

Une approche bayésienne pour la suppression des grilles anti-diffusion

Hacheme AYASSO¹ Florian COTTE^{1,2} Matthieu CHANCEL^{1,2} Jean-Michel VIGNOLLE² Michel DESVIGNES¹

¹Univ. Grenoble Alpes, CNRS, Grenoble INP*, GIPSA-lab, 38000 Grenoble, France

* Institute of Engineering Univ. Grenoble Alpes

²Trixell, 460 rue du Pommarin, 38430 Moirans, France

Résumé – Les grilles anti-diffusion sont utilisées pour réduire le rayonnement diffusé et améliorer le contraste mais provoquent des artefacts dans l’image radiographique. Pour les éliminer, la plupart des méthodes de traitement d’images utilisent un filtre coupe-bande qui laisse un artefact en anneau et/ou dégrade le contenu clinique. Nous proposons une nouvelle méthode de suppression de la grille anti-diffusion basée sur l’estimation spectrale et sur un modèle physique d’image de la grille, du contenu clinique et du bruit. Les paramètres du modèle sont supposés invariable localement et un traitement par patch est appliqué pour avoir une bonne précision de l’estimation. Appliquée sur des grilles synthétiques et sur des images cliniques, elle supprime efficacement la grille en conservant les détails de l’image et en évitant les artefacts d’anneau. Les résultats sont meilleurs que les approches de filtrage conventionnelles, en particulier lorsque les matériaux métalliques sont présents.

Abstract – Anti-scatter grids are used to reduce scattered radiation and improve contrast but cause artifacts in the radiographic image. To remove them, most image processing methods use a stop-band filter that leaves a ring artifact and/or degrades the clinical content. We propose a novel anti-scatter grid removal method based on spectral estimation and a physical image model of the grid, clinical content and noise. The model parameters are assumed to be locally invariant and a patch treatment is applied to have a good accuracy of the model. When applied to synthetic grids and clinical images, it effectively removes the grid while preserving image detail and avoiding ring artifacts. The results are better than conventional filtering approaches, especially when metallic materials are present.

1 Introduction

Pour réduire les risques liés aux rayonnements ionisants, les constructeurs de détecteurs de rayons X s’efforcent de créer des détecteurs performants avec un bruit minimal et réduire ainsi la dose reçue par les patients. Malheureusement, le rayonnement diffusé diminue le contraste des images radiologiques. Une grille anti-diffusion (ensemble régulier de barres horizontales ou verticales) élimine la plus grande partie de ce rayonnement, mais produit des artefacts résiduels [11] qui peuvent masquer des informations importantes et conduire à des diagnostics erronés.

La première approche pour éliminer ces artefacts consiste à utiliser une grille oscillante dans le temps afin qu’elle devienne complètement floue. Cette solution nécessite un matériel spécifique et peut être difficile à mettre en œuvre, notamment dans les appareils portables. La deuxième approche consiste à supprimer les artefacts par une méthode de traitement d’image.

Les grilles sont généralement modélisées par une fonction périodique avec une fréquence fondamentale dominante qui dépend de la taille du pas de la grille. La plupart des méthodes récentes utilisent des méthodes de filtrage dans les domaines de Fourier ou d’ondelettes, divisées en deux catégories : le filtrage 1D et le filtrage 2D.

Les méthodes de filtrage 1D supposent que la fréquence de la grille est basse dans une direction, car la grille est fixée au détecteur. Les filtres peuvent être des filtres passe-bas [1], des filtres non linéaires [8] ou des filtres coupe-bande (BSF) [2], [3], [5], [6]. Ces méthodes suppriment la grille anti-diffusion, mais créent des artefacts qui sont particulièrement visibles près des bords nets des images cliniques et peuvent gêner les chirurgiens et les radiologues. Pour réduire ces artefacts, le

filtre de Kaiser [3] contrôle le niveau des oscillations au moyen de deux paramètres. La plupart des artefacts disparaissent, sauf près des bords abrupts comme ceux des implants métalliques.

La deuxième catégorie est composée de filtres 2D [7] et [10]. Dans [7], pour supprimer une grille verticale, les auteurs isolent la grille avec un filtre passe-haut vertical et un filtre passe-bas horizontal et soustraient cette grille à l’image originale. L’avantage des filtres 2D est d’être plus sélectifs et de limiter les artefacts, mais ils suppriment certaines informations du contenu clinique et créent des artefacts en anneau.

Enfin, plusieurs techniques ont été proposées pour améliorer l’estimation de la grille comme dans [4] où le modèle de grille est multiplicatif et un filtre homomorphique avec un simple BSF donne de meilleures performances que les approches linéaires. Une autre technique consiste à détecter les bords du contenu clinique et à les exclure de la correction pour éviter l’effet d’anneau comme dans [6] et [5]. Par exemple, [6] propose un filtrage adaptatif avec réduction du gradient qui réduit la pente des bords abrupts et limite les artefacts d’anneau. Le principal inconvénient de ces méthodes de filtrage (1D et 2D) est de supposer que la fréquence associée à la grille est invariable (ce qui n’est vrai qu’en première approximation) et d’appliquer un filtre global à l’image. Malheureusement, ni sa fréquence ni son amplitude ne sont des constantes spatiales, ce qui conduit à filtrer plusieurs fréquences adjacentes et à supprimer davantage de contenu clinique. De plus, les artefacts en anneau dus aux bords abrupts sont toujours visibles pour ces méthodes.

Nous proposons de supprimer la grille avec une approche locale afin de s’adapter aux variations de fréquence ou d’amplitude de la grille. Les artefacts d’anneau sont traités en utilisant

des algorithmes en 2D ainsi que des informations *a priori* sur la grille, le contenu clinique et le bruit.

Nous décrivons d'abord le modèle de formation d'image comportant un modèle de bruit, un modèle de grille et un modèle de contenu clinique. Nous explicitons ensuite l'algorithme d'estimation des différentes composantes du modèle et exposons ensuite les résultats avant de conclure.

2 Modélisation de l'image

En considérant l'absorption et la transmission des rayons X, notre modèle d'image radiographique sous forme vectorielle est le suivant [4] :

$$\mathbf{y} = \mathbf{g} \times \mathbf{c} + \epsilon_d + \epsilon_e + \epsilon_p + \epsilon_m \quad (1)$$

où \mathbf{y} est l'image observée, \mathbf{g} la grille, \mathbf{c} le contenu clinique et ϵ le bruit comprenant les bruits électronique ϵ_e , quantique ϵ_p , de diffusion ϵ_d , et l'erreur de modélisation ϵ_m). Comme l'image de la grille est multipliée par l'image du contenu clinique, il vient que :

$$\ln(\mathbf{y}) \approx \ln(\mathbf{g}) + \ln(\mathbf{c}) + \frac{\epsilon_d + \epsilon_e + \epsilon_p + \epsilon_m}{\mathbf{g} \times \mathbf{c}} \quad (2)$$

Cette approximation est valide lorsque le signal est supérieur au bruit additif, ce qui est généralement correct. La notation (\cdot) représente le logarithme naturel d'une variable :

$$\mathbf{y}_l = \mathbf{g}_l + \mathbf{c}_l + \epsilon_l \quad (3)$$

Retrouver \mathbf{g}_l à partir de l'image (\mathbf{y}_l) est un problème de séparation de source classique, mais à partir d'une seule source d'information et des connaissances *a priori* sont donc nécessaires. Nous traitons ce problème dans un cadre bayésien avec un modèle de la grille physique et une représentation par dictionnaire du contenu clinique.

2.1 Modélisation de la grille

La grille est composée de bandes constituées de 2 composants, l'un transmettant les rayons X et l'autre les absorbant :

$$\mathbf{g}(x, y, t) = a_0 + \sum_{i=1}^{\infty} a_i \times \sin(\phi_i(x, y, t)) + \epsilon_g(x, y, t) \quad (4)$$

$$\phi_i = 2\pi f_i(x, y, t) \times (\cos(\theta)x + \sin(\theta)y) + \epsilon_{\phi_i}(x, y, t)$$

et θ est l'angle constant entre la grille et le détecteur. Tous les termes dépendent de la position (x, y) et de la température t de la grille. En première approximation, les harmoniques ($f_i, i \geq 2$) sont supprimées par la Fonction de Transfert de Modulation (FTM) du détecteur.

Pour prendre en compte la variabilité spatiale de la grille, nous estimons les paramètres de la grille localement sur des fenêtres glissantes avec recouvrement (patches).

Déterminer la fréquence (f_1), l'angle (θ) et l'amplitude a_1 de la grille est un problème non linéaire. Pour le résoudre, nous utilisons un dictionnaire D_g (Fig 1a) contenant plusieurs fréquences (f_m) et angles (θ_n) proches de celles de la grille réelle.

$$D_g = [e^{p(f_0, \theta_0)} \quad \dots \quad e^{p(f_0, \theta_N)} \quad e^{p(f_1, \theta_0)} \quad \dots \quad e^{p(f_M, \theta_N)}]$$

$$p(f_m, \theta_n) = -2i\pi f_m(x, y, t) \times (\cos(\theta_n)x + \sin(\theta_n)y)$$

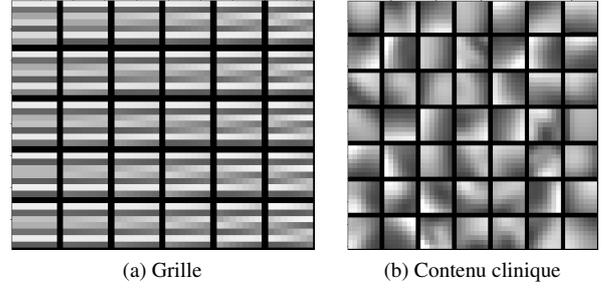


FIGURE 1 : Partie réelle du dictionnaire de grille (1a) et du dictionnaire de contenu clinique (1b)

Chaque D_{g_i} est un patch de fréquence f_m et d'angle θ_n . Le modèle de grille s'écrit alors :

$$\mathbf{g}_l = D_g \beta_g + \epsilon_{g_l}, \text{ s.c. } \|\beta_g\|_0 = 2 \quad (5)$$

2.2 Modélisation du contenu clinique

Il est impossible de construire un modèle analytique du contenu clinique. Nous utilisons donc un dictionnaire D_c obtenu par apprentissage de type K-SVD à partir de plusieurs images cliniques. Comme pour la grille, il est utilisé pour représenter le contenu clinique localement sur un patch. Cette représentation est parcimonieuse afin de ne pas interférer avec la grille. La figure 1b montre un exemple de ce type de dictionnaire, comprenant essentiellement de basses fréquences. Comme pour la grille, les patches sont vectorisés et le modèle complet de l'image devient :

$$\mathbf{y}_l = \underbrace{D_g \beta_g}_{\mathbf{g}_l} + \underbrace{D_c \beta_c}_{\mathbf{c}_l} + \epsilon = D\beta + \epsilon \quad (6)$$

avec $D = [D_g | D_c]$, $\beta = \begin{bmatrix} \beta_g \\ \beta_c \end{bmatrix}$ et ϵ représentent les différentes sources de bruits et d'erreurs de modélisation. β est modélisé par une gaussienne multivariée de moyenne nulle 0 et de variance η inconnue (i.e. $p(\epsilon) = \mathcal{N}(0, \eta \mathbf{I})$).

3 Estimation de la grille

Nous abordons le problème de l'estimation de la grille dans un cadre bayésien où la représentation de la grille β_g , la représentation de l'image clinique β_c et la variance du bruit η sont déterminées conjointement. La probabilité *a posteriori* jointe s'écrit :

$$p_{\beta, \eta}(\beta, \eta | \mathbf{y}) \propto p_{\mathbf{y}}(\mathbf{y} | \beta, \eta) \times p_{\beta}(\beta | q) \times p_{\eta}(\eta | a, b), \quad (7)$$

$p_{\mathbf{y}}$ est la vraisemblance : $p_{\mathbf{y}}(\mathbf{y} | \beta, \eta \mathbf{I}) = \mathcal{N}(D\beta, \eta)$.

p_{β} est la distribution *a priori* de β , qui prend en compte la parcimonie. Nous utilisons une distribution normale généralisée :

$$p_{\beta}(\beta | q) = \frac{\gamma}{2\alpha \Gamma(1/q)} e^{-\left(\frac{|\beta|}{\alpha}\right)^q} \quad (8)$$

avec $\alpha = \left(\frac{q}{2}\right)^{1/q}$ et $q \in]0, 1]$ qui contrôle la parcimonie de β . L'*a priori* de parcimonie est le même pour chaque composante de β ce qui ne garantit pas que $\|\beta_g\|_0 = 2$.

p_η représente l'*a priori* sur η . Nous utilisons une distribution inverse-gamma (forme conjuguée de la vraisemblance) qui représente bien les observations réelles pour n'importe quelle taille de patches (figure 2).

$$p_\eta(\eta|a, b) = \frac{b^a}{\Gamma(a)} \eta^{-a-1} \times e^{-\frac{b}{\eta}} \quad (9)$$

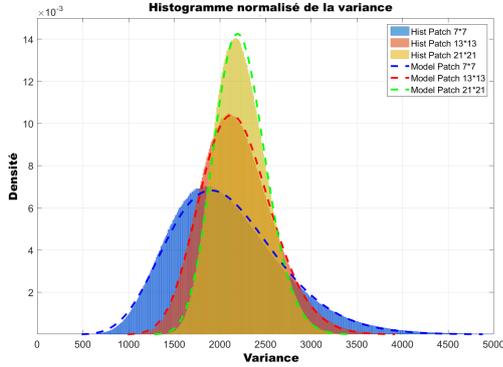


FIGURE 2 : Observation vs distribution de la variance du bruit

Nous utilisons un estimateur *Maximum a posteriori* (MAP) pour trouver les valeurs de $\hat{\beta}$ et $\hat{\eta}$ qui maximisent la probabilité *a posteriori* :

$$[\hat{\beta}, \hat{\eta}] = \underset{[\beta, \eta]}{\operatorname{argmax}} [p_{\mathbf{y}}(\mathbf{y}|\beta, \eta) \times p_{\beta}(\beta|q) \times p_{\eta}(\eta|a, b)] \quad (10)$$

Ce problème d'optimisation est non convexe et sans solution analytique. Nous proposons alors de le résoudre par un algorithme itératif (**SBIM** : Sparse Bayesian Iterative Maximization) en alternant l'optimisation de $\hat{\beta}$ et de $\hat{\eta}$.

1 - nous maximisons (10) pour η donné par une méthode de point fixe [9] en posant $S = \operatorname{diag}(s)$, $s_n = |\beta_n|^{2-q}$:

$$\hat{\beta} = \underset{\beta}{\operatorname{argmax}} [\log (p_{\mathbf{y}}(\mathbf{y}|\beta, \eta) \times p_{\beta}(\beta|q))] \quad (11)$$

$$\hat{\beta} = SD^H [DSD^H + \eta I_N]^{-1} \mathbf{y} \quad (12)$$

2- nous calculons $\hat{\eta}$ par (la distribution *a posteriori* est une distribution inverse-gamma) :

$$\hat{\eta} = \underset{\eta}{\operatorname{argmax}} [p_{\mathbf{y}}(\mathbf{y}|\beta, \eta) \times p_{\eta}(\eta|a, b)] \quad (13)$$

$$\hat{\eta} = \frac{\frac{1}{2} [\mathbf{y} - D\hat{\beta}]^H [\mathbf{y} - D\hat{\beta}] + b}{\frac{N}{2} + a + 1} \quad (14)$$

L'initialisation de β est réalisée par rétroprojection : $\beta_i = \frac{\mathbf{d}_i^H \mathbf{y}}{\mathbf{d}_i^H \mathbf{d}_i}$, avec \mathbf{d}_i la i -ième colonne de D et η est initialisé avec l'estimation de la variance du bruit du détecteur. La convergence est définie par $|\hat{\beta}^{(t+1)} - \hat{\beta}^{(t)}|_2^2 < \epsilon_{conv}$.

4 Résultats

Pour les résultats présentés, q est fixé à 10^{-3} , a et b sont calculés par calibrage du capteur et ϵ_{conv} est fixé à 10^{-5} . Les patches recouvrants sont de taille 7×7 , le dictionnaire de grille D_g est de taille 49×100 avec 100 éléments (10 fréquences et 10 angles) et le dictionnaire clinique D_c est de taille 49×490 avec 490 éléments.

Algorithme 1 : SBIM

Initialisation

$$-\hat{\beta}_i^{(0)} = \frac{\mathbf{d}_i^H \mathbf{y}}{\mathbf{d}_i^H \mathbf{d}_i} \quad \forall i$$

$-\hat{\eta}^{(0)}$: variance du bruit du détecteur

Répéter

$$1- S = \operatorname{diag} [|\hat{\beta}^{(t)}|^{2-q}]$$

$$2- Q = DSD^H + \hat{\eta}^{(t)} I_N$$

$$3- \hat{\beta}^{(t+1)} = SD^H Q^{-1} \mathbf{y}$$

$$4- \hat{\eta}^{(t+1)} = \frac{\frac{1}{2} [\mathbf{y} - D\hat{\beta}^{(t+1)}]^H [\mathbf{y} - D\hat{\beta}^{(t+1)}] + b}{\frac{N}{2} + a + 1}$$

Jusqu'à convergence

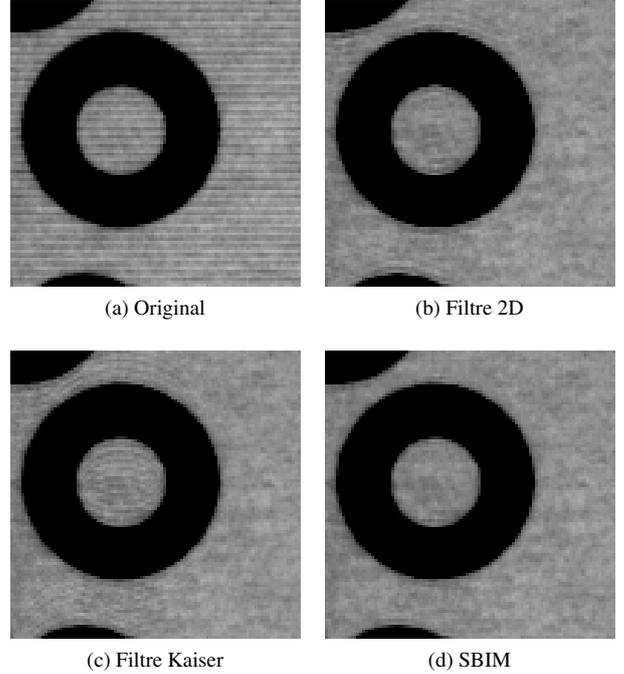


FIGURE 3 : Correction de grille en simulation

Nous comparons nos résultats sur des images synthétiques et réelles avec 2 méthodes de l'état de l'art : une méthode 2D [7] et le filtre de Kaiser [3].

Les données simulées sont obtenues en multipliant une image réelle de grille avec différentes images cliniques réelles. La grille est bien supprimée sans altérer le contenu clinique avec notre méthode (figure 3d). Les artefacts en anneau près des bords de la rondelle métallique sont moins visibles qu'avec les 2 autres méthodes. Le PSNR est lui aussi amélioré par rapport aux autres approches (table 1) sur différents types d'images. La différence est plus marquée lorsque des éléments métalliques sont présents.

Sur des données réelles, les 3 méthodes suppriment la grille. Les approches classiques provoquent des artefacts en anneau bien visibles à proximité des vis sur la figure 4a) pour laquelle un rehaussement de contraste standard est appliqué afin de mieux visualiser les différences. Un profil vertical (figure 5) de la différence entre l'image initiale et l'image traitée à proximité de la tête de vis (trait rouge) montre que les 3 méthodes provoquent des artefacts en anneau. Cependant, ces artefacts sont plus forts et se propagent plus loin sur l'image pour les autres méthodes en comparaison à SBIM.

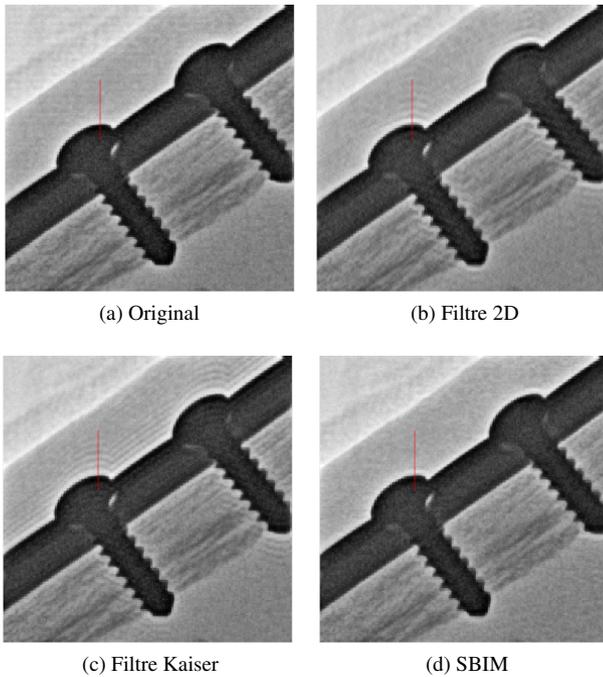


FIGURE 4 : Correction de grille sur images réelles

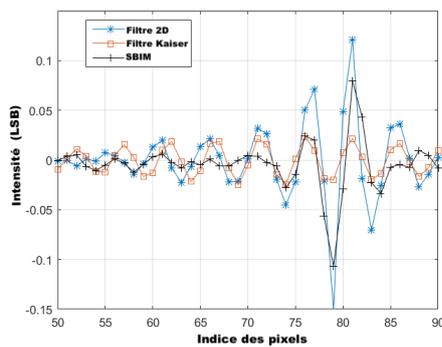


FIGURE 5 : Profil des intensités autour de la tête de vis (trait rouge dans la figure (4))

Images\Methods	2D	Kaiser	SBIM
Rondelle (fig 3)	37.98	37.20	38.66
Main	42.44	42.08	42.48
Ventre	42.67	42.23	42.69

TABLE 1 : Comparaison du PSNR pour différentes simulations

5 Conclusions

Dans ce papier, nous présentons une méthode (SBIM) pour supprimer la grille anti-diffusion présente sur les images à rayons X. Sa principale force réside dans une estimation locale des paramètres à estimer, prenant en compte la non-stationnarité de la grille réelle. Cette approche présente de meilleurs résultats que les approches de l'état de l'art, en particulier à proximité des contours abrupts comme ceux des pièces métalliques en minimisant les artefacts en anneaux.

Parmi les améliorations possibles, il serait intéressant d'introduire explicitement une corrélation spatiale pour l'estima-

tion des paramètres de grilles entre patches voisins. Actuellement, une forme de corrélation implicite existe, car les patches sont recouvrants. Par ailleurs, le dictionnaire de contenu clinique actuel utilisé lors de l'apprentissage ne comporte aucun patch incluant des implants métalliques. Cette absence pourrait expliquer l'effet d'anneau résiduel obtenu.

Références

- [1] Lori L BARSKI et Xiaohui WANG : Characterization, detection and suppression of stationary grids in digital projection radiography imagery. *In Proc.SPIE*, volume 3658, pages 502–519, 1999.
- [2] IN BELYKH et C W CORNELIUS : Antiscatter stationary-grid artifacts automated detection and removal in projection radiography images. *In Proc.SPIE*, volume 4322, pages 4322 – 4322 – 5, 2001.
- [3] Igor BELYKH : Grid Artifacts Suppression in Computed Radiographic Images. *World Academy of Science, Engineering and Technology, International Journal of Computer, Electrical, Automation, Control and Information Engineering*, 8(8), 7(8):1402–1405, 2014.
- [4] Jung Kee Yoon DONG SIK KIM, SANGGYUN LEE : Grid artifact reduction based on homomorphic filtering in digital radiography imaging. *In Proc.SPIE*, volume 8668, pages 8668 – 8668 – 9, 2013.
- [5] Dong Sik KIM et Sanggyun LEE : Slope detector for determination of the ringing artifact in filtering x-ray images. *In 2012 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*, volume 1, pages 713–716, 2012.
- [6] Dong Sik KIM et Sanggyun LEE : Ringing artifact reduction for metallic objects in direct digital radiography detectors with stationary antiscatter grids. *In Proc.SPIE*, volume 9033, pages 9033 – 9033 – 8, 2014.
- [7] Ryoji SASADA, Masahiko YAMADA, Shoji HARA, Hideo TAKEO et Kazuo SHIMURA : Stationary grid pattern removal using 2D technique for moire-free radiographic image display. *In Proc.SPIE*, volume 5029, pages 5029 – 5029 – 10, 2003.
- [8] H. Yamamoto T. MARUYAMA : Elimination of gridlines by using non-linear filter in mammographic image. *IET Image Processing*, 5:457–465(8), August 2011.
- [9] Xing TAN, William ROBERTS, Jian LI et Petre STOICA : Sparse learning via iterative minimization with application to MIMO radar imaging. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 59(3):1088–1101, 2011.
- [10] Hui TANG, Dan TONG, Xu DONG BAO et Jean-Louis DILLENSEGER : A new stationary gridline artifact suppression method based on the 2d discrete wavelet transform. *Medical physics*, 42(4):1721–1729, 2015.
- [11] Jun WANG et H. K. HUANG : Film digitization aliasing artifacts caused by grid line patterns. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 13(2):375–385, Jun 1994.