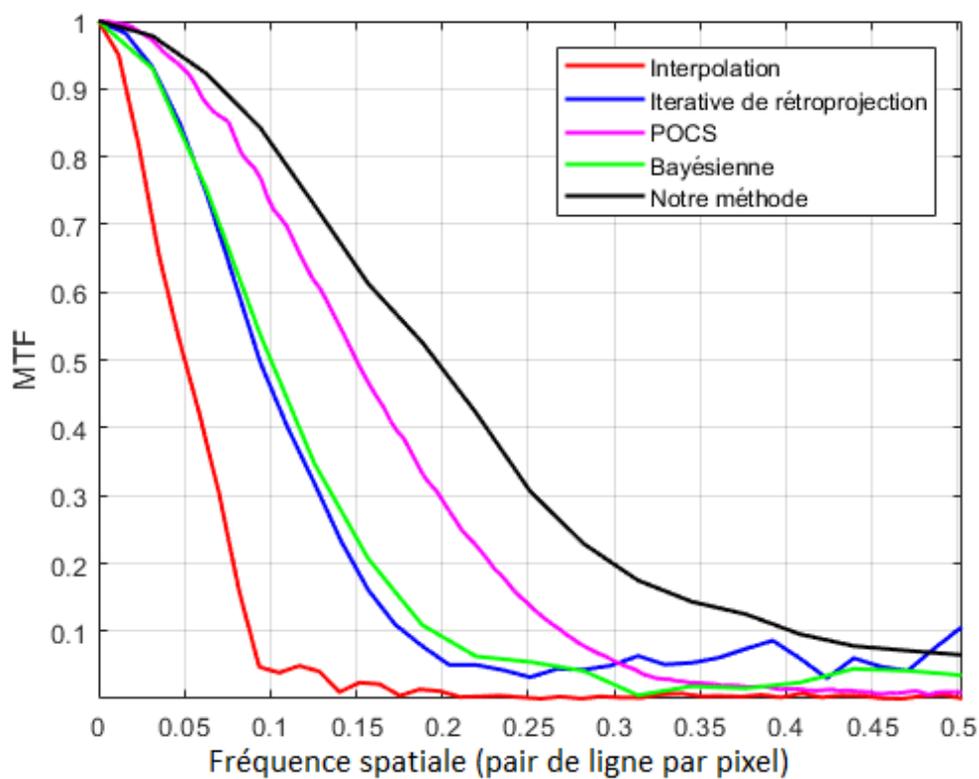


Figure 4-17 : La réponse de fréquence spatiale MTF.

Méthodes	Interpolation	Itérative de Rétroprojection	POCS	Bayésienne	Notre méthode
MTF50 (lppp)	0.0502	0.0938	0.1497	0.1003	0.1963

Tableau 4-6 : Résultat de la mesure de MTF50 sur les images reconstruites dans l'expérience 01.

Dans l'expérience 02, et afin de quantifier la performance des algorithmes en mesurant la qualité et la similarité des images reconstruites par rapport à l'image originale, par le calcul de SNR_{dB} (Signal-To-Noise Ratio) et SSIM (Structural SIMilarity). Le tableau (4-7) montre les valeurs de SNR_{dB} et SSIM d'images reconstruites par les cinq algorithmes de SR.

Méthodes	Interpolation	Itérative de Rétroprojection	POCS	Bayésienne	Notre méthode
SNR (db)	16.5062	17.4573	18.1509	17.7286	19.7788
SSIM	0.4787	0.4406	0.4720	0.3889	0.6184

Tableau 4-7 : Résultat de la mesure de SNR et SSIM sur les images reconstruites dans l'expérience 02.

Dans la troisième expérience, nous exploitons la même méthode qu'on a utilisée dans l'expérience 02 pour évaluer la qualité des images (tableau 4-8).

Méthodes	Interpolation	Itérative de Rétroprojection	POCS	Bayésienne	Notre méthode
SNR (db)	19.1400	19.8561	19.4108	19.5760	21.8436
SSIM	0.9335	0.9390	0.9318	0.9370	0.9585

Tableau 4-8 : Résultat de la mesure de SNR et SSIM sur les images reconstruites dans l'expérience 03.

4.3 Discussion des résultats

Dans l'expérience 01, nous avons évalué la qualité des images obtenues par le calcul de la réponse de fréquence spatiale (MTF). La comparaison entre les courbes de MTF (figure 4-17) et les valeurs de MTF50 (tableau 4-6) nous permet de déduire la meilleure technique de super-résolution. On observe que le MTF de la méthode POCS permet de détecter des fréquences spatiales plus que les autres méthodes du domaine spatial, mais notre méthode proposée est plus performante, elle permet de détecter des fréquences spatiales jusqu'à 0.40 Lppp. Donc on peut dire que la méthode proposée est plus efficace que les autres.

Dans la deuxième et la troisième expérience, nous avons examiné la qualité des images par le jugement des valeurs de SNR et SSIM ; si la valeur de SNR est plus grande donc le bruit est négligeable, et comme conséquence la qualité d'image sera très

bonne. Et si la valeur de SSIM est proche de 1 donc l'image reconstruite est plus similaire à l'image originale et en conséquence la qualité d'image reconstruite est très bonne. Dans notre cas, les tableaux (4-7) et (4-8) montrent que notre méthode proposée est la meilleure.

4.4 Conclusion

Dans ce chapitre, les différents algorithmes d'estimation du mouvement et de super résolution ont été évalués et comparés par simulation numérique et ce, afin de sélectionner ceux qui seront utilisés dans la partie expérimentale de cette thèse. L'étude entreprise a englobé les algorithmes de recalage et les techniques de super-résolution appliquées dans le domaine spatial avec, évidemment, la méthode que nous avons proposée. L'évaluation des images reconstruites a été faite sur la base de plusieurs métriques : la MTF, le SNR, et le SSIM. Cette évaluation nous a confirmé que la méthode SR proposée donne de bons résultats. Par ailleurs, il a été observé que l'algorithme Keren pour l'estimation des mouvements était très précis pour les petits déplacements. Cette simulation nous donc permis de faire le choix de l'algorithme Keren pour l'estimation des mouvements et les techniques POCS et celle proposée pour la reconstruction SR d'images dans le travail expérimental qui est décrit dans le chapitre 5.

Chapitre 5 : Application de super-résolution sur des données expérimentales.

5.1 Introduction

Dans le cadre de cette thèse, un travail de simulation numérique a été entrepris pour nous guider dans le bon choix des méthodes et algorithmes qui seront utilisées dans la partie expérimentale. Cette simulation numérique est, donc, primordiale avant de passer à l'expérimental. Elle nous permettra de choisir le bon algorithme pour l'étape de recalage et de comparer les algorithmes SR pour choisir les plus adaptés. La simulation en question a été effectuée sur deux types d'images d'origines différentes: une image neutronique obtenue autour de l'installation de neutronographie du réacteur nucléaire de recherche Es-Salam, et une image de tomographie X obtenue au laboratoire Dosage, Analyse et Caractérisation en haute résolution de l'université de Sétif-1 autour d'un tomographe à rayons X .

5.2 Cas d'un système d'imagerie neutronique

L'imagerie neutronique est une technique d'imagerie non destructive qui produit une carte d'atténuation bidimensionnelle des neutrons pénétrant un échantillon à analyser. Cette technologie est similaire à la technologie des rayons X . Les rayons X et les neutrons sont souvent des techniques complémentaires, notamment lorsqu'ils utilisent des neutrons thermiques. Les rayons X réagissent avec les électrons orbitaux et sont fortement associés à la densité physique de l'échantillon examiné. Les neutrons interagissent avec le noyau de l'échantillon plutôt qu'avec les électrons orbitaux. Ils ne sont, donc, pas liés à la densité électronique de l'échantillon car la technique dépend de l'atténuation d'un faisceau bien parallèle. La dispersion ou l'absorption entraînera des variations de densité pour créer une image.

Les matériaux à faible Z tel que l'hydrogène sont facilement examinés en raison de la diffusion tandis que le bore et le cadmium sont facilement examinés en raison de leurs fortes propriétés d'absorption.

Il existe plusieurs domaines qui utilisent la technologie d'imagerie neutronique, notamment :

- **Domaine Nucléaire**

On utilise la radiographie neutronique pour suivre le comportement des combustibles irradiés. Elle nous permet, en effet, d'obtenir une image fidèle de la structure interne du combustible après avoir séjourné dans le cœur du réacteur.

- **Domaine industriel**

On peut prendre comme exemple le contrôle de pièce métallique collée (acier, plomb) où l'on peut déceler parfaitement la mauvaise répartition de la colle.

- **Domaine aérospatial**

Dans le domaine aérospatial, la radiographie neutronique nous permet de visualiser les poudres et explosifs à travers les enveloppes métalliques de confinement.

- **Domaine aéronautique**

En aéronautique, elle nous permet de détecter les défauts dans des pièces d'avion.

- **Domaine agronomique**

Elle a été utilisée dans l'observation du développement de racine du maïs, tournesol et du riz tropical sans dégrader le système racine sol. La visualisation est basée sur le fait que ces racines contiennent une quantité importante d'eau.

5.2.1 Principes de base

La captation d'une image neutronique nécessite une source de neutrons, habituellement un réacteur nucléaire. L'objet d'étude est d'abord traversé par un faisceau de neutrons collimaté de haute intensité provenant du cœur du réacteur. Puis, les neutrons sont directement enregistrés sur un film radiographique développé par la suite dans une chambre noire, ou ils sont saisis à l'aide d'une gamme de détecteurs numériques et d'un scintillateur permettant de convertir les neutrons en lumière visible. La neutronographie est souvent utilisée comme source d'information complémentaire à la radiographie, car leurs images combinées offrent un aperçu unique de la structure interne des objets (Anderson, McGreevy, & Bilheux, 2009).

- **Sources**

L'imagerie neutronique nécessite une source de neutrons. À cet effet, il existe trois types généraux des sources de neutron : les accélérateurs, les radio-isotopes et le réacteur nucléaire.

Les sources qui dépendent de l'accélérateur sont celles qui accélèrent et dirigent un faisceau de particules chargées telles que les protons, les deutériums et les particules alpha pour entrer en collision avec la cible, ce qui conduit à l'émission de neutrons.

Les sources qui dépendent des radio-isotopes utilisent la désintégration de ces derniers pour générer des neutrons de la même manière que les accélérateurs, en permettant aux rayons gamma ou aux particules alpha émises par un isotope radioactif de bombarder une cible émettrice de neutrons.

Les sources qui dépendent de réacteurs nucléaires fournissent des faisceaux de neutrons intenses et donc de haute qualité dans la radiographie neutronique.

- **Modérations**

Les neutrons, nés de diverses sources, possèdent des énergies élevées avec un spectre continu d'énergies de $0,85 \text{ Mev}$ (en moyenne) dans les réacteurs et 14 Mev dans les accélérateurs. La radiographie neutronique nécessite des neutrons thermiques / épithermiques dans le domaine de l'énergie de $0,025 \text{ ev}$ à 10 Kev . Afin de réduire l'énergie des neutrons, on utilise un modérateur avec une faible section efficace d'absorption des neutrons et une section efficace de diffusion élevée (pour augmenter le ralentissement des neutrons), tels que l'eau légère, l'eau lourde, le graphite, le béryllium ... etc.

Dans ce cas, le réacteur nucléaire a un avantage substantiel parce que la modération au cœur du réacteur nous produit déjà un spectre à énergie faible.

- **Collimations**

Une fois les neutrons de faible énergie produits, ceux-ci doivent être transformés en un faisceau utilisable. Les neutrons sont émis, puis dispersés de manière aléatoire au modérateur. Cependant, les neutrons sélectionnés se déplacent dans un angle solide désiré par l'introduction d'un tube adjacent au modérateur. Cela permettra aux neutrons de circuler le long de l'axe de ce tube vers l'objet que nous radiographions.

Les parois du tube de collimation sont revêtues d'un matériau opaque aux neutrons ayant une section efficace d'absorption élevée, (comme le bore, le gadolinium et le cadmium), qui empêche les neutrons parasites d'entrer et réduit, également, la diffusion à angle faible dans le collimateur.

La conception du collimateur la plus courante est un collimateur divergent avec une petite ouverture d'entrée et une grande fente de sortie. Cela augmente le flux de neutrons et permet un champ plus large pour la radiographie. La propagation angulaire du faisceau émergent dépend du rapport entre la longueur du tube collimateur (L) et son diamètre d'ouverture (D), appelé rapport L/D (figure 5-1).

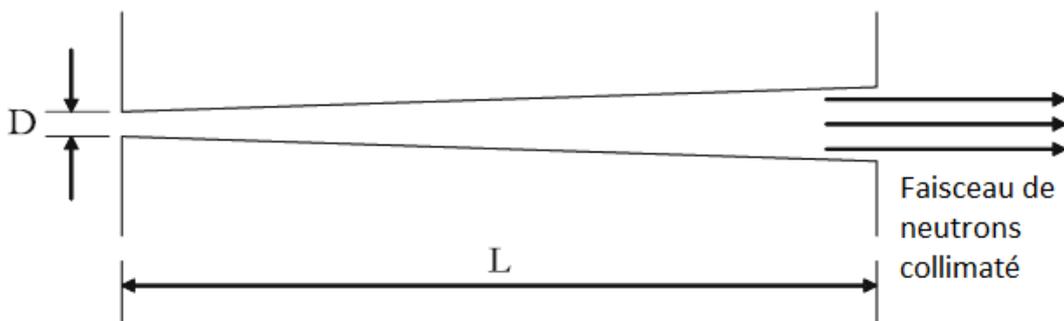


Figure 5-1 : Illustre d'un collimateur divergent.

- **Détecteurs**

Après la naissance d'un neutron dans la source, sa modération aux énergies thermiques, et son échappement le long du tube du collimateur, il rencontrera l'objet à radiographier. Les neutrons qui pénètrent avec succès dans l'objet doivent ensuite être détectés pour produire la radiographie. En radiographie neutronique, un détecteur se réfère généralement à la fois à un milieu intermédiaire, appelé convertisseur (qui émet un alpha, bêta, gamma ou lumière lorsque les neutrons sont absorbés) et le capteur utilisé pour détecter ce rayonnement émis, appelé enregistreur d'images.

Lorsque l'enregistreur d'images est un film, un matériau de convertisseur possible est une feuille de gadolinium qui émet un électron avec chaque neutron absorbé. La feuille du convertisseur est placée en contact direct avec la couche sensible du film et les électrons émis exposent cette couche et produisent une image.

Un autre convertisseur possible est un écran à scintillation, qui exposera la couche sensible du film à la lumière. Un écran à scintillation est 30 à 100 fois plus rapide pour produire une image sur un film radiographique qu'une feuille de gadolinium. Cependant, en raison de la propagation de la lumière à l'intérieur du scintillateur, la résolution spatiale est diminuée. Une résolution spatiale typique pour un scintillateur et un film est de $100 \mu m$. Chacun de ces convertisseurs émet continuellement des radiations pendant la durée de l'exposition aux neutrons et peut donc être utilisé dans des environnements à faible flux de neutrons avec de longs temps d'exposition.

Une forme électronique d'imagerie où un convertisseur à scintillation est optiquement couplé à un enregistreur d'images d'appareils photos numériques, peut également être utilisée. Cela permet de capter rapidement des images radiographiques neutroniques successives qui peuvent être visualisées directement et stockées sur des supports numériques.

En résumé, un système de radiographie neutronique comprend une source de neutrons, un modérateur pour thermaliser les neutrons, une ouverture et un collimateur pour organiser les neutrons en un faisceau et un détecteur pour visualiser l'image.

5.2.2 Description du système

Notre système d'imagerie neutronique du réacteur nucléaire de recherche Es-Salam est basé sur un collimateur de neutrons, un scintillateur Lif-ZnS, une table tournante d'objet, un miroir à revêtement frontal, des lentilles et une caméra CCD refroidie (figure 5-2). Le rapport L / D est d'environ de 125 liés à la position de l'objet sur la table d'exposition, l'angle divergent du collimateur est de 1.5° (Kharfi, Denden, & Abdelkader, 2011) .

Les principales caractéristiques des différents composants de ce système d'imagerie sont présentées dans le tableau (5-1).

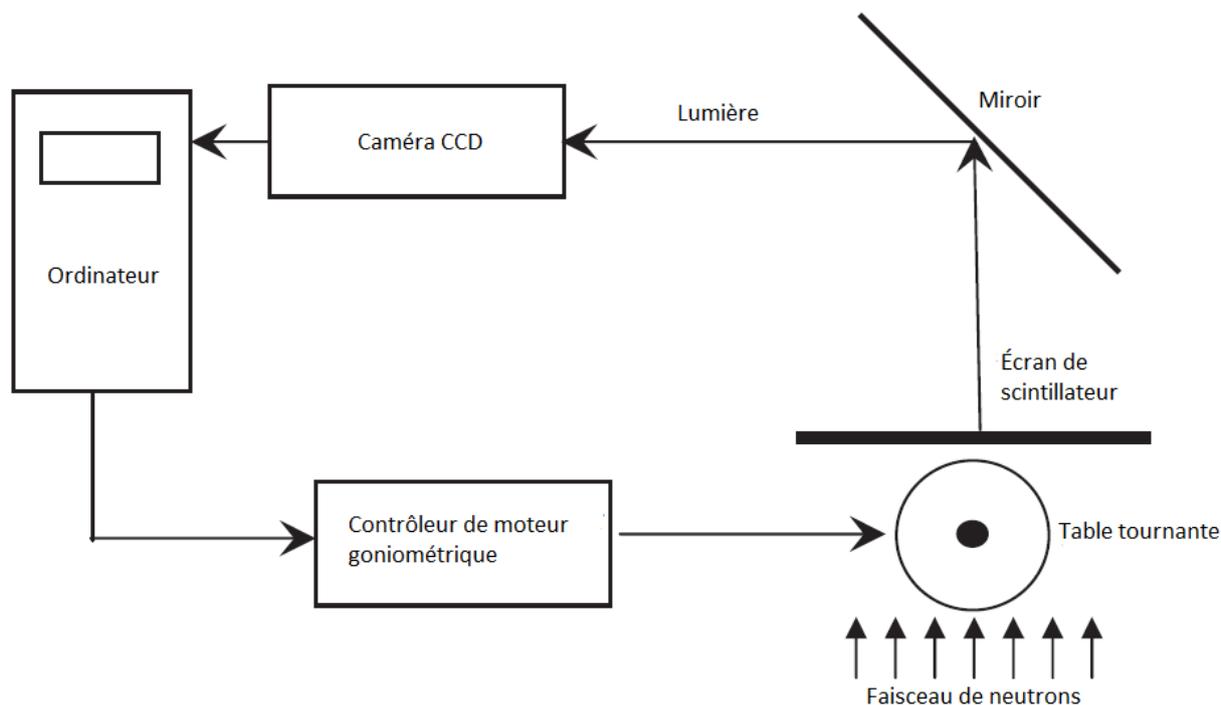


Figure 5-2 : Le système d'imagerie neutronique du réacteur nucléaire de recherche.

Élément de détecteur	Sony ICX419All, ½ in. Capteur d'image CCD à transfert d'interligne
Nombre de pixels effectifs	752 (H) × 582 (V)
Taille de cellule unitaire	8.6 μm × 8.3 μm
Éclairage minimum	0.00002 1×F1.4
Vitesse d'obturation ou taux d'images	Hi : 1/50, 1/125/, 1/250, 1/500, 1/1000, 1/2000 sec LO : 1, 2, 4, 8, 16, 32, 64, 128, 256 trames (s)
Contrôle de gain manuel	8-38 db
Plage dynamique	Relativement large dans des conditions d'imagerie standard
Profondeur de bit	8 bits (255 niveaux)
Scintillateur à neutrons	250 μm LiF-ZnS, émission verte (~ 520nm)
Miroir	Front-surface Al/SiO ₂ miroir : planéité optique $\frac{2\lambda}{25}$ mm, la réflectivité 94%
Rapport signal sur bruit	52 dB
Correction gamma	3 étapes (0.35 0.45 1.0)
Résolution nominale	~ 100 μm
Sensibilité nominale	< 10 neutrons per 100 μm pixel
Faisceaux appropriés	10 ⁴ – 10 ⁹ n cm ⁻² . s ⁻¹

Tableau 5-1 : Principales caractéristiques du système d'imagerie neutronique.

5.2.3 Application de l'algorithme SR

Il s'agit maintenant de reconstruire une image neutronique HR à partir des frames LR. Pour cela nous utiliserons notre technique proposée, car cette technique comme montrée au chapitre 4 donne de bons résultats.

Après avoir ajusté les paramètres appropriés pour notre système d'imagerie neutronique (gain et fréquence d'images), nous avons obtenu une vidéo de notre objet. Cette vidéo est composée de séquence de frames LR.

Au début, nous avons amélioré la qualité de chaque frame LR par l'application de la technique de l'apprentissage par l'algorithme SRCNN. La figure 5-3 présente le schéma de SRCNN qui contient les paramètres du modèle de référence calculé.

Puis, nous avons estimé le décalage entre ces images améliorées. Les valeurs des paramètres obtenues dans cette étape (la translation x, y et la rotation θ) sont utilisées ensuite par la méthode de POCS. À la fin nous avons reconstruit une image HR.

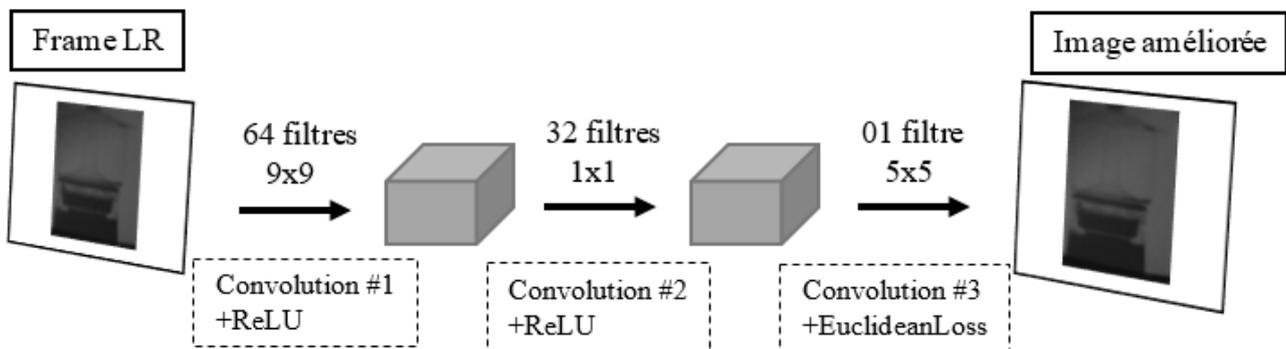


Figure 5-3 : Schéma de SRCNN et les paramètres du modèle de référence.

5.2.4 Résultats et discussion

La figure 5-4 présente un exemple de frame LR et l'image HR obtenue par l'application de notre méthode proposée. Nous avons fait une comparaison quantitative et statistique entre un frame LR et l'image HR, afin d'évaluer la qualité de cette dernière. Cette comparaison effectuée sur la base de profil de ligne et de l'évaluation de leurs histogrammes.

La comparaison entre les profils de lignes, nous a donné une amélioration du flou géométrique.

En comparant l'histogramme du frame LR et l'image HR, nous observons que l'histogramme de l'image HR donne des pics de niveau de gris mieux résolus que celui du frame LR, démontrant ainsi un meilleur contraste et moins de bruit.

Donc notre méthode proposée améliore la qualité de l'image reconstruite.

5.3 Cas d'une tomographie X

La tomographie par absorption de rayons X est une technique non destructive qui permet de reconstituer la composition et la structure interne d'un objet en 3 dimensions à partir de coupes d'image radiographiques X à deux dimensions.

La tomographie aux rayons X est basée sur l'analyse multidirectionnelle de l'interaction d'un faisceau de rayons X avec la matière, les rayonnements transmis après traverser d'un objet sont enregistrés avec des détecteurs.

Les données acquises lors de la prise de mesure, sont collectées suivant des orientations multiples dont le nombre et le pas sont en fonction du type d'appareil et de la finesse de résolution.

À l'aide de ces données, une image numérique est calculée et reconstruite mathématiquement en niveaux de gris ou de couleurs dont chacun traduit point par point le coefficient d'atténuation local du faisceau incident. Celui-ci après calibration et étalonnage peut être traduit en échelle de densité.

La tomographie à rayons X permet donc d'accéder au cœur de la matière pour en apprécier les variations d'absorption radiologiques et les différences de composition. Elle permet également de localiser très finement toute hétérogénéité, singularité, vide ou inclusion présente dans un objet, ainsi que de vérifier l'assemblage et le positionnement des ensembles mécaniques complexes.

Enfin, lorsque les temps d'acquisition sont compatibles avec les vitesses de certains phénomènes physiques, la tomographie peut conduire à des mesures dynamiques pour suivre, par exemple, l'évaluation d'un matériau soumis à des contraintes (Gerstenmayer & Thiery, 2002).

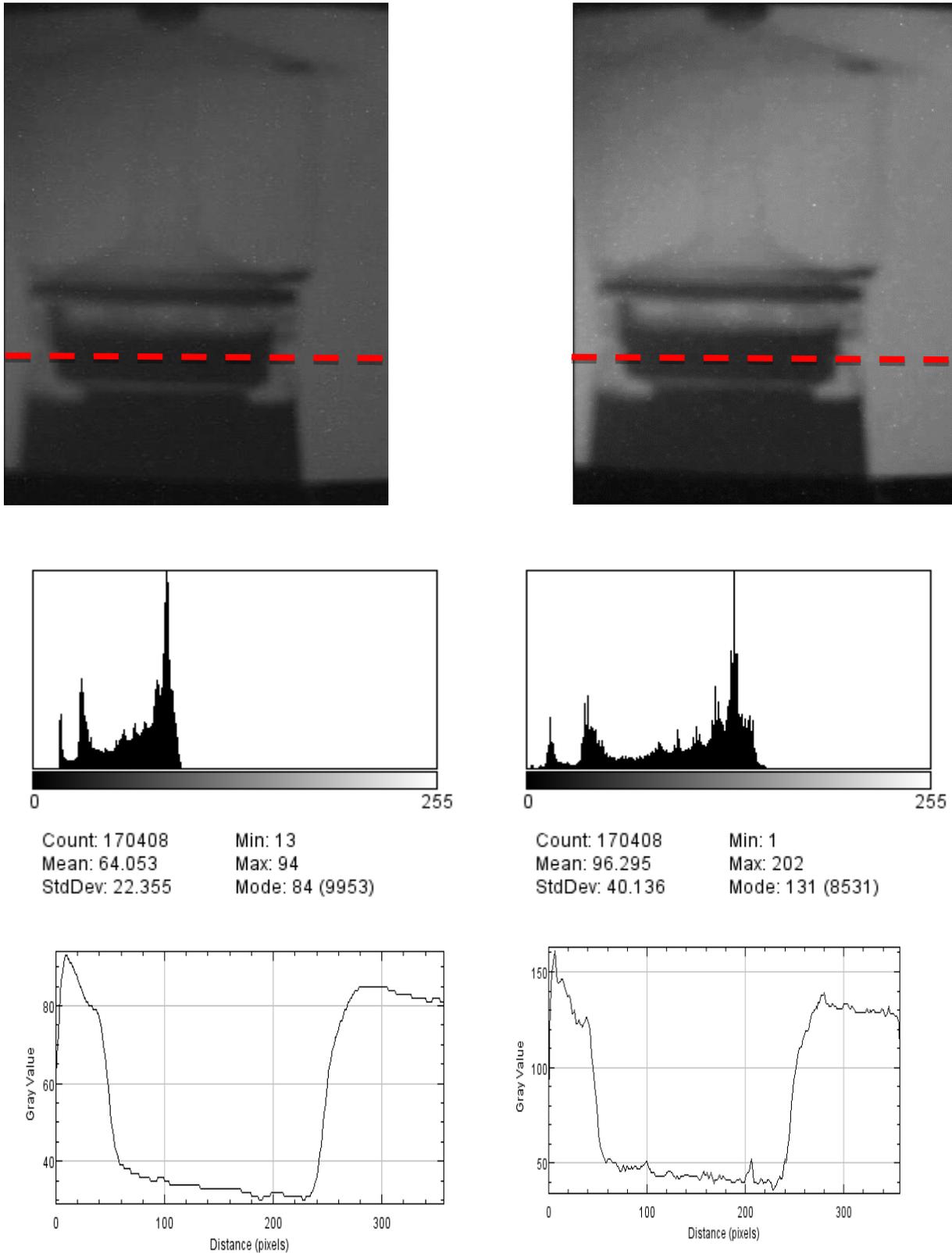


Figure 5-4 : Comparaison entre un exemple de frame LR et l'image HR reconstruite. À gauche: le frame LR avec son histogramme et la variation du niveau de gris en fonction de la ligne du profil. À droite : l'image HR avec son histogramme et la variation du niveau de gris en fonction de la ligne du profil.

Dans ce travail, nous améliorons la résolution d'ensemble de projections à travers le développement de solutions post-acquisition abordables basées sur l'application de la méthode POCS de super-résolution (Kharfi, Yahiaoui, & Boussahoul, 2015).

5.3.1 Description du système

Notre système de tomographie à rayons X enregistre des projections 2D d'un objet sur une période de quelques minutes. L'acquisition et le traitement des projections sont assurés par le logiciel fourni avec le système de tomographie (Tomodensitométrie, Version 1.12.4693, LEYBOLD GmbH, Allemagne).

Après un balayage, l'image complète de l'objet 3D est automatiquement reconstruite. On peut légèrement l'améliorer par l'utilisation de certaines fonctions de filtrage et de traitement d'images.

Notre système de tomographie donne des images relativement résolues et contrastées pour divers petits objets, mais ces images ne peuvent pas être comparées à celles obtenues en utilisant des systèmes professionnels de tomographie médicale. Des méthodes de traitement post-acquisition sont proposées pour améliorer la qualité de ces images en matière de résolution et de contraste et pour surmonter les limitations dues à la chaîne d'acquisition et à la faible énergie du rayonnement X (35 kV). Ces méthodes permettent une évaluation qualitative et quantitative des images reconstruites.

La figure 5-5 montre le système de tomographie utilisé, se compose de deux modules juxtaposés (une source de rayons X et un module porte-objet et un module de détection) avec une résolution spatiale nominale de $\sim 250 \mu m$ et une résolution angulaire allant jusqu'à $0,5^\circ$.

La source de rayons X a puissance de 35W ; est un tube d'anode de tungstène avec une fenêtre de béryllium mince, sa tension maximale est 35 kVp et son courant d'anode maximum est 1 mA. Pour la capture des projections, il y a un écran scintillateur et un système de détection CCD.

Le système de détection utilise un réseau ENEO VKC-1376 CCD tableau (12 bits) avec une zone active de 350×350 pixels et une taille de pixel de $23 \times 23 \mu m^2$. Le détecteur

fournit un échantillonnage spatial de $\sim 25 \mu\text{m}$. Avec ce détecteur, une projection est acquise en 0,5-1 s.



Figure 5-5 : Notre système de tomographie à rayons X.

Pour la tomographie à basse résolution (~ 180 projections), un ensemble de données est acquis en ~ 3 min ; les ensembles de données à plus haute résolution (~ 360 projections) sont acquis en ~ 6 min.

La résolution spatiale du système de tomographie est limitée par la fréquence d'échantillonnage des pixels, la taille de la source de rayons X, la distance entre l'écran de la source et le scintillateur et le flou dû à l'épaisseur de l'écran du scintillateur. Dans ce travail, la limite de résolution spatiale est déterminée par l'établissement de la MTF du système selon la norme ISO12233 qui présente la méthodologie générale pour effectuer des mesures MTF basées sur la méthode du bord incliné (figure 5-6) (Kharfi et al., 2012).

La limite de résolution spatiale de ce système de tomographie, correspondant à MTF10, est égale à $\sim 290 \mu\text{m}$ pour une cible (objet) placée le plus près possible de l'écran du scintillateur (7 cm).

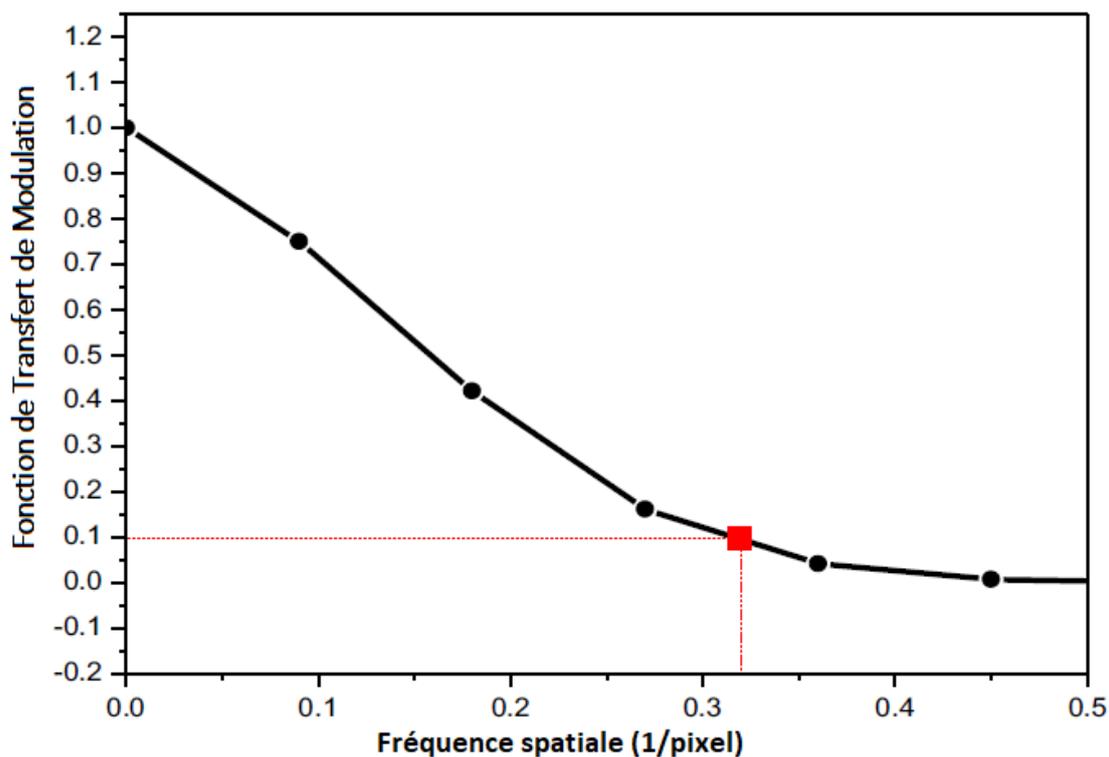


Figure 5-6 : MTF de l'écran du scintillateur / détecteur CCD.

Les principales données du système de tomographie utilisé sont présentées dans le tableau (5-2).

Caractéristiques	Principales valeurs
Taille maximale de l'objet	$8 \times 8 \times 8 \text{ cm}^3$
Résolution optimale de l'objet	$\sim 250 \mu\text{m}$ (pour les meilleures conditions d'exposition)
Résolution angulaire	1-720 2D projections par tomogramme calculé
Taille du tomogramme calculé	350×350 Pixels par projection
Sortie vidéo séparée	Sangler (CCIR)
Taille physique du pixel	$\sim 23 \times 23 \mu\text{m}^2$
Taille du point focal	2 mm^2
Pas incrémentiel minimum du goniomètre	$0,1^\circ$

Tableau 5-2 : Principales données techniques du tomographe.

5.3.2 Application de l'algorithme SR

Dans ce travail, nous avons proposé une approche de reconstruction super-résolution 3D pour améliorer la qualité de l'image reconstruite en 3D.

La méthode proposée est basée sur l'extraction d'un ensemble de projections de super-résolution à partir de l'ensemble original de projections brutes obtenues à l'aide du système de tomographie. Selon cette méthode, les projections brutes d'origine sont subdivisées en sous-ensembles, dont chacun contient 6 projections. Ces sous-ensembles sont ensuite projetés sur de nouveaux ensembles convexes (POCS). Puis, une reconstruction 3D est effectuée sur ces projections SR (figure 5-7).

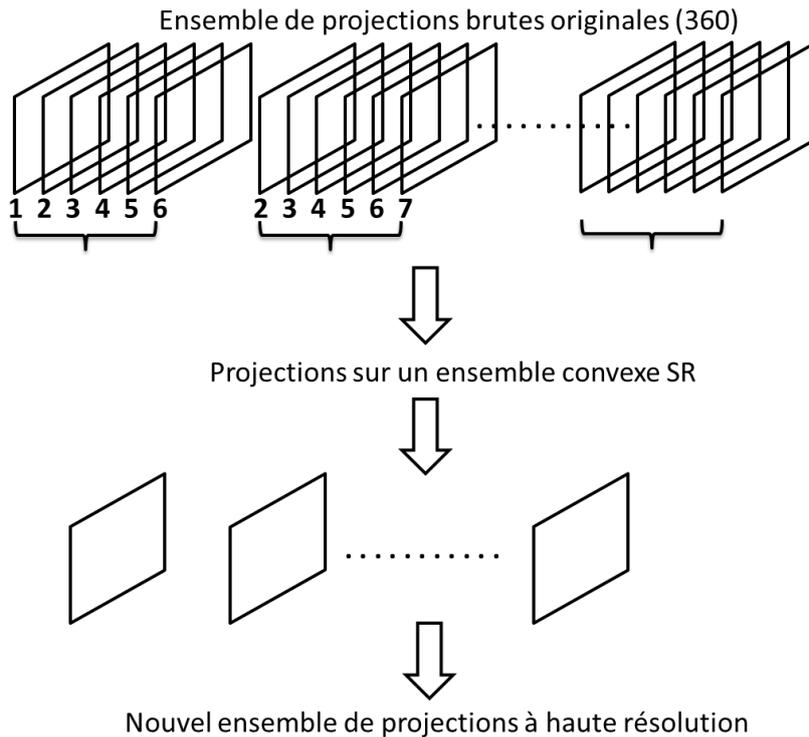


Figure 5-7 : Reconstruction d'image 3D de l'objet en cours d'examen.

5.3.3 Résultats et discussion

Un exemple de projection SR obtenue à partir d'un sous-ensemble de projections brutes (6 projections) utilisant la méthode POCS proposée est présentée dans la figure (5-8).

Pour juger l'amélioration de la qualité des projections brutes, une comparaison quantitative et statistique entre les projections brutes et les projections SR a été effectuée sur la base de profil de ligne (ligne pointillée représentée sur la figure (5-8)) et de l'évaluation de leurs histogrammes. Les résultats de cette comparaison sont montrés dans la figure (5-9).

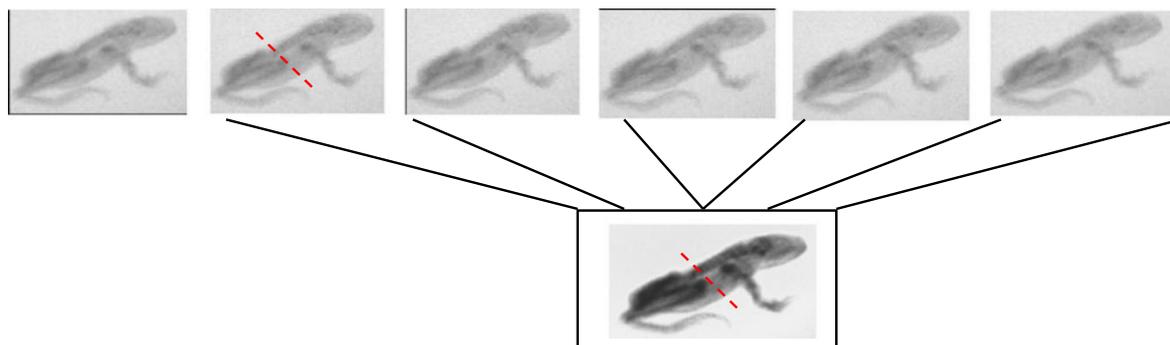


Figure 5-8 : Amélioration de la qualité de la projection en termes de résolution et de contraste par génération d'une projection HR à partir d'un ensemble de projections brutes en utilisant un algorithme POCS adapté.

Nous pouvons facilement vérifier que la procédure SR par POCS nous a permis d'obtenir une nouvelle projection échantillonnée plus précisément que la projection brute originale. L'histogramme de la projection SR présente des pics de niveau de gris mieux résolus que celui de la projection brute, démontrant ainsi un meilleur contraste et moins de bruit. En comparant le profil de ligne de projections brutes et SR (comme montré sur la figure (5-9)). Nous concluons que la méthode proposée de POCS améliore la qualité d'image en réduisant le flou géométrique sur les bords.

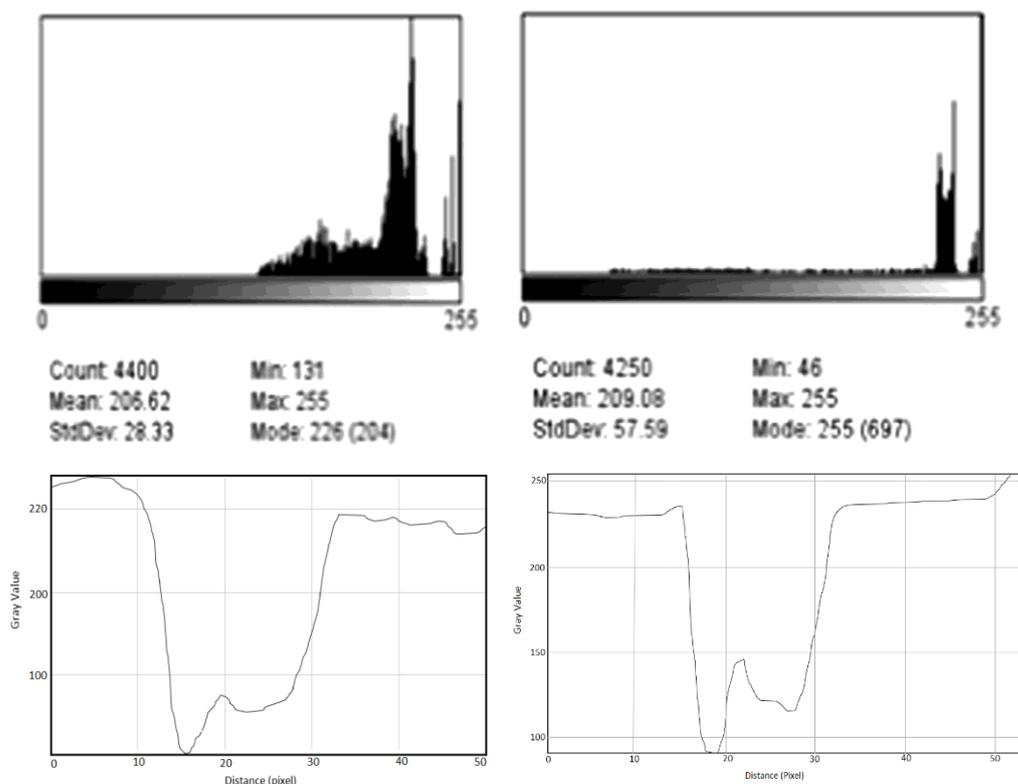


Figure 5-9 : Comparaison entre les histogrammes et les profils de bord d'une projection brute prise à partir d'un ensemble sélectionné (à gauche) et la projection SR reconstruite (à droite).

La figure (5-10) montre une comparaison qualitative et quantitative entre des coupes sélectionnées à partir des volumes 3D bruts et SR. Cette comparaison faite en termes d'histogrammes et de profils de lignes. Les histogrammes obtenus montrent clairement que les pics de niveaux de gris de la slice SR 2D sont mieux résolus par rapport à la slice 2D brute. Les profils de ligne confirment également que les bords de coupe SR 2D sont plus nets (haute définition). Cette comparaison confirme que le volume 3D reconstruit obtenu par l'utilisation des projections brutes souffre de certaines limitations et d'inconvénients (par exemple : réponse à faible contraste / résolution, bruit).

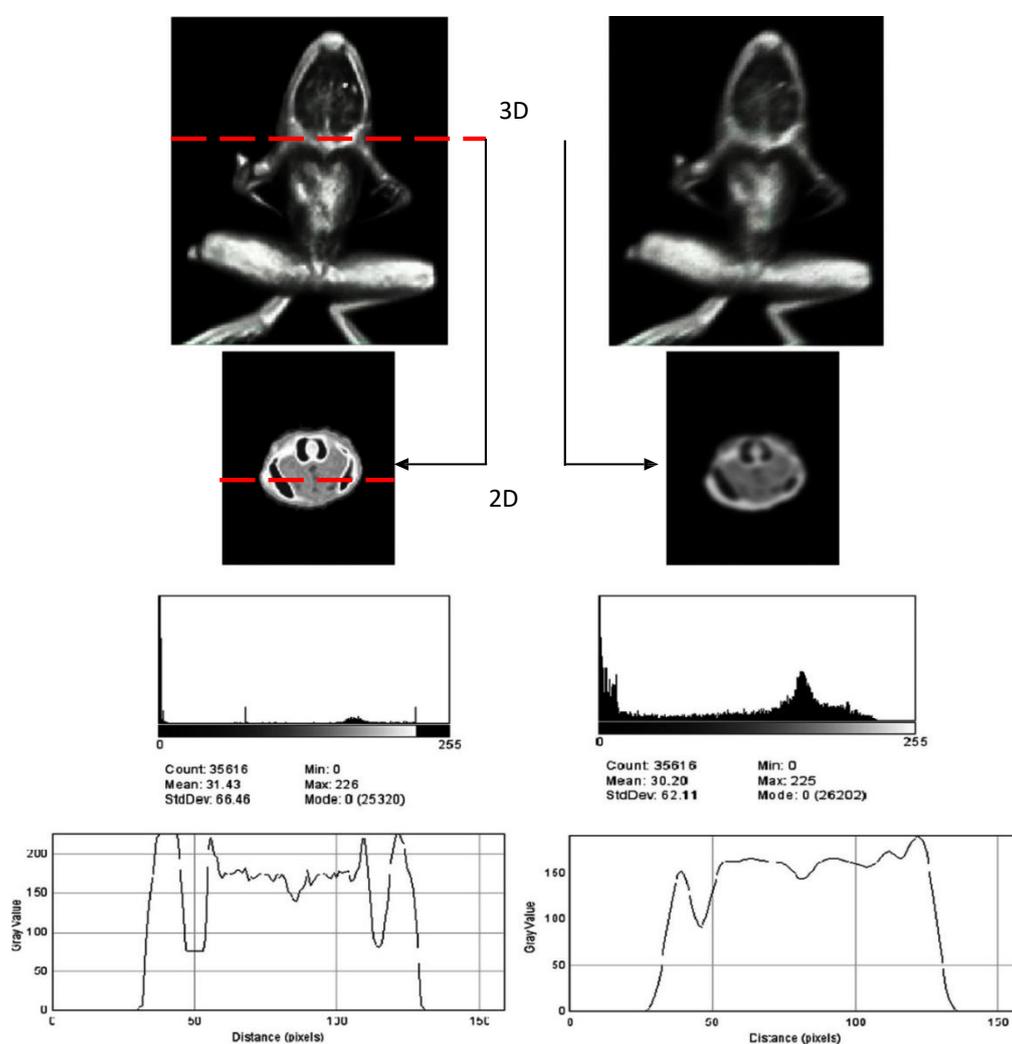


Figure 5-10 : Comparaison entre des volumes 3D reconstruits. À gauche : volume 3D reconstruit à l'aide de la méthode POCS, exemple de coupe 2D avec son histogramme et la variation du niveau de gris en fonction de la ligne du profil. À droite : volume 3D reconstruit avec des projections brutes, exemple de coupe avec son histogramme et la variation du niveau de gris en fonction de la ligne du profil.

5.4 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons appliqué, dans une première phase, la méthode de super-résolution proposée sur des images d'origine neutronique. Les résultats obtenus sont très satisfaisants et ont montré qu'il est possible d'améliorer la qualité des images obtenues autour de l'installation de neutronographie et de combler aux limitations de son système d'imagerie qui affecte la résolution de l'image produite. Il a été aussi question d'amélioration de la qualité des images à rayons X d'origine tomographique par l'utilisation de l'algorithme POCS. Les résultats obtenus ont été, aussi, très satisfaisants par rapport aux objectifs fixés.

Conclusion générale

Dans ce travail, le problème d'amélioration de la résolution d'image a été abordé. Des méthodes de super-résolution ont été présentées pour résoudre le problème de manque de résolution spatiale de certains systèmes et modalités d'imagerie. Ces méthodes peuvent être classées en deux catégories : les méthodes du domaine fréquentiel et les méthodes du domaine spatial. A travers ce projet de thèse, nous avons étudié en premier lieu les avantages et les inconvénients de chaque catégorie de méthodes. Nous nous sommes, ainsi, intéressés aux techniques du domaine spatial par la proposition d'une méthode basée sur l'amélioration de la qualité de chaque image LR par des techniques d'apprentissage utilisées en réseaux de neurones. Les images améliorées ont été ensuite projetées sur de nouveaux ensembles convexes (POCS) pour générer des images de haute résolution. Nous avons, aussi, proposé une adaptation de la technique POCS pour améliorer la résolution des images de tomographie à rayons X. Les techniques d'estimation de mouvement ont été, également, étudiées.

La démarche suivie pour l'accomplissement de ce travail a passé par une simulation numérique pour le choix de l'algorithme de recalage le plus convenable à notre travail. Il a été aussi question d'effectuer d'autres simulations pour tester et valider la méthode que nous avons proposée.

Dans le volet expérimental, nous nous sommes intéressés aux images neutroniques obtenues autour de l'installation de neutronographie du réacteur de recherche Es-Salam et celles de la tomographie à rayons X obtenues autour d'une tomographe 25kV. Dans ce contexte, l'utilisation des deux méthodes proposée et adaptée, a nécessité l'estimation des mouvements entre images LR pour obtenir les paramètres du recalage. Les résultats ainsi obtenus ont montré l'intérêt de la méthode proposée et de la méthode adaptée et leurs performances dans l'amélioration la qualité des images considérées.

Finalement, il est important de signaler que les techniques combinées entre méthodes «multi-frames» et méthodes de l'intelligence artificielle permettront certainement d'ouvrir de nouveaux horizons à la super résolution.

Annexe

L'input de la modélisation de l'image neutronique utilisée dans le chapitre 04, cette image est simulée par le code de système MCNP.

```
File generated by Design Modeler 16.0
c Cell definitions
  1      1  -2.25 (18 -14 10 -16 15 -17 19 )#2 #3 #5 #7 #(7 -8 -9 )# $ main
  |      |  (-11 12 13 )
  2      2  -2.1 -22 -14 21 $ disqueBN
  3      3  -11.5 -20 -14 21 $ disquePb
  4      4  -8.65 -27 -26 28 $ wireCd
  5      3  -11.35 -24 -23 10 $ disquePb
  6      4  -8.65 -29 -27 28 $ wireCd
  7      2  -2.1 -25 -24 10 $ disqueBN
  8      0  -99 #1 #2 #3 #4 #5 #6 #7
  9      0      99

c Surface definitions
 23      c/x -0.85 -0.85 0.2
 25      c/x -0.85 0.85 0.2
 20      c/x 0.85 -0.85 0.2
 22      c/x 0.85 0.85 0.2
 29      c/z 0.0349999999999994 -0.85 0.035
 26      c/z 0.765 0.85 0.035
 19      cx 0.8
 10      px 0
  8      px 0.07
 24      px 0.2
 21      px 0.6
 13      px 0.73
 14      px 0.8
 18      py -1.25
  7      py -0.885
  9      py -0.815
 12      py 0.815
 11      py 0.885
 16      py 1.25
 15      pz -1.25
 30      pz -1.0469136866752
```

```
31      pz -0.65308631332485
28      pz -0.6
27      pz 0.6
32      pz 0.65308631332485
33      pz 1.0469136866752
17      pz 1.25
99      so 15

c Material definitions
m1      6000.          0.333339 $MAT
      9019 .666661
m2      5010. .0796          $MAT
      5011. .3204
      7014. .6
m3      82000.        1 $MAT
m4      48000.        1 $MAT
imp:n          1 7r          0 $ 1, 8
sdef POS=-3 -3.0 0 AXS=1 0 0 PAR=1 ERG=.025e-6 $ RAD=d1
      x=0 y=d3 z=d4 vec= 1 0 0 DIR=d2 wgt=1.6e6
c sil 0 4.2 $ radial sampling range: 0 to Rmax (=9.5cm)
c spl -21 1 $ radial sampling weighting: r^1 for disk
si2 .99964812 1
sp2 -21 1
si3 -1.26 1.26
sp3 0 1
si4 -1.26 1.26
sp4 0 1
fc5 Sample Radiograph
fir5:n 3 0. 0. 0 0. 0. 0 0 0
fs5 -1.6 512i 1.6
c5 -1.6 512i 1.6 $ radiographic grid
talnp 5 $ don't print tally bins
nps 1000000 $ histories
prdmp j 1 1 2 $ dump control
```

Bibliographie

- Aguena, M. L., & Mascarenhas, N. D. (2006). Multispectral image data fusion using POCS and super-resolution. *Computer Vision and Image Understanding*, 102(2), 178-187.
- Aizawa, K., Komatsu, T., & Saito, T. (1991, November). Acquisition of very high resolution images using stereo cameras. In *Visual Communications and Image Processing'91: Visual Communication* (Vol. 1605, pp. 318-329). International Society for Optics and Photonics.
- Aizawa, K., Komatsu, T., & Saito, T. (1992). A scheme for acquiring very high resolution images using multiple cameras. [*Proceedings*] *ICASSP-92: 1992 IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, 298(292).
- Alam, M. S., Bognar, J. G., Hardie, R. C., & Yasuda, B. J. (2000). Infrared image registration and high-resolution reconstruction using multiple translationally shifted aliased video frames. *IEEE Transactions on instrumentation and measurement*, 49(5), 915-923.
- Anderson, I. S., McGreevy, R., & Bilheux, H. Z. (2009). *Neutron Imaging and Applications: A Reference for the Imaging Community*. New York, USA: Springer US.
- Barron, J. L., Fleet, D. J., & Beauchemin, S. S. (1994). Performance of optical flow techniques. *International journal of computer vision*, 12(1), 43-77.
- Bovik, A. C. (2000). *Handbook of Image and Video Processing*. Texas, USA: Academic Press.
- Brown, J. (1981). Multi-channel sampling of low-pass signals. *IEEE Transactions on Circuits and Systems*, 28(2), 101-106.
- Carlotto, M. J., & Tom, V. T. (1983). Interpolation of two-dimensional surfaces using the Gerchberg algorithm. In *Applications of digital image processing IV* (Vol. 359, pp. 226-233). International Society for Optics and Photonics.
- Cetin, A. E., Bozkurt, A., Gunay, O., Habiboglu, Y. H., Kose, K., Onaran, I., Tofighi, M., Sevimli, R. A. (2013). Projections onto convex sets (POCS) based optimization by lifting. Austin, TX, USA : 2013 IEEE Global Conference on Signal and Information Processing, , 623.
- Chambolle, A., Caselles, V., Cremers, D., Novaga, M., & Pock, T. (2010). An introduction to total variation for image analysis. *Theoretical foundations and numerical methods for sparse recovery*, 9(263-340), 227.
- Chan, K. K., & Tang, S. (2010). High-speed spectral domain optical coherence tomography using non-uniform fast Fourier transform. *Biomedical optics express*, 1(5), 1309-1319.
- Chan, T. F., Osher, S., & Shen, J. (2001). The digital TV filter and nonlinear denoising. *IEEE transactions on image processing*, 10(2), 231-241.
- Chaudhuri, S., & Manjunath, J. (2006). *Motion-Free Super-Resolution*. New York, Inde. Springer US.
- Clark, J., Palmer, M., & Lawrence, P. (1985). A transformation method for the reconstruction of functions from nonuniformly spaced samples. *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, 33(5), 1151-1165.
- Cunningham, I., & Reid, B. (1992). Signal and noise in modulation transfer function determinations using the slit, wire, and edge techniques. *Medical physics*, 19(4), 1037-1044.
- Dubois, J. M., Donnay, J. P., Ozer, A., Boivin, F., & Lavoie, A. (1997). *Télédétection des milieux urbains et périurbains*. Montréal, Canada. AUPELF-UREF.
- Dekeyser, F., Bouthemy, P., Perez, P., & Payot, E. (2000). Super-resolution from noisy image sequences exploiting a 2D parametric motion model. *Proceedings 15th International Conference on Pattern Recognition*. Barcelona, Spain. ICPR-2000, 3, 350-353

- El-Samie, F. E. A., Hadhoud, M. M., & El-Khamy, S. E. (2012). *Image Super-Resolution and Applications*. Florida, Egypt. CRC Press.
- Elad, M. (2002). On the origin of the bilateral filter and ways to improve it. *IEEE transactions on image processing*, 11(10), 1141-1151.
- Elad, M., & Feuer, A. (1996). Super-resolution reconstruction of an image. *Proceedings of 19th Convention of Electrical and Electronics Engineers*. Alquds, Palestine. 391–394.
- Elad, M., & Feuer, A. (1997). Restoration of a single superresolution image from several blurred, noisy, and undersampled measured images. *IEEE transactions on image processing*, 6(12), 1646-1658.
- Ezhilarasan, M., & Thambidurai, P. (2008). Simplified block matching algorithm for fast motion estimation in video compression. *Journal of Computer Science*, 4(4), 282.
- Farsiu, S., Elad, M., & Milanfar, P. (2006). Multiframe demosaicing and super-resolution of color images. *IEEE transactions on image processing*, 15(1), 141-159.
- Farsiu, S., Robinson, D., Elad, M., & Milanfar, P. (2004a). Advances and challenges in super-resolution. *International Journal of Imaging Systems and Technology*, 14(2), 47-57.
- Farsiu, S., Robinson, M. D., Elad, M., & Milanfar, P. (2004b). Fast and robust multiframe super resolution. *IEEE transactions on image processing*, 13(10), 1327-1344.
- Fleet, D. J., & Jepson, A. D. (1990). Computation of component image velocity from local phase information. *International journal of computer vision*, 5(1), 77-104.
- Franke, R. (1982a). Scattered data interpolation: tests of some methods. *Mathematics of computation*, 38(157), 181-200.
- Franke, R. (1982b). Smooth interpolation of scattered data by local thin plate splines. *Computers & Mathematics with Applications*, 8(4), 273-281.
- Gerstenmayer, J. L., & Thiery, C. (2002). *Tomographie à rayons X*. France. Ed. Techniques Ingénieur.
- Girard, M. C., & Girard, C. M. (1999). *Traitement des données de télédétection*. Paris, France. Dunod.
- Hawkins, W., & Leichner, P. (1994). An intrinsic 3D Wiener filter for the deconvolution of spatially varying collimator blur. *Proceedings of 1st International Conference on Image Processing*, Austin, TX, USA. (Vol. 2, pp. 163-167).
- Horn, B. K., & Schunck, B. G. (1981). Determining optical flow. *Artificial intelligence*, 17(1-3), 185-203.
- Iinuma, K., Koga, T., Niwa, K., & Iijima, Y. (1986). A motion-compensated interframe codec. *In Image Coding*. Cannes, France. (Vol. 594, pp. 194-204). International Society for Optics and Photonics.
- Irani, M., & Peleg, S. (1993). Motion analysis for image enhancement: Resolution, occlusion, and transparency. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 4(4), 324-335.
- Jain, J., & Jain, A. (1981). Displacement measurement and its application in interframe image coding. *IEEE Transactions on communications*, 29(12), 1799-1808.
- Jia, Y., Shelhamer, E., Donahue, J., Karayev, S., Long, J., Girshick, R., Guadarrama, S., Darrell, T. (2014). Caffe: Convolutional architecture for fast feature embedding. *Proceedings of the ACM International Conference on Multimedia - MM '14*. Orlando, Florida, USA. (pp 675–678).
- Keren, D., Peleg, S., & Brada, R. (1988). Image sequence enhancement using sub-pixel displacements. *Proceedings CVPR '88*. Ann Arbor, MI, USA. The Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 742–746
- Keys, R. (1981). Cubic convolution interpolation for digital image processing. *IEEE transactions on acoustics, speech, and signal processing*, 29(6), 1153-1160.

- Kharfi, F., Denden, O., & Abdelkader, A. (2011). Implementation and characterisation of new neutron imaging system for dynamic processes investigation at the Es-Salam research reactor. *Applied Radiation and Isotopes*, 69(10), 1359-1364.
- Kharfi, F., Denden, O., Bourenane, A., Bitam, T., & Ali, A. (2012). Spatial resolution limit study of a CCD camera and scintillator based neutron imaging system according to MTF determination and analysis. *Applied Radiation and Isotopes*, 70(1), 162-166.
- Kharfi, F., Yahiaoui, M., & Boussahoul, F. (2015). X-ray computed tomography system for laboratory small-object imaging: Enhanced tomography solutions. *Applied Radiation and Isotopes*, 101, 33-39.
- Kim, S. P., & Bose, N. K. (1990). Reconstruction of 2-D bandlimited discrete signals from nonuniform samples. In *IEE Proceedings F-Radar and Signal Processing* (Vol. 137, No. 3, pp. 197-204).
- Kuglin, C. (1975). The phase correlation image alignment method. *Proceeding of IEEE International Conference of the Cybernetics Society*. New York, USA. (pp 163-165).
- Landweber, L. (1951). An iteration formula for Fredholm integral equations of the first kind. *American journal of mathematics*, 73(3), 615-624.
- Lucas, B. D., & Kanade, T. (1981). An iterative image registration technique with an application to stereo vision. *IJCAI 1981*. Vancouver, British Columbia. (pp. 121-130).
- Lucchese, L., & Cortelazzo, G. M. (2000). A noise-robust frequency domain technique for estimating planar roto-translations. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 48(6), 1769-1786.
- Marcel, B., Briot, M., & Murrieta, R. (1997). Calcul de translation et rotation par la transformation de Fourier. *TS. Traitement du signal*, 14(2), 135-149.
- Musmann, H. G., Pirsch, P., & Grallert, H.-J. (1985). Advances in picture coding. *Proceedings of the IEEE*, 73(4), 523-548.
- Nagel, H.-H. (1983). Displacement vectors derived from second-order intensity variations in image sequences. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, 21(1), 85-117.
- Nakazawa, Y., Komatsu, T., & Saito, T. (1995). High-resolution image acquisition based on temporal integration with hierarchical estimation of image warping. *Proceedings., International Conference on Image Processing*. Washington, DC, USA. 3, 244-247.
- Netravali, A. N., & Robbins, J. D. (1979). Motion-Compensated Television Coding: Part I. *Bell System Technical Journal*, 58(3), 631-670.
- Nguyen, N., & Milanfar, P. (2000). A wavelet-based interpolation-restoration method for superresolution (wavelet superresolution). *Circuits, Systems, and Signal Processing*, 19(4), 321-338.
- Nguyen, N., Milanfar, P., & Golub, G. (2001a). A computationally efficient superresolution image reconstruction algorithm. *IEEE transactions on image processing*, 10(4), 573-583.
- Nguyen, N., Milanfar, P., & Golub, G. (2001b). Efficient generalized cross-validation with applications to parametric image restoration and resolution enhancement. *IEEE transactions on image processing*, 10(9), 1299-1308.
- Papoulis, A. (1977). Generalized sampling expansion. *IEEE transactions on circuits and systems*, 24(11), 652-654.
- Park, S. K., Schowengerdt, R., & Kaczynski, M.-A. (1984). Modulation-transfer-function analysis for sampled image systems. *Applied optics*, 23(15), 2572-2582.
- Patti, A. J., & Altunbasak, Y. (2001). Artifact reduction for set theoretic super resolution image reconstruction with edge adaptive constraints and higher-order interpolants. *IEEE transactions on image processing*, 10(1), 179-186.

- Patti, A., Ibrahim Sezan, M., & Murat Tekalp, A. (1994). High-resolution image reconstruction from a low-resolution image sequence in the presence of time-varying motion blur. *Proceedings of 1st International Conference on Image Processing*. Austin, TX, USA. 1, 343–347.
- Patti, A. J., Sezan, M. I., & Tekalp, A. M. (1997). Superresolution video reconstruction with arbitrary sampling lattices and nonzero aperture time. *IEEE transactions on image processing*, 6(8), 1064-1076.
- Peleg, S., Keren, D., & Schweitzer, L. (1987). Improving image resolution using subpixel motion. *Pattern recognition letters*, 5(3), 223-226.
- Rasti, P., Demirel, H., & Anbarjafari, G. (2014). Improved Iterative Back Projection for video super-resolution. *22nd Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU)*. Trabzon, Turkey. 552–555.
- Rossmann, K. (1969). Point spread-function, line spread-function, and modulation transfer function: Tools for the study of imaging systems 1. *Radiology*, 93(2), 257-272.
- Rudin, L. I., Osher, S., & Fatemi, E. (1992). Nonlinear total variation based noise removal algorithms. *Physica D: Nonlinear Phenomena*, 60(1), 259-268.
- Sauer, K., & Allebach, J. (1987). Iterative reconstruction of bandlimited images from nonuniformly spaced samples. *IEEE Transactions on Circuits and Systems*, 34(12), 1497-1506.
- Shah, N., & Zakhor, A. (1996). Multiframe spatial resolution enhancement of color video. *Proceedings of 3rd IEEE International Conference on Image Processing*. Lausanne, Switzerland. 1, 985–988.
- Shah, N. R., & Zakhor, A. (1999). Resolution enhancement of color video sequences. *IEEE transactions on image processing*, 8(6), 879-885.
- Shannon, C. E. (1948). A mathematical theory of communication. *SYSTEM TECHNICAL JOURNAL*, 27, 379-423.
- Shannon, C. E. (1949). Communication in the presence of noise. *Proceedings of the IRE*, 37(1), 10-21.
- Stark, H., & Oskoui, P. (1989). High-resolution image recovery from image-plane arrays, using convex projections. *JOSA A*, 6(11), 1715-1726.
- Stark, H., & Yang, Y. (1998). *Vector Space Projections: A Numerical Approach to Signal and Image Processing, Neural Nets, and Optics*. New York, USA: Wiley.
- Tekalp, A., Ozkan, M., & Sezan, M. (1992). High-resolution image reconstruction from lower-resolution image sequences and space-varying image restoration. [*Proceedings*] *ICASSP-92: IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing*. San Francisco, CA, USA. 3, 169–172.
- Tikhonov, A. N., & Arsenin, V. I. A. (1977). *Solutions of ill-posed problems*. New York, Russie. Winston.
- Tom, B., & Katsaggelos, A. (1995). Reconstruction of a high-resolution image by simultaneous registration, restoration, and interpolation of low-resolution images. *Proceedings, International Conference on Image Processing*. Evanston, IL, USA. 25–39.
- Tom, B., Katsaggelos, A., & Galatsanos, N. (1994). Reconstruction of a high resolution image from registration and restoration of low resolution images. *Proceedings of 1st International Conference on Image Processing*. Austin, TX, USA. 3, 553–557.
- Tom, B. C., Lay, K. T., & Katsaggelos, A. K. (1996). Multichannel image identification and restoration using the expectation-maximization algorithm. *Optical Engineering*, 35(1), 241-254.
- Tomasi, C., & Manduchi, R. (1998). Bilateral filtering for gray and color images. *Sixth International Conference on Computer Vision (IEEE Cat. No.98CH36271)*. Bombay, India. 839–846.

- Tsai, R., & Huang, T. S. (1984). Multiframe image restoration and registration. *Advances in computer vision and Image Processing*, 1(2), 317-339.
- Ur, H., & Gross, D. (1992). Improved resolution from subpixel shifted pictures. *CVGIP: Graphical models and image processing*, 54(2), 181-186.
- Vandewalle, P., Süsstrunk, S., & Vetterli, M. (2006). A frequency domain approach to registration of aliased images with application to super-resolution. *EURASIP journal on advances in signal processing*, 2006(1), 071459.
- Wang, Z., Bovik, A. C., Sheikh, H. R., & Simoncelli, E. P. (2004). Image quality assessment: from error visibility to structural similarity. *IEEE transactions on image processing*, 13(4), 600-612.
- Williams, D. (1998). What is MTF... and why should you care?. *RLG DigiNews*. 2(1).
- Williams, T. (1998). *The Optical Transfer Function of Imaging Systems*. London, UK. Taylor & Francis.
- Yeh, S.-j., & Stark, H. (1990). Iterative and one-step reconstruction from nonuniform samples by convex projections. *JOSA A*, 7(3), 491-499.