



HAL
open science

Méthodologie optimisée pour la reconstruction tomographique avec ajout d'informations a priori pour l'inspection par rayons X

Victor Bussy, Caroline Vienne, Julie Escoda, Valérie Kaftandjian

► To cite this version:

Victor Bussy, Caroline Vienne, Julie Escoda, Valérie Kaftandjian. Méthodologie optimisée pour la reconstruction tomographique avec ajout d'informations a priori pour l'inspection par rayons X. e-Journal of Nondestructive Testing, 2023, Journées COFREND 2023 – Marseille du 6 au 8 juin / June 6th to 8th, 28 (9), <10.58286/28692>. <cea-04982778>

HAL Id: cea-04982778

<https://cea.hal.science/cea-04982778v1>

Submitted on 7 Mar 2025

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire HAL, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.



HAL Authorization

Méthodologie optimisée pour la reconstruction tomographique avec ajout d'informations *a priori* pour l'inspection par rayons X

Victor Bussy¹, Caroline Vienne¹, Julie Escoda¹, Valérie Kaftandjian²

¹Université Paris-Saclay, CEA, LIST, F-91190, Palaiseau, France

²Laboratory of Vibrations and Acoustics, INSA-Lyon, Villeurbanne, France

*corresponding author, e-mail: victor.bussy@cea.fr

Résumé

Cet article propose une méthodologie pour améliorer la qualité de la reconstruction tomographique par rayons X en utilisant la connaissance *a priori* du modèle 3D de l'objet inspecté. Pour cela, la conception assistée par ordinateur (CAO) de l'objet inspecté est intégrée dans les différentes étapes du processus tomographique. Elle permet d'une part de choisir les meilleures vues lors de la phase d'acquisition et d'autre part de réduire le nombre d'inconnues lors de la phase de reconstruction. Cette approche est illustrée sur un exemple issu de la fabrication additive. Les résultats expérimentaux montrent que la méthode proposée permet d'obtenir des reconstructions de meilleure qualité que les méthodes traditionnelles de reconstruction tomographique à partir d'un nombre de vues restreint. Cette approche ouvre des perspectives intéressantes pour améliorer la qualité des images dans des applications industrielles

1. Introduction

La reconstruction tomographique est une technique de contrôle non destructif de plus en plus utilisée par les industriels. Toutefois, elle peine à s'imposer à cause du temps d'acquisition encore trop long des nombreuses projections. Mais depuis peu, on dispose de solutions afin de pouvoir reconstruire un objet en trois dimensions malgré un faible nombre de vues grâce à une stratégie dite *sparse-view CT*. Un moyen efficace de pallier au manque de vues est l'injection d'informations *a priori*. Dans ce papier, nous proposons une méthodologie pour la tomographie qui exploite l'information *a priori* apportée par un modèle CAO 3D. En effet, dans un contexte industriel, les pièces inspectées sont souvent dessinées et usinées par l'industriel lui-même et le modèle CAO est donc souvent disponible. L'approche que nous proposons offre des améliorations à divers niveaux du processus de reconstruction tomographique.

Tout d'abord, l'orientation de l'objet inspecté, le placement du détecteur et de la source peuvent être optimisés en amont de l'expérience grâce à la

connaissance *a priori* de la géométrie de la pièce. De plus, les projections à acquérir peuvent être judicieusement sélectionnées afin de n'utiliser que les plus utiles à la reconstruction.

En étape préalable à cette sélection des vues optimales, basée sur l'intégration du modèle CAO de la pièce dans un simulateur de projections radiographiques, nous proposons une méthode de recalage rapide et robuste.

Lors de l'étape de reconstruction, la connaissance *a priori* de la géométrie de la pièce permet d'inférer de nombreuses informations. Nous présenterons une reconstruction masquée, qui exclut les zones ne contenant pas de matière. Ce point permet de réduire considérablement le nombre de variables, améliorant de fait la qualité de reconstruction.

Finalement, la connaissance *a priori* de la pièce à reconstruire permet aussi d'introduire un terme de régularisation. Dans ce papier, nous présenterons une technique de régularisation, adaptée aux cas industriels, basée sur les *Non Local Means* [1].

Ce papier synthétise ces différentes contributions qui peuvent être exploitées indépendamment ou de manière combinée. Dans les Sections 2 à 5, nous présentons l'état de l'art relatif à chaque problématique, décrivons la méthode que nous avons proposée et la validons sur des données simulées ou réelles obtenues à partir d'un objet issu de la fabrication additive. La Section 6 analyse la méthodologie globale qui consiste à combiner toutes ces optimisations.

2. Optimisation de la trajectoire

2.1. Le problème du choix des vues

Encore aujourd'hui, la plupart des acquisitions pour la tomographie par rayons X sont effectuées selon une trajectoire circulaire autour de l'objet. Les projections sont prises uniformément, pourtant, beaucoup d'études montrent que ce choix n'est pas optimal. Les informations apportées par les projections sont redondantes et le ratio signal sur bruit souvent peu optimisé.



Grâce à la connaissance *a priori* de la géométrie de la pièce, plusieurs méthodes visant à optimiser les angles d'acquisition des projections ont été proposées. Certaines ne se libèrent pas totalement des trajectoires circulaires mais optimisent quand même l'orientation de la pièce [2][3]. La plupart de ces méthodes d'optimisation tentent de réduire l'atténuation des rayons afin limiter les artefacts dus à l'appauvrissement du faisceau de photons (*photon starvation*) et le niveau de bruit de l'image. On peut aussi noter d'autres stratégies qui utilisent un indice de détectabilité afin de privilégier les projections qui maximisent le contraste d'éventuels défauts [4][5]. D'ailleurs, Presenti et al. favorisent aussi les vues pour lesquelles un potentiel défaut est visible afin d'inspecter une pièce sans reconstruction et économiser du temps pour la détection de défauts [6]. Cependant, la plupart de ces méthodes demandent de forts *a priori* sur les potentiels défauts ainsi qu'un temps de calcul rédhibitoire. Cet article propose donc d'utiliser des techniques issues de la *Discrete Empirical Interpolation Method* (DEIM), notamment la QDEIM [7]. Grâce à une décomposition QR avec pivot, cette méthode permet de trier un ensemble de projections par ordre d'importance, afin de n'acquérir que les projections les plus informatives pour la reconstruction. Un sinogramme est simulé grâce à la CAO et un lanceur de rayons réalistes, puis la méthode QDEIM est appliquée sur ce sinogramme afin de sélectionner les vues. Cette méthode ne prend que quelques secondes et ne demande pas de connaissances *a priori* sur les défauts. De plus, elle peut être adaptée pour différents objectifs, tels que la réduction d'un certain artefact, l'absorption ou la visibilité d'une zone d'intérêt [8].

2.2. Résultats de la méthode QDEIM

Pour illustrer les résultats de QDEIM, nous utiliserons un échantillon issu d'une fabrication additive arc-fil (ou wire arc additive manufacturing, WAAM), présenté en Figure 1. Pour ce type de fabrication, un modèle CAO est nécessaire, ce qui coïncide avec le besoin de connaissance *a priori* de la méthode QDEIM. Cependant, on remarquera que lors de la fabrication, le soudage à l'arc électrique ne permet pas un contrôle optimal de la géométrie ce qui mène à un objet réel très différent de son modèle 3D, notamment en termes d'aspect de surface. Malgré ce problème, la méthode reste robuste car les projections simulées pour le choix des vues sont de taille 128x128 pixels, ce qui diminue l'impact de l'écart à la CAO. La méthode QDEIM a été appliquée sur un ensemble de 900 projections réparties uniformément sur, une trajectoire circulaire, afin de sélectionner les 360 meilleures projections.

La Figure 2 montre les quatre premières projections sélectionnées par la méthode. On remarque que les vues les plus favorisées par la méthode QDEIM sont celles qui ont des angles saillants visibles car les rayons tangents aux

bords permettent une meilleure reconstruction de ceux-ci [7][8].

Afin de mesurer l'apport de la méthode QDEIM, nous comparons la reconstruction de notre échantillon avec la méthode SART (Simultaneous Algebraic Reconstruction

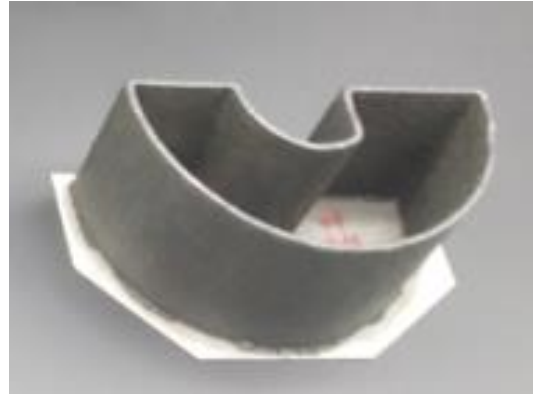


Figure 1 : Echantillon issu d'une fabrication WAAM étudié.

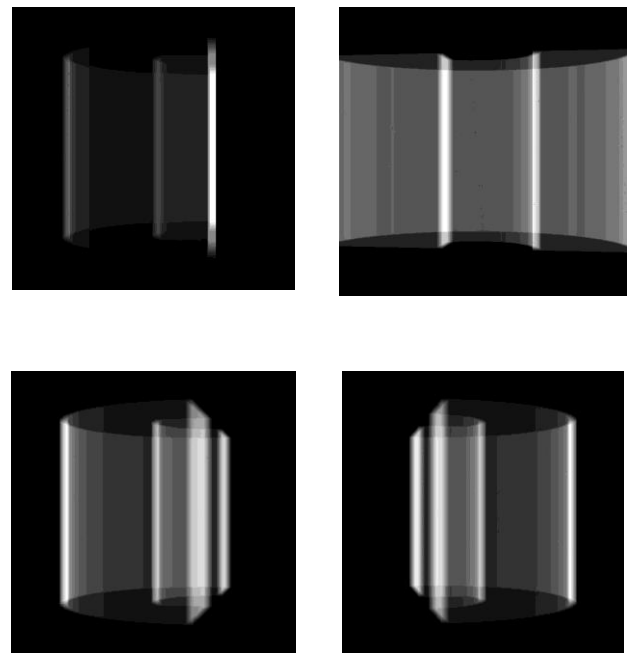


Figure 2 : Quatre premières projections sélectionnées par la méthode QDEIM.

Technique) pour différents échantillonnages autour de la même trajectoire circulaire. Le Tableau 1 résume les résultats obtenus sur la qualité de reconstruction pour la méthode QDEIM, un échantillonnage régulier et aléatoire. En comparaison à la stratégie uniforme, la méthode QDEIM apporte un gain important sur la reconstruction même pour un nombre élevé de projections.

Tableau 1 : Qualité de reconstruction avec 360 projections pour différentes stratégies d'acquisition.

	QDEIM	Uniforme	Aléatoire
PSNR [dB]	46.53	45.26	43.20
SSIM	0.8541	0.8201	0.6243

Cependant, afin de pouvoir capturer les vues sélectionnées il est nécessaire de mettre la référence et l'objet réel dans le même référentiel.

3. Recalage pour l'inspection

3.1. Les techniques de recalage

Afin d'intégrer efficacement des informations *a priori*, un recalage précis de celles-ci avec les données expérimentales est nécessaire. En mettant la reconstruction expérimentale et une simulation réaliste dans le même repère, il est possible d'inférer de l'information et d'inspecter la pièce plus facilement. Ce problème, appelé *Estimation de Pose*, est rencontré dans de nombreux domaines dont la réalité augmentée et la thérapie guidée par l'image. Plusieurs méthodes existent pour recalibrer la CAO sur les projections. Parmi celles-ci, deux catégories se distinguent, selon la présence ou non de marqueurs. La première catégorie utilise des repères fiduciaires externes dédiés, attachés à l'objet, qui peuvent être utilisés pour recalibrer les images. Lorsque les correspondances sont connues entre l'espace 3D du monde et l'espace 2D de l'image, le calcul du recalage est presque direct [9].

La deuxième catégorie de techniques de recalage ne repose pas sur des marqueurs mais sur des caractéristiques naturelles. La technique la plus courante consiste à optimiser la position des images simulées jusqu'à converger vers les images expérimentales cibles.

La méthode que nous proposons fait partie de cette dernière catégorie. Cependant, contrairement aux autres méthodes, elle ne nécessite pas de simuler une projection entière, ce qui accélère significativement la procédure [10].

3.2. Inverse Perspective Matching

Dans cet exemple, nous utilisons *Inverse Perspective Matching* pour recalibrer le modèle CAO sur deux projections expérimentales de notre pièce de fabrication additive. Les deux projections sont prises à 90° l'une de l'autre. Dans un premier temps, une segmentation *watershed* est appliquée sur les projections afin de déterminer la zone qui décrit la pièce. Ensuite, les points de l'enveloppe convexe de cette zone vont être mis en correspondance avec les points de l'enveloppe convexe de la CAO 3D. En effet, seuls ces derniers peuvent être responsables des points de l'enveloppe convexe sur la projection. En ne considérant que les enveloppes convexes, *Inverse perspective matching* est beaucoup

plus rapide que les méthodes qui nécessitent la création de projections complètes [11]. La mise en correspondance est faite en minimisant la distance rayon-point 3D, puis le déplacement optimal est déterminé par la méthode des moindres carrées. Ces étapes sont itérées jusqu'à convergence.

La Figure 3 représente la superposition du modèle CAO aux vues expérimentales. Le recalage obtenu est visuellement satisfaisant mais en raison du fort écart entre le modèle et la pièce réelle, on ne peut aboutir à une superposition parfaite. De plus, un mauvais positionnement de la source ou du détecteur peuvent eux aussi engendrer des erreurs dans le recalage. Afin de quantifier la qualité du recalage, nous proposons de comparer la position et l'orientation globale de la reconstruction de la pièce avec les vues expérimentales et le modèle CAO. La reconstruction est faite grâce aux 900 vues expérimentales sur une trajectoire circulaire et pour un volume de 1228x1228x607 voxels de 100 μm³. Le Tableau 2 montre l'écart entre les centres de masse et l'orientation des axes principaux d'inertie. On remarque que les barycentres sont à 760 μm d'écart et les axes principaux d'inertie de la pièce diffèrent au maximum de 5°. Malgré l'important écart modèle-expérimentale et l'absence du socle dans la CAO, le recalage est satisfaisant. La méthode montre une vraie robustesse sur de nombreuses sources d'erreurs.

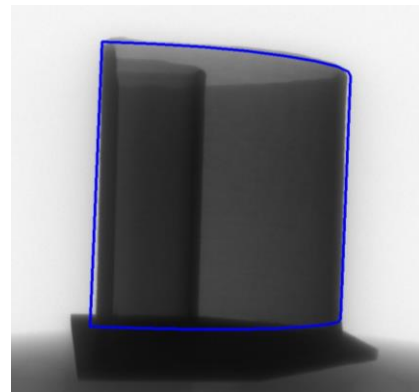


Figure 3 (a) : Superposition de la projection expérimentale et du modèle CAO (vue frontale).



Figure 3 (b) : Superposition de la projection expérimentale et du modèle CAO (vue transverse).

Tableau 2 : Evaluation quantitative du recalage par Inverse Perspective Matching appliqué aux données étudiées.

	Axe X	Axe Y	Axe Z
Ecart centre de gravité [voxels]	5.323	5.020	2.056
Ecart axes principaux[degrés °]	5.056	5.055	0.119

4. Reconstruction sur masque

4.1. Reconstruction sur support adapté

Afin de réduire le nombre de variables lors de la reconstruction tomographique, il est possible de changer la représentation de l'objet. Certaines études ont essayé de décrire la pièce reconstruite avec des fonctions *splines* [14], des tétraèdres [15], et même des arbres [16]. Mais grâce à la CAO, on peut simplement induire un *masque* c'est à dire garder une représentation basée sur des voxels, et se limiter à ceux qui contiennent effectivement de la matière. Grâce au recalage précédent il est facile de prédire la zone adaptée. Ceci est particulièrement utile pour des pièces concaves. Toutefois, afin de prendre en compte l'écart au modèle, le masque est dilaté afin d'être certain de contenir toute la matière de l'objet.

4.2. Résultats de la reconstruction masquée

Le masque a été appliqué sur la pièce de fabrication additive. Le schéma de reconstruction est adapté afin d'ignorer les zones hors du masque [11]. La rétroprojection n'est faite que sur les voxels activés par le masque. La Figure 4 montre le résultat sur une reconstruction SIRT (Simultaneous Iterations Reconstruction Technique) avec 360 projections selon une trajectoire circulaire uniforme pour un volume de 1228x1228x607 voxels de 100 μm^3 . Nous pouvons comparer à gauche la reconstruction FDK (Feldkamp, Davis and Kress) classique et à droite la reconstruction masquée. Les artefacts sont diminués et le contraste au niveau des fissures est beaucoup plus prononcé. Les délimitations de la pièce sont moins floues, ce qui aide à une potentielle segmentation. On remarquera ici que le masque est dilaté de 50 voxels soit 5 mm pour être sûr d'être robuste vis-à-vis de l'état de surface de l'objet réel.

5. Régularisation adaptée

5.1. Les différents termes de régularisation

Lors de la reconstruction tomographique, la qualité de l'image obtenue dépend de la quantité d'informations disponibles et de la méthode de régularisation utilisée pour traiter les données incomplètes. Si des informations *a priori* sont disponibles sur l'objet à reconstruire, telles que sa forme ou sa texture, il est judicieux de les exploiter pour améliorer la qualité de l'image. Cela permet également de réduire l'impact des artefacts de bruit sur la reconstruction. Dans cette optique, plusieurs méthodes de régularisation ont été proposées pour la reconstruction tomographique, telles que la régularisation parcimonieuse basée sur les gradients (Total Variation), la régularisation basée sur les formes d'onde (Wavelets) ou encore la régularisation basée sur les Non-Local-Means (NLM) [1][12].

Les *Non Local Means* sont initialement une méthode de débruitage qui exploite les redondances au sein d'une même image. Cependant, si on dispose d'une image de référence *a priori* à laquelle l'image en cours de reconstruction peut être comparée, on peut directement injecter cette information dans la reconstruction. Nous appelons cette méthode les *NLM adaptés* et elle permet d'améliorer significativement la qualité de la reconstruction tomographique [13]. Ceci revient à inclure le terme de régularisation :

$$R(x) = \sum_j \sum_{k \in N_j} \omega(k, j) \cdot (x_j - x_{a\text{ priori},j})^2$$

Où $x_{a\text{ priori}}$ représente l'image de référence simulée grâce à la CAO et recalée, x représente la reconstruction, N_j le voisinage du j -ième voxel et ω le poids local entre l'image *a priori* et la reconstruction. Plus une zone de la reconstruction en cours ressemble à la référence, plus le poids ω est fort, ce qui fait tendre davantage la reconstruction vers la référence. Au contraire, si deux zones censées être similaires ne se ressemblent pas, le terme de régularisation s'amoindrit. Cette mécanique permet de n'injecter de l'information que dans les zones de confiance, afin de ne pas négliger les éventuels défauts. Le voisinage N_j est choisi de manière à faire le meilleur compromis entre vitesse de calcul et robustesse au recalage. Plus le voisinage est grand, plus le nombre de voxels à comparer aussi, ce qui ralentit la procédure mais permet de palier à un éventuel mauvais recalage.

5.2. Les NLM adaptés

Le terme de régularisation a été testé sur le même exemple d'échantillon issu de fabrication additive que précédemment. La reconstruction régularisée est faite avec les *Penalized Weighted Least Squares* (PWLS) [13], sur 360 projections selon une trajectoire circulaire sur un

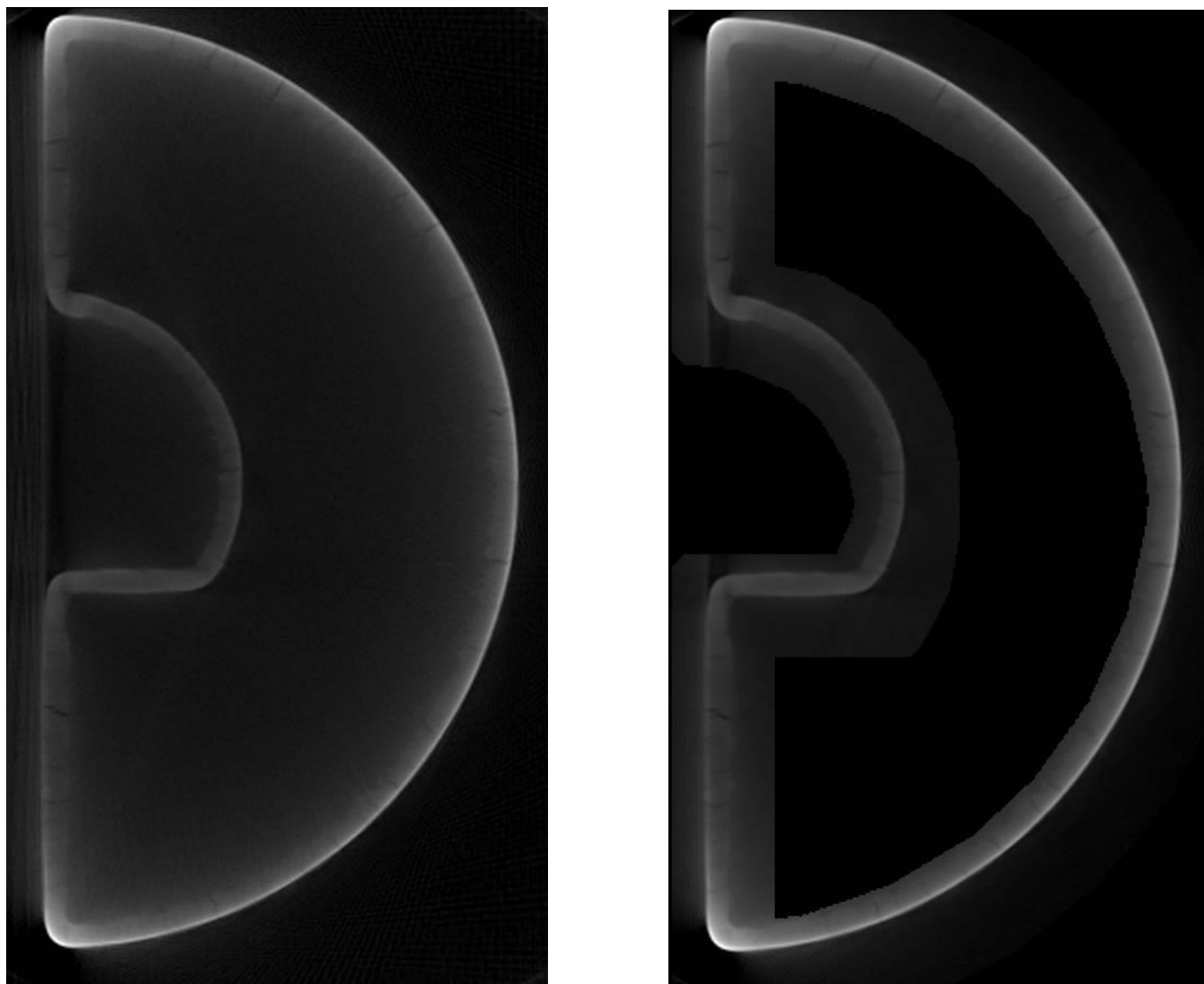


Figure 4 : Coupe de la reconstruction de la pièce de fabrication additive par FDK (gauche) et par reconstruction SIRT masquée (droite).

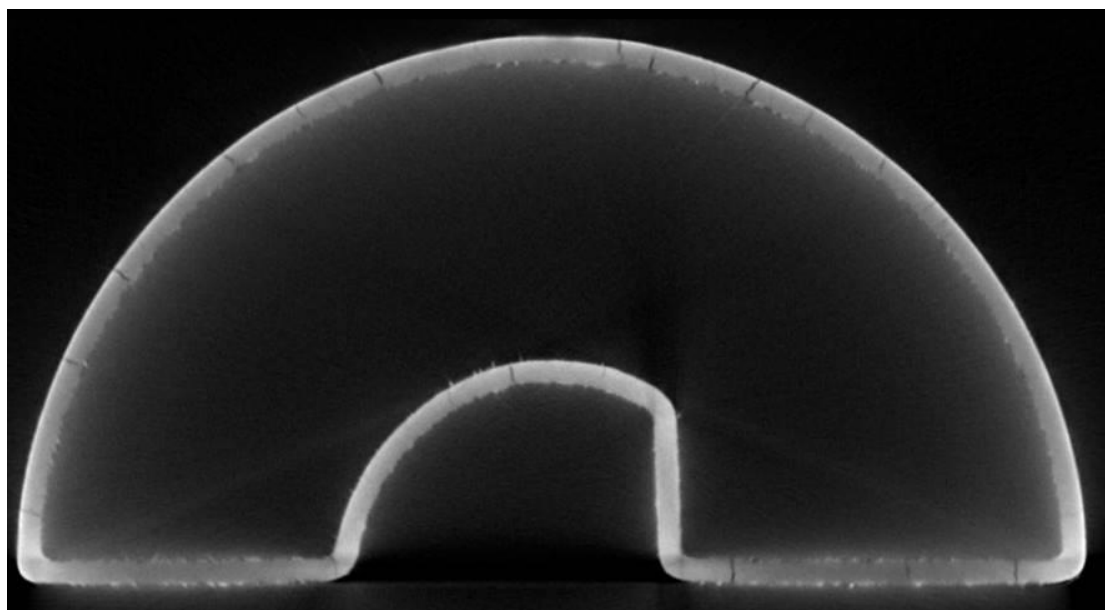


Figure 5 : Coupe de la reconstruction de la pièce de fabrication additive avec un terme de régularisation induit par les Non Local Means.

volume 1228x1228x607. La Figure 5 montre le résultat obtenu. La pièce apparaît beaucoup plus nette. Les fissures sont clairement visibles. Quelques artefacts subsistent notamment aux angles, mais le résultat reste supérieur aux versions non-régularisées.

6. Conclusions

Cet article présente une approche complète de la tomographie par rayons X en se concentrant sur plusieurs aspects clés du processus, notamment la sélection des vues et la reconstruction.

La méthode de choix des vues proposée a démontré son efficacité en permettant une acquisition optimale des données qui minimise les artefacts. En exploitant les caractéristiques uniques de chaque vue, cette approche a permis d'améliorer considérablement la qualité globale de la reconstruction tomographique.

Afin d'inclure efficacement les informations a priori, un recalage est nécessaire. L'Inverse Perspective Matching a été utilisé pour recalibrer le modèle CAO à partir de deux vues expérimentales perpendiculaires. L'efficacité de cette méthode a été démontré sur un cas expérimental.

Une fois le recalage effectué, il est possible de masquer les voxels inutiles à la reconstruction. L'utilisation de la reconstruction masquée a permis de supprimer efficacement les structures indésirables et les bruits de fond dans les images reconstruites. Grâce à cette technique, une amélioration significative de la clarté et de la précision des résultats a été obtenue, permettant une interprétation plus précise des données.

Enfin, la reconstruction régularisée par NLM a été introduite comme une approche prometteuse pour la tomographie par rayons X. Cette méthode a permis de réduire les artefacts de bruit et d'améliorer la résolution spatiale des images reconstruites en exploitant les similitudes locales entre les voxels. Les résultats ont montré une nette amélioration de la qualité des reconstructions, offrant ainsi de nouvelles perspectives pour des applications industrielles et de recherche.

Références

[1] A. Buades, B. Coll, and J. -M. Morel. "A non-local algorithm for image denoising". 2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'05). Vol. 2. 2005, 60–65 vol. 2. doi: 10.1109/CVPR.2005.38.

[2] N. Grozmani, R. H. Schmitt, and A. Buratti. "Investigating the influence of workpiece placement on the uncertainty of measurements in industrial computed tomography". e-Journal of Nondestructive Testing (2019).

[3] C. Heinzl, J. Kastner, A. Amirkhamov, et al. "Optimal specimen placement in cone beam X-ray computed to-

mography". NDT & E International (Sept. 2012). doi: 10.1016/j.ndteint.2012.05.002.

[4] F. Bauer, D. Forndran, T. Schromm, et al. "Practical Part-Specific Trajectory Optimization for Robot-Guided Inspection via Computed Tomography". Journal of Nondestructive Evaluation 41 (July 2022), p. 54. doi: 10.1007/s10921-022-00888-9.

[5] A. Fischer, T. Lasser, M. Schrapp, et al. "Object Specific Trajectory Optimization for Industrial X-ray Computed Tomography". Scientific Reports 6 (Jan. 2016), p. 19135. doi: 10.1038/srep19135.

[6] A. Presenti, J. Sijbers, A. den Dekker, et al. "CAD-based defect inspection with optimal view angle selection based on polychromatic X-ray projection images". Feb. 2019.

[7] V. Bussy, C. Vienne, and V. Kaftandjian. "Fast algorithms based on Empirical Interpolation Methods for selecting best projections in Sparse-View X-ray Computed Tomography using a priori information". NDT & E International 134 (2023), p. 102768. doi: <https://doi.org/10.1016/j.ndteint.2022.102768>.

[8] V. Bussy. "Best projections selection algorithm based on constrained QDEIM for sparse-views X-ray Computed Tomography". 27 February - 2 March 2023 in Fürth, Germany, e-Journal of Nondestructive Testing Vol. 28(3). doi: <https://doi.org/10.58286/27705>.

[9] E. Marchand, H. Uchiyama, and F. Spindler. "Pose Estimation for Augmented Reality: A Hands-On Survey". IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics 22.12 (2016), pp. 2633–2651. doi: 10.1109/TVCG.2015.2513408.

[10] V. Bussy and C. Vienne. "Robust 3D/2D hybrid registration for integrating a priori CAD model into X-ray Computed Tomography". ORASIS 2021. Centre National de la Recherche Scientifique [CNRS]. Saint Ferréol, France, Sept. 2021.

[11] Sparse-View X-Ray CT Reconstruction using CAD Model Registration. Vol. 2022 49th Annual Review of Progress in Quantitative Nondestructive Evaluation. Quantitative Nondestructive Evaluation. V001T13A001. July 2022. doi: 10.1115/QNDE2022-98042.

[12] P. Paleo. "Méthodes itératives pour la reconstruction tomographique régularisée". Thèse de doctorat dirigée par Desvignes, Michel et Mirone, Alessandro Signal image parole telecoms Université Grenoble Alpes (ComUE) 2017. PhD thesis. 2017.

[13] H. Zhang, J. Huang, J. Ma, et al. "Iterative Reconstruction for X-Ray Computed Tomography Using Prior-Image Induced Nonlocal Regularization". IEEE Transactions on Biomedical Engineering 61.9 (2014), pp. 2367–2378. doi: 10.1109/TBME.2013.2287244.

[14] Fabien Momey, Loïc Denis, Catherine Mennessier, Éric Thiébaud, Jean-Marie Becker, et al.. A B-spline based and computationally performant projector for iterative reconstruction in tomography - Application to dynamic X-

ray gated CT. 2012 Second International Conference on Image Formation in X-Ray Computed Tomography, Jun 2012, Salt Lake City, United States. T3 pp157-160. (ujm-00715785)

[15] Anthony Cazanoves. Représentation par maillage adapté pour la reconstruction 3D en tomographie par

rayons X. Traitement du signal et de l'image [eess SO] INSA de Lyon, 2015 Français.

[16] Ohtake, Y., Nagai, Y., & Suzuki, H. (2019). Octree CT Volume Based Reconstruction and Shape Extraction for Processing Massive X-ray Projection Data. International Symposium on Digital Industrial Radiology and Computed Tomography, 2 – 4 July 2019 in Fürth, Germany. <https://www.ndt.net/?id=24752>