THÈSE PRÉSENTÉE

POUR OBTENIR LE GRADE DE

DOCTEUR

DE L'UNIVERSITÉ DE BORDEAUX

ÉCOLE DOCTORALE DE MATHÉMATIQUES ET

INFORMATIQUE

Par **Nina LASSALLE-ASTIS**

Développement d'une méthodologie hybride d'augmentation des données : Application à la détection de défaut supervisée en tomographie RX

Sous la direction de : **Pascal DESBARATS**

Soutenue le 10 juillet 2026

Membres du jury :

M. Pascal DESBARATS	Professeur	Université de Bordeaux	Directeur
M. Simon RIT	Directeur de Recherche	CNRS	Rapporteur
M. Franck VIDAL	Professeur	STFC	Rapporteur
M. Bertrand KERAUTRET	Professeur	Université de Lyon	Président
M. Peter MOONEN	Professeur	UPPA	Examinateur
Mme Julie LARTIGAU	Professeure associée	Université de Bordeaux	Examinatrice

Membres invités :

M. Fabien BALDACCI	Maître de conférence	Université de Bordeaux	Co-encadrant
M. Romain BRAULT	Ingénieur	Cetim	Invité

Développement d'une méthodologie hybride d'augmentation des données :

Application à la détection de défaut supervisée en tomographie RX

Nina LASSALLE-ASTIS

Remerciements

Au terme de ces trois années de thèse, je souhaite adresser mes sincères remerciements à toutes les personnes qui ont contribué, de près ou de loin, à ce travail.

Je tiens tout d'abord à remercier mes encadrants de thèse : Pascal Desbarats, Fabien Baldacci et Romain Brault. Merci à Pascal pour son accompagnement tout au long de ces années, pour les nombreuses discussions scientifiques, pour sa disponibilité et pour la confiance qu'il a accordée à mes idées. Nos échanges ont largement contribué à nourrir ma réflexion et à construire les travaux présentés dans ce manuscrit. Merci à Fabien pour son implication dans le suivi de cette thèse, pour son écoute et pour le regard complémentaire qu'il a porté sur mes travaux. Ses questions et ses remarques m'ont souvent aidée à clarifier et structurer ma réflexion. Merci à Romain pour son investissement dans le projet, pour le temps consacré à nos échanges et pour sa volonté constante de relier les problématiques scientifiques aux enjeux industriels. Son accompagnement a permis d'ancrer ces travaux dans des perspectives concrètes et de renforcer leur portée applicative. Je remercie mes encadrants dans leur ensemble pour leur disponibilité, leur soutien et leur ouverture à mes propositions, qui m'ont permis de développer ce sujet avec curiosité, autonomie et créativité.

Je souhaite également remercier les membres de mon jury de thèse. Je remercie Bertrand Kerautret pour avoir accepté de présider ce jury. J'adresse mes remerciements à Franck Vidal et Simon Rit pour le temps consacré à l'évaluation de ce manuscrit ainsi que pour leurs rapports et leurs remarques constructives. Je remercie également les examinateurs, Julie Lartigau et Peter Moonen, pour l'intérêt qu'ils ont porté à mes travaux, pour leurs questions et pour les échanges enrichissants qui ont eu lieu lors de la soutenance. Je tiens aussi à remercier Fabrice Echevarria pour sa présence lors de ma soutenance.

Mes remerciements vont également à l'ensemble de mes collègues du LaBRI et du Cetim. Merci pour les échanges scientifiques, les conseils, les discussions du quotidien et les moments de convivialité qui ont rythmé ces années de thèse. J'ai une pensée particulière pour ceux qui m'ont soutenue dans les périodes plus difficiles, par leur écoute, leur présence et leurs encouragements. Je tiens également à remercier toutes les personnes qui ont assisté à ma soutenance, en présentiel ou à distance. Leur présence a donné une dimension particulière à ce moment d'aboutissement et m'a beaucoup touchée.

Enfin, je souhaite remercier ma famille ainsi que mes proches. Leur soutien indéfectible, leur confiance et leur présence tout au long de cette aventure ont été essentiels. Ils ont su m'encourager dans les moments de doute comme dans les moments de réussite et je leur en suis profondément reconnaissante.

À toutes celles et ceux qui ont contribué à cette aventure scientifique et humaine, merci.

Développement d'une méthodologie hybride d'augmentation des données : Application à la détection de défaut supervisée en tomographie RX

Résumé : Pour le cas de la fabrication additive, la technologie de contrôle par tomographie RX apparaît comme une perspective très pertinente pour traiter les besoins de contrôle des pièces mécaniques, du fait de leur complexité géométrique (formes internes fonctionnelles), de la structuration des matériaux et des typologies de défauts inhérents à ces technologies. L'analyse des données en tomographie peut être longue et coûteuse sur des séries de pièces importantes du fait de la forte mobilisation de ressources humaines, y compris sur des tâches à faible valeur ajoutée et parfois répétitives. L'automatisation doit également permettre de concentrer les compétences des opérateurs qualifiés en présence d'indications complexes à classifier, c'est-à-dire sur des opérations à forte criticité et valeur ajoutée. Cette thèse propose une méthodologie hybride d'augmentation des données opérant directement dans le domaine des projections. L'approche exploite les propriétés mathématiques de la transformée de Radon pour extraire, modéliser et injecter des défauts de manière contrôlée dans un volume cible, sans passer par une reconstruction volumique préalable. Elle repose sur trois modules complémentaires : une extraction itérative des signatures sinusoïdales de défauts dans les sinogrammes, une reconstruction surfacique réaliste de défauts en 3D et une méthodologie de synthèse dans des pièces industrielles cibles. Les bases de données sont générées automatiquement à partir de sinogrammes synthétiques de défauts réalistes. Adaptées à l'apprentissage profond, elles ont permis d'entraîner et d'évaluer des modèles de segmentation tels qu'UNet et YOLO, démontrant la pertinence de l'augmentation volumique via le sinogramme pour améliorer la segmentation dans des géométries simples comme complexes.
Mots-clés : Détection de défauts, Tomographie, Augmentation de données, Apprentissage profond

---

Development of a hybrid data augmentation methodology : Application to supervised defect detection in X-ray tomography

Abstract : In the case of additive manufacturing, the X-ray tomography inspection technology appears to be a very relevant perspective for dealing with the inspection needs of mechanical parts, due to their geometric complexity (internal functional shapes), the structuring of materials and the types of defects inherent to these technologies. The analysis of tomographic data can be long and costly on large series of parts due to the high mobilization of human resources, including on tasks with low added value and sometimes repetitive. Automation should also allow qualified operators to focus their skills when complex indications need to be assessed, particularly in high-criticality and high value-added operations. This thesis introduces a hybrid data-augmentation methodology operating directly in the projection domain. The approach leverages the mathematical properties of the Radon transform to extract, model and controlled injection of defects into target volumes without requiring prior reconstruction. It is built upon three complementary modules : an iterative extraction of sinusoidal defect signatures in sinograms, a realistic 3D surface reconstruction of defects and a synthesis strategy enabling their insertion into target industrial parts. The resulting datasets are generated automatically from synthetic sinograms of realistic defects. Designed for deep-learning applications, they were used to train and evaluate segmentation models such as UNet and YOLO, demonstrating the relevance of volumetric augmentation in the sinogram domain to improve segmentation performance across both simple and complex acquisition geometries.
Keywords : Deep Learning, Tomography, Defect detection, Data augmentation

---

Unité de recherche
LaBRI, Université de Bordeaux, 351 Cours de la Libération, F-33405 Talence Cedex FRANCE

Glossaire des acronymes

ART *Algebraic Reconstruction Technique* (Technique de reconstruction algébrique)

BDD Base de données

CAO Conception assistée par ordinateur

Cetim Centre technique des industries mécaniques

CNN *Convolutional Neural Network* (Réseaux de neurones à convolutions)

CoCr Chrome-Cobalt

CoM Centre de masse

CND Contrôle non destructif

CNR *Contrast-to-Noise Ratio* (Rapport contraste à bruit)

DNN *Deep Neural Network* (Réseaux de neurones profonds)

ESD *Equivalent Spherical Diameter* (Diamètre sphérique équivalent)

FBP *Filtered Back-Projection* (Rétroprojection filtrée)

FOV *Field Of View* (Champ de vue)

GPU *Graphics Processing Unit* (Processeur graphique)

GT *Ground Truth* (Vérité Terrain)

IoU *Intersection over Union* (intersection sur l'union)

IQI Indicateur Qualité d'Image

L-PBF *Laser Powder Bed Fusion* (Fusion par laser sur lit de poudre)

LoF *Lack of Fusion* (Manque de fusion)

MAP *Maximum A Posteriori*

mAP *mean Average Precision* (moyenne des précisions)

NIST *National Institute of Standards and Technology* (Institut national des normes et de la technologie)

POC Preuve de concept

PSNR *Peak Signal-to-Noise Ratio* (Rapport signal sur bruit de crête)

RBM *Region Boundary Matrix* (Matrice de délimitation des régions)

ROI *Region of Interest* (Région d'intérêt)

RS Représentation spatiale

RST *Rotation, Scaling, Translation* (Rotation, Changement d'échelle, Homothétie)

SART *Simultaneous ART* (ART simultané)

SHT *Sinusoidal Hough Transform* (Transformée de Hough sinusoïdale)

SIFT *Scale-Invariant Feature Transform* (Transformation de caractéristiques visuelles invariante à l'échelle)

SinoDAM *Sinogram Dataset Augmentation Methodology* (Méthodologie d'augmentation de BDD de sinogrammes)

SLA Stéréolithographie

SSIM *Structural Similarity Index Measure* (Indice de similarité structurelle)

SNR *Signal-to-Noise Ratio* (Rapport signal à bruit)

TTBH *Triangle Threshold for Bimodal Histograms* (Seuil triangulaire pour histogrammes bimodaux)

TV *Total Variation* (Variation totale)

XCT *X-ray Computed Tomography* (Tomographie RX)

YOLO *You Only Look Once* (Détection d'objets en temps réel)

Liste des notations mathématiques

$M_{\mathbf{RS}} = \{(a_l, \varphi_l)\}_{l=1}^{L}$ Ensemble des L couples polaires extraits, où chaque couple définit une représentation spatiale RS_l sur la grille polaire $(\mathcal{A} \times \Phi)$

$(a, \varphi)_{l \in \mathbb{N}}$ Couple amplitude-angle représentant un point dans l'espace polaire $(\mathcal{A} \times \phi)$

$(a^*, \varphi^*)_{l \in \mathbb{N}}$ Couple amplitude-angle représentant un point dans l'espace optimal $(\mathcal{A}^* \times \phi^*)$

$(x, y)_{l \in \mathbb{N}}$ Couple représentant un point dans l'espace cartésien $(X \times Y)$

$(\tilde{a}, \tilde{\varphi})_{l \in \mathbb{N}}$ Couple amplitude-angle représentant un point dans l'espace approximé $(\tilde{\mathcal{A}} \times \tilde{\phi})$

$(a_{\mathbf{déf}}, \varphi_{\mathbf{déf}})_{k \in \mathbb{N}}$ Couple amplitude-angle représentant un point dans l'espace des déformations $(\mathcal{A}_{\text{déf}} \times \phi_{\text{déf}})$

(ρ, θ) Système de coordonnées polaires avec ρ la distance radiale et θ l'angle de rotation physique associé à ρ

$f(x, y)$ Image exprimée dans l'espace cartésien

$(N_{\mathbf{proj}} \times N_{\mathbf{pix}} \times H)$ Taille du sinogramme volumique

$\mathcal{R}_f$ Transformée de Radon de l'image f : $\mathcal{R}_f(\rho, \theta)$ dans le cas continu, avec ρ la coordonnée radiale et θ l'angle de projection ; $\mathcal{R}_f[k, \theta_p]$ dans le cas discret, où k indexe les positions discrètes sur le détecteur et p les projections.

$\mathcal{R}_f^{-1}$ Transformée inverse de Radon de l'image f

$\mathcal{D}^s$ Espace total des défauts dans la coupe s

$\mathcal{D}^{(3D)}$ Espace total des défauts dans le volume $(N_{\text{proj}} \times N_{\text{pix}} \times H)$

D^{s*} Extractions idéales après la dernière étape d'extraction

$\{S^s\}_{s=1}^{H} \in \mathcal{S}$ Ensemble des sinogrammes de l'échantillon où s indexe les coupes suivant la hauteur de l'échantillon et H désigne le nombre total de coupes

$S_{\mathbf{sim}} \in \mathcal{S}$ Sinogramme simulé, généré numériquement

$S_{\mathbf{mes}} \in \mathcal{S}$ Sinogramme mesuré, issu de l'acquisition CT

$S_{\mathbf{défauts}} \in \mathcal{S}$ Sinogramme des défauts extraits

B Masque binaire

U Filtre médian

τ Seuil ou taux

M Matrice

μ Moyenne ou atténuation, selon le contexte

σ Écart-type

γ^* Intensité optimale après la première extraction

$(V_n)_{n \in \mathbb{N}}$ TV associée aux RS extraites à l'itération n

$(N_n)_{n\in\mathbb{N}}$ Nombre de RS détectées à l'itération n

$\mathcal{N}$ Distribution uniforme

K Noyau de convolution

I Intensité dans l'image

Table des figures

1.1 Représentation schématique du procédé type L-PBF [68] 9
1.2 Influence des paramètres procédé sur les morphologies de porosités en fabrication additive LPBF selon l'équation 1.1 : visualisations de porosités (à gauche) type keyhole et (à droite) type LoF 10
1.3 Échantillon en CoCr : géométrie, projection CT et détails internes (a) disque en CoCr et cylindres évidés utilisés (b) image CT correspondante (c) zoom sur les porosités 11
1.4 Représentations 3D de défauts typiques observés dans les pièces L-PBF. (à gauche) cavité quasi-sphérique de type keyhole. (à droite) LoF, de forme irrégulière et allongée 12
1.5 Vue d'ensemble des données manipulées dans ce travail. Les données disponibles expérimentalement (en gris) : l'échantillon inspecté et les coupes du volume reconstruit permettant l'observation des défauts. À partir de ces informations sont obtenues les données utilisées (en rouge) : la donnée de travail et sa vérité terrain associée 13
1.6 Illustrations complémentaires du fonctionnement d'une source RX [18] : (a) tube à anode tournante et géométrie du faisceau (b) mécanisme de production des RX au niveau du foyer 17
1.7 Illustration des principales géométries en tomographie RX : conique (source ponctuelle et détecteur plan), plane (faisceau collimaté et détecteur linéaire) et parallèle (faisceau quasi-parallèle) avec mise en évidence des distances $d_{\text{S-O}}$ et $d_{\text{S-D}}$ 18
1.8 Protocole habituel de travail pour l'analyse de défauts dans les pièces métalliques fabriquées par des procédés additifs : impression, scan de la pièce d'étude, reconstruction et post-reconstruction/analyse 18
1.9 Installations XCT du site de Pau : (a) 600 kV Rayscan, (b) 450 kV MesoFocus et (c) 140 kV Siemens 19
1.10 Illustration de la transformée de Radon et de la rétroprojection [80]. (a) projection de l'image $f(x, y)$ selon un angle θ, donnant la projection $\mathcal{R}_\theta(\rho)$ (b) rétroprojection de cette même projection sur tout le plan suivant l'angle θ 21
1.11 Schéma illustrant la formation d'un sinogramme [18] 22
1.12 Sinogrammes issus d'une simulation d'une acquisition par le logiciel NoviSim d'une pièce de référence : sinogramme (brut) d'intensité (en haut) et sinogramme corrigé pour obtention du sinogramme d'atténuation par application de la loi de Beer-Lambert (en bas) 23
1.13 Comparaison des géométries d'acquisition parallèle (haut) et *fan-beam* (bas), illustrées avec leurs sinogrammes respectifs 23

1.14 Lien entre les projections et le sinogramme d'un IQI en géométrie parallèle. (a) Projections acquises pour différentes orientations de l'objet (0°, 30°, 60°, 90°, 180° et 240°). (b) Sinogramme obtenu par l'empilement des profils de projection en fonction de l'angle d'acquisition au niveau d'une même coupe centrale dans les projections 24
1.15 Illustration du passage du domaine continu $f(x, y)$ (a) à une grille discrète (b) : chaque pixel $[i, j]$ regroupe l'ensemble des points (x, y) qu'il contient et leur attribue une intensité constante 25
1.16 Non unicité du problème inverse après extraction d'enveloppe dans le domaine de Radon : plusieurs configurations spatiales produisent la même enveloppe. (à gauche) les points rouges correspondent aux points anguleux (singularités) du carrée. Leur transformée de Radon génère des sinusoïdes dont l'enveloppe est extraite Cette enveloppe agrège l'information mais ne permet plus d'identifier les contributions individuelles des points initiaux. (à droite) Lors de la reconstruction à partir de cette enveloppe seule : on ne retrouve pas les points rouges et on obtient un ensemble de solutions compatibles (points bleus), formant une famille de reconstructions possibles 26
1.17 Processus de projection et rétroprojection [34] : (a) image du phantom de Shepp-Logan (b) sinogramme obtenu à partir de plusieurs projections. Chaque ligne correspond à une projection angulaire et chaque colonne à la somme des intensités traversées pour chaque module ρ (c) image reconstruite par rétroprojection du sinogramme 27
1.18 Visualisation graphique du théorème de la coupe centrale [66] : le calcul d'une projection et sa multiplication par une onde sinusoïdale (lignes en tirets) revient à extraire une composante fréquentielle via une convolution bidimensionnelle avec la fonction de base de Fourier correspondante (lignes en pointillés fins) 29
1.19 Échantillonnage radial du domaine de Fourier en tomographie parallèle. . . 30
1.20 Exemple schématique d'une architecture CNN appliquée à des défauts segmentés dans des coupes 2D : architecture d'un réseau de neurones convolutif appliqué à des défauts segmentés dans des coupes 2D traitées par plusieurs couches de convolution puis par des couches entièrement connectées pour la classification en deux classes OK et NOK 35
1.21 Schéma simplifié de l'architecture type de l'UNet 38
1.22 Schéma simplifié de l'architecture type YOLO : pré-traitements, extraction de caractéristiques, têtes de prédiction dédiées à la détection et à la segmentation, puis production des coordonnées, des scores de confiance et des sorties finales (boîtes englobantes et masques) 38
1.23 Chaîne de traitement d'augmentation synthétique de défauts dans les sinogrammes pour générer une BDD réaliste et entraîner des modèles de détection automatique 40

2.1 Logigramme simplifié des phases de Prétraitements et d'Extractions en 2D du module d'**Extraction 2D** incluses dans la séquence des autres traitements (chapitres 3 et 4) et du déploiement (chapitre 5) 45
2.2 Représentation polaire des RS 48
2.3 Méthode préliminaire de synthèse : extraction des signatures de défauts dans le sinogramme et injection contrôlée dans un phantom numérique afin de générer de nouveaux scénarios dans un même support 49

2.4 Illustration des RS à partir d'un sinogramme de la coupe s : (a) sinogramme complet d'une coupe avec ses projections et reconstruction associée via $\mathcal{R}_f^{-1}$, produisant une image où chaque pixel $(x_l,\ y_l)$ correspond à une paire $(a_l,\ \varphi_l)$ issue de la matrice M (b) sinogramme filtré contenant uniquement les défauts et reconstruction associée avec suivi des RS des centres de masse (CoMs) des défauts dans les deux espaces 51
2.5 Visualisation des sous-espaces de défauts extraits D^s, $\widetilde{D}^s$ et D^{s*} dans l'espace global $\mathcal{D}^s$ 52
2.6 Visualisation des extractions de porosités d'un échantillon sur quelques coupes : ces défauts sont ensuite isolés puis leurs RS associées sont projetées dans l'espace de Radon 53
2.7 Processus de segmentation volumique et d'extraction des porosités du même échantillon : les RS sont associés à un espace 3D puis les défauts sont segmentés 54
2.8 Logigramme simplifié des phases de Prétraitements et d'Extractions en 2D. À partir d'un sinogramme initial S_{mes}, la chaîne de traitement permet d'extraire le sinogramme des défauts $S_{\text{défauts}}$ pour une coupe s (équation 2.6) avec les principales fonctions avec algorithmes associés 55
2.9 Sinogrammes 3D simulés $S_{\text{sim}}(\gamma)$ à partir de deux masques binaires carrés et disques appliqués à une coupe de l'échantillon f et son sinogramme 3D associé $\mathcal{R}_f$ (d'après l'équation 2.3). Deux géométries sont comparées : une section carrée (a) et une section disque (b) 57
2.10 La série de sinogrammes (γ_1 à γ_8) (a) illustre en (a) l'effet de différents gains d'intensité appliqués au sinogramme simulé S_{sim} d'une coupe s. Les deux graphiques en (b) présentent respectivement l'évolution du CNR (voir l'équation 2.7) et de l'intensité maximale de la différence entre sinogrammes simulé et mesuré, en fonction du paramètre d'intensité γ 59
2.11 Sinogramme simulé S_{sim} d'une coupe masquée de l'échantillon de CoCr et son sinogramme 3D associé (a) et histogrammes des intensités pour les sinogrammes bruts (gauche) et tronqués (droite) (b) 60
2.12 Sinogramme des défauts ($S_{\text{défauts}}$) généré à partir d'une section en forme de disque, illustrant les traces de défauts détectées : (à gauche) vues de sinogramme 3D mettent en évidence les traces de défauts accumulées avec les RS totales extraites (en pointillés rouges) et (à droite) histogramme associé tronqué 61
2.13 Histogrammes des niveaux de gris de $S_{\text{défauts}}$ avec différentes méthodes de seuillage (Otsu, TTBH, moyenne, médiane, K-means) : (a) sinogrammes associés pour les seuils d'Otsu et TTBH et (b) le seuil TTBH déterminé par la distance $d_{\max}$ 62
2.14 Logigramme des extractions brutes via extracteur sinusoïdal en géométrie parallèle sur sinogrammes après prétraitements 64
2.15 Comparaison entre la vérité terrain et les compromis biais variances des méthodes SHT et iSHT 66
2.16 Convergence du seuil τ_k (pour $k = 0, 1, 2, 3, 4$) vers τ^* dans la coupe s reconstruite sur laquelle sont superposées les RS extraites (bleues) de l'espace $D^s \subset \mathcal{D}^s$ 68
2.17 Représentation du calcul de $\widetilde{\text{TV}}$ sur plusieurs RS 68

2.18 Illustration des comportements des TV et RS selon leur ordre, avec les taux de convergence respectifs τ^*_{TV} (a) et τ^*_{RS} (b) 70
2.19 Schéma d'application de la méthode itérative des extractions brutes de RS dans des coupes s de sinogrammes : extraction des signatures, dissociation et manipulation individuelle des défauts, puis reconstruction finale par R_f^{-1} 72
2.20 Validation visuelle de la méthode d'augmentation : dissociation, génération et recomposition des défauts dans un sinogramme cible (a) à partir d'un phantom synthétique, suivies d'une reconstruction (type SART) et (b) réinjection dans une coupe d'un objet cible simple simulé 73
2.21 Logigramme des extractions raffinées via extracteur sinusoïdal après extraction des RS avec un taux optimal τ^* 75
2.22 Raffinement des RS après déformations pour $a_{\text{déf}}$ fixé à 100 et $\varphi_{\text{déf}} = \{0, 1, 2, 3, 4\}$ radians sur une image binaire issue de la BDD échantillon en CoCr [51] 77
2.23 Évolution de la TV des RS au cours des étapes de déformation par la fonction `RefinedExtractor` (algorithme 7) : métrique TV (courbe bleue) et sa dérivée première (courbe orange, échelle réduite) avec une convergence au point (a^*, φ^*) 77
2.24 Résultat de l'extracteur sur une coupe simulée avec des défauts quelconques. (à gauche) le sinogramme seuillé avec RS des CoMs des défauts les plus représentatifs (colorées). (à droite) la reconstruction par FBP avec superposition des RS (en jaune) sur la vérité terrain et les CoMs associés colorés 79
2.25 Logigramme détaillé des deux phases de Prétraitements (**P1** et **P2**) et d'Extractions (**E1** et **E2**) avec notations et espaces principaux utilisés . . . 80

3.1 Logigramme simplifié des phases de l'approche 3D du module de **Synthèse dans un objet cible** s'appuyant sur les extractions 2D dans le domaine de Radon (chapitre 2) avant d'opérer aux synthèses réalistes (chapitre 4) . 85
3.2 Visualisation comparative des sinogrammes des trous de l'IQI uniquement et de leurs reconstructions associées. (en haut) il s'agit de la vérité terrain. (en bas) on montre que le sinogramme du masque associé aux traces des trous conduit à une reconstruction qui n'équivaut pas au phantom vérité terrain 86
3.3 Comparaison entre sinogramme brut et sinogramme unitaire dans le cas du phantom de l'IQI. (à gauche) les sinogrammes respectifs sont générés par la fonction `SinogramCreator` via l'algorithme 4. (à droite) les profils d'intensité extrait montre la différence entre les reconstructions type FBP . 90
3.4 Le sinogramme brut (à gauche) synthétisé et le sinogramme unitaire (environ 27 000 RS) de deux défauts de fabrication additive combinés. (à droite) la reconstruction associée dont l'intensité maximale est d'environ 1, grâce au travail sur sinogrammes unitaires 91
3.5 Résultat de la génération d'un sinogramme unitaire (c) à partir d'une coupe de défaut d'une BDD simulée avec des défauts réalistes provenant de l'échantillon de CoCr. Après l'extraction du défaut de type keyhole repéré avec une flèche rouge (a), on procède à son rééchantillonnage (b) afin de construire le sinogramme (c) puis sa reconstruction (type FBP) associée (d) 92

3.6 Comparaison entre sinogramme brut et sinogramme unitaire d'une coupe du phantom en CoCr. (à gauche) les sinogrammes respectifs sont affichés : le sinogramme brut (en haut) et le sinogramme unitaire (en bas), chacun accompagné de sa reconstruction associée (type FBP) 93
3.7 Résultat de la génération d'un sinogramme unitaire (c) d'une coupe de défaut binaire exemple (n°3) de l'échantillon de CoCr via l'algorithme 4 où le défaut sélectionné dans (a) est ré-échantillonné dans (b) 93
3.8 Analyse du sinogramme unitaire reconstruit par FBP d'une coupe du phantom en CoCr. (à gauche) les segments de pixels extraits dans la coupe reconstruite. (à droite) les profils associés superposés 94
3.9 Sinogramme unitaire reconstruit par FBP du défaut extrait (n°3) de l'échantillon de CoCr (a) avec extraction d'une ligne de pixels comparée à la vérité terrain (b) présentée dans le graphe par des profils 94
3.10 Vue d'ensemble pour la génération de défauts volumiques après extraction de RS. On présente les deux étapes du chapitre 3 : la segmentation pour la génération de sinogrammes unitaires et le maillage de porosités afin de préparer la future synthèse dans un objet cible 97
3.11 Connexité 6, connexité 18 et connexité 26 (de gauche à droite) [88] 98
3.12 Chaîne de traitement pour la génération de défauts volumiques à partir de sinogrammes 2D 102
3.13 Distributions des caractéristiques de chaque porosité segmentée de l'échantillon de CoCr : approximation gaussienne (courbe rouge) 103
3.14 Distributions des caractéristiques de chaque porosité après les extractions corrigées : approximation gaussienne (courbe rouge) 103
3.15 Comparaison entre les défauts de référence CoCr et les défauts obtenus après extraction 104
3.16 Illustration des deux problématiques motivant l'étape facultative (a) contraintes physiques de discrétisation et de contenu fréquentiel (b) structure multi-couche issue de notre extracteur 106
3.17 Exemple d'un lissage Laplacien d'un nuage de points maillés associé à un défaut de fabrication additive 106
3.18 Illustrations des maillages avant et après traitements. (à gauche) centroïdes avec des placements bruités (flèches rouges). (à droite) les centroïdes obtenus après traitements 107
3.19 Exemple de corrections des CoMs et du maillage sur un défauts extrait dans l'échantillon de fabrication additive 109
3.20 Synthèse de défauts extraits et réinjectés dans des sinogrammes associés à des coupes d'objets cibles puis reconstruits. Les reconstructions sont étudiées qualitativement via les critères de SSIM et PSNR (b, d, f) 111
3.21 Autres synthèses de sinogrammes reconstruits dans des coupes d'objets cibles simples simulés 112
3.22 Schéma de synthèse de défauts types LoF et keyhole sur un objet simple : les sinogrammes unitaires des défauts sont injectés dans celui de l'objet puis reconstruits 113
3.23 Illustration de la synthèse de défauts dans des objets simples, coupes et étiquettes associée. (à gauche) visualisation en 3D et coupe (en rouge) dans les objets cibles (au centre) boîte englobante autour des défauts (à droite) segmentation des défauts après l'application des méthodologies iSHT et de reconstruction de surfaces 114

3.24 Présentation de la CAO du corps de pompe . . . 114
3.25 Exemples de sinogrammes et leur reconstruction associée de type FBP d'un corps de pompe industriel, augmentés par injection manuelle de sinogrammes unitaires de défauts extraits de la base CoCr : défauts de type LoF et keyhole insérés manuellement directement dans les sinogrammes (à gauche) sans reconstruction préalable . . . 115

4.1 Logigramme simplifié des phases de l'approche 3D du module de **Synthèse dans un objet cible** s'appuyant sur les extractions 2D augmentées en 3D (chapitre 3) afin d'opérer des synthèses réalistes avant le déploiement (chapitre 5) . . . 120
4.2 Logigramme simple de la méthodologie de génération de la RBM . . . 121
4.3 Illustration du processus d'association entre les coordonnées dans le domaine de Radon et les points dans le domaine cartésien sur un sinogramme exemple. (de gauche à droite) sinogramme seuillé avec repérage des coordonnées exemple (de (u_0, v_0) jusqu'à $(u_n, v_n)_{n\in\mathbb{N}}$) avec des RS associées possible, puis des points solutions possible (x_0, y_0) et (x_n, y_n) dans l'espace image via une isosurface avant de reconstruire le masque . . . 126
4.4 Illustration de la chaîne de traitement pour l'augmentation tridimensionnelle de défauts dans l'espace de Radon . . . 128
4.5 Principe de génération de la RBM dans le domaine de Radon adaptable à chaque volume cible à partir de $\mathbf{S}_{\text{target}}$: extraction des bandes passantes sur les intensités BW_I et sur les amplitudes $BW_{\mathcal{A}}$ afin d'extraire un point intérieur représentatif de la forme pour l'injecter dans un algorithme de remplissage . . . 129
4.6 Logigramme d'injection d'un défaut maillé 3D dans un volume contraint illustrant l'algorithme 14 avec la fonction `SinoDAM` : chaque étape correspond à une transformation ou une mise à jour du défaut dans l'espace $\mathcal{D}^{(3D)}$, jusqu'à son intégration dans le volume S_{aug} sous contraintes M_{RBM} . . . 130
4.7 Chaîne de traitement pour la génération de sinogrammes 2D réalistes : le processus inclut l'extraction, la segmentation, la transformation et l'insertion de défauts dans des objets cibles, avec validation morphologique à chaque étape . . . 132
4.8 Chaîne de génération de sinogrammes réalistes. La méthodologie SinoDAM combine : (i) iSHT et traitement des maillages, (ii) transformations géométriques des défauts, (iii) insertion sous contraintes dans l'objet cible, pour produire des sinogrammes 3D réalistes en grande quantité. . . . 134
4.9 Illustration du sinogramme volumique et de son interprétation géométrique. (à gauche) emplacement des défauts (keyhole en vert, LoF en orange) dans le volume cible reconstruit et maillé. (au centre) sinogramme volumique et (à droite) trajectoires tridimensionnelles des défauts dans le domaine de Radon (courbes extrudées dans le sinogramme du cylindre) . . . 135
4.10 Cartographie de l'erreur géométrique normalisée entre le maillage de vérité terrain et le maillage obtenu après injection de défauts, reconstruction FBP et extraction de surface . . . 137

4.11 Comparaison géométrique entre les défauts de type LoF et keyhole, de référence et ceux extraits après injection et reconstruction de surfaces. Les cartes de couleurs représentent l'erreur relative normalisée calculée sur les sommets des maillages et les vues 3D illustrent la superposition des vérités terrain et des défauts extraits dans leurs sphères englobantes respectives . . 138
4.12 Schéma illustrant la méthodologie SinoDAM pour la synthèse réaliste de sinogrammes. (à gauche) un objet cible simulé de référence et des défauts extraits, les défauts sont ensuite insérés dans l'objet cible sous contraintes pour générer des sinogrammes réalistes, comme indiqué dans le cadre rouge (à droite) 141
4.13 Synthèses dans l'objet de référence simulé après le SinoDAM : (a) 10 défauts, (b) 20 défauts et (c) 100 défauts 142
4.14 Augmentations massives sur plusieurs objets cibles simples simulés avec 300 défauts par le SinoDAM 142
4.15 Augmentation guidée par une carte de distribution. (à gauche) l'objet cible et les défauts à injecter. (au centre) la carte de distribution définissant les zones préférentielles. (à droite) le résultat après insertion de 100 défauts selon une carte de distribution spécifique, simulant des contextes industriels réalistes 143
4.16 Augmentation sur un objet cible industriel de type "plaquette carbure" avec des scénarios d'augmentation potentiellement infinis générés par le SinoDAM avec l'insertion de 100 défauts 144

5.1 Chaîne de traitement menant à la synthèse réaliste de sinogrammes 3D, intégrant les modules **iSHT**, traitements réalistes des défauts extraits et **SinoDAM** 149
5.2 Logigramme simplifié des phases de l'approche 3D du module de **Déploiement** s'appuyant sur la BDD synthétisée et réaliste après application du SinoDAM (chapitre 4) 150
5.3 Maillages résultant des injections réalistes de 100 défauts dans l'objet cible type plaquette carbure : (a) un exemple de synthèse, (b) défauts uniquement et (c) défaut segmenté dans l'objet total 153
5.4 Écart des centroïdes pour 100 défauts synthétisés dans l'objet cible de la "plaquette carbure" entre les défauts extraits et la vérité terrain 155
5.5 Comparaison des paramètres morphologiques entre les défauts segmentés et la vérité terrain sur des mesures de ESD (à gauche) et de sphéricité (à droite) 155
5.6 Histogrammes des paramètres morphologiques : (a) défauts segmentés, (b) vérité terrain et (c) erreurs relatives pour l'ESD et la sphéricité. 156
5.7 Temps de synthèses et taux de porosités en fonction du nombre de défauts dans l'objet cible type "plaquette carbure" 158
5.8 Maillage du volume cible avec défauts synthétisés réalistes de 800 défauts dans la plaquette carbure 158
5.9 Maillages du volume cible de la plaquette carbure avec défauts synthétisés réalistes de 1 000 défauts avec différentes vues 159
5.10 Objets cibles considérés pour l'étude : un pignon et un arbre d'engrenage issus de fabrication additive 160
5.11 Objet maillé industriel de type « pignon » 160
5.12 Maillages résultant des injections réalistes de 100 défauts dans l'objet cible type pignon : (a) un exemple de synthèse et (b) défauts uniquement 161

5.13 Objet maillé industriel de type « arbre d'engrenage » 161
5.14 Maillages résultant des injections réalistes de 100 défauts dans l'objet cible de type arbre d'engrenage : (a) objet total et (b) défauts uniquement . . . 162
5.15 Exemples d'images et de leurs étiquettes associées dans la BDD théorique pour l'entraînement du modèle `ResNet50-UNet` (où les flèches bleues mettent en évidence ce qui appartient à la structure interne) 169
5.16 Évaluations quantitatives du modèle YOLO sur la BDD théorique : (a) courbe *Precison-Recall* et (b) matrice de confusion 170
5.17 Exemples d'images et de leurs étiquettes associées dans la BDD complexe utilisée pour l'entraînement du modèle `ResNet50-UNet` (où les flèches bleues mettent en évidence ce qui appartient à la structure interne) 172
5.18 Évaluations quantitatives du modèle YOLO sur la BDD complexe : (a) courbe *Precison-Recall* et (b) matrice de confusion 172

A.1 Dessin technique de l'IQI en aluminium 187
A.2 Visuels de l'IQI : (a) CAO et (b) reconstruction (FBP et approximation d'une acquisition parallèle) du sinogramme précédent (ligne rouge pour la coupe d'étude 187
A.3 Sinogrammes et reconstructions de coupes simulées de l'IQI : (a) une coupe pleine, (b) les trous uniquement et (c) la coupe centrale 188
A.4 Sinogrammes et reconstructions associées avec les RS des trous centraux de la coupe de l'IQI : (a) RS dans l'IQI total (b) RS seulement pour les suivis des CoMs des trous 189
A.5 Les sinogrammes des trous initiaux (en haut à gauche) et tournés (en bas à gauche) révèlent leur empreinte dans l'espace de projection synthétisé à partir de la fonction `CircularPermutation` de l'algorithme 15. Les images reconstruites correspondantes (au centre) montrent la localisation spatiale des trous, avec des lignes pointillées indiquant les profils extraits. Le graphique à droite compare les profils d'intensité le long des axes sélectionnés, mettant en évidence les différences entre les trous initiaux (rouge) et tournés (bleu) 192
A.6 Le sinogramme translaté (à gauche) et les images reconstruites des trous uniquement et de l'IQI total pour une coupe centrale uniquement. (à droite) le graphique des profils d'intensité mettant en évidence les variations induites par les permutations géométriques 192
A.7 Le sinogramme déplacé aléatoirement (à gauche) et les images reconstruites des trous uniquement et de l'IQI total pour une coupe centrale uniquement (à droite) le graphique du profil d'intensité de la transformation géométrique 193

B.1 Illustration des erreurs induites par la FBP d'un pixel impulsionnel et mise en évidence des limites de la FBP : bien que l'image initiale soit constituée d'un seul pixel, sa projection génère un sinogramme étalé et la reconstruction produit une image floue avec des artefacts 195
B.2 Illustration de placement de pixels dans une image numérique et leur sinogramme associé : (a) lecture géométrique des impulsions dans l'image et (b) avec deux impulsions et formes géométriques qui ont été colorisé (centre de rotation avec croix rouges et sa correspondance après transformée de Radon avec la ligne en pointillés rouge 196

B.3 Convolution circulaire d'un pixel centré par un noyau carré uniforme sur 360 degrés (a). (à gauche, en b) l'image initiale montre un pixel rouge au centre de l'objet. (au centre) le sinogramme présente la trace associée, avec une intensité répartie sur l'ensemble des projections. (à droite) les profils extraits le long de la RS (sinusoïdale) comparent l'intensité mesurée (points bleus) à l'estimation obtenue par convolution circulaire (points verts) . . . 197
B.4 Convolution circulaire d'un pixel décentré par un noyau rectangulaire uniforme sur 360 degrés (a). (à gauche, en b) l'image initiale montre un pixel rouge au centre de l'objet. (au centre) le sinogramme présente la trace associée, avec une intensité répartie sur l'ensemble des projections. (à droite) les profils extraits le long de la RS (sinusoïdale) comparent l'intensité mesurée (points bleus) à l'estimation obtenue par le produit de la convolution circulaire par la courbe de la RS associée (points verts) 198
B.5 Proportion d'intersection entre une droite orientée et les pixels d'une grille discrète. Chaque sous-figure correspond à une orientation différente de la droite (0°, 30°, 50°, 90°). La droite bleue traverse la grille et chaque cellule affiche la proportion (normalisée) de sa surface intersectée par la droite. La colormap indique l'intensité de cette proportion, allant de 0 (aucune intersection) à 1 (intersection maximale). Cette visualisation permet d'illustrer la contribution relative de chaque pixel à une mesure intégrée le long d'une direction donnée 199
B.6 Illustration des RS en 3D en les associant à leurs intensités. Sur une région d'intérêt (rectangle rouge avec deux pixels), on observe localement la distribution des intensités associées aux RS (à gauche) 200
B.7 Données d'entrée pour l'augmentation : (a) image simulée, (b) sinogramme traité, (c) caractéristiques de vérité terrain utilisées pour l'évaluation . . . 202
B.8 Schéma de la chaîne de traitement pour l'augmentation de sinogrammes à partir d'un échantillon de fabrication additive en CoCr 204
B.9 Application de la méthode du coude sur trois intervalles de TV moyenne . 207
B.10 Résultat de défaut dissocié et regroupés après l'étape de segmentation 2D (a) et étude sur les niveaux de gris associés via un profil sur un défaut (ligne bleue) et la vérité terrain associé (ligne rouge) (b) 209
B.11 Analyse de l'optimisation de l'hétérogénéité inter-intra classe par comparaison avec la méthode existante type SHT (marqueur bleu) et notre exacteur de caractéristiques (marqueur vert) comparé une vérité terrain (GT) (marqueur rouge) 210

C.1 Illustration du principe de la transformée de Hough pour l'extraction des paramètres d'une sinusoïde. (a) Plan cartésien ($X \times Y$) avec la courbe réelle et les points échantillonnés. (b) Espace polaire ($\mathcal{A} \times \phi$) où chaque point génère une droite, dont l'intersection indique les paramètres (a, ϕ) estimés pour la sinuoïde en b) 216
C.2 Principe de l'accumulateur paramétrique. (a) Accumulateur brut (b) Accumulateur avec détection des maxima. (c) Superposition des RS estimées en (b) 218

C.3 Comparaison des performances entre notre méthode d'extraction, à savoir la fonction `SinusExtractor` de l'algorithme 21 et l'approche SHT (algorithme 19 et algorithme 20). (a) notre méthode atteint un meilleur compromis biais-variance que la SHT et (b) les résultats de la TV normalisée montrent une sélectivité accrue 221

D.1 Illustration des différentes configurations d'artefacts [4] 224
D.2 Allure des spectres du filament tungstène d'une source RX à mesurés à différentes énergies [15] 224
D.3 Illustration du dispositif de mesure de l'atténuation des rayons X. En (a), en haut, la source monochromatique avec une géométrie en faisceau *pencil beam* et en bas, une source polychromatique, quant à elle, avec une géométrie en faisceau conique (ou *fan beam* si le faisceau est collimaté). En (b), le schéma met en évidence le caractère non linéaire d'une source polychromatique . . 225
D.4 Artefact de *cupping* dû au durcissement du faisceau [18] 226
D.5 Artefacts de *cupping* et de *streaking* (à gauche) et le profil associé à la ligne rouge (à droite) [66] 226
D.6 Étude d'un phantom multi-matériaux. (a) Image simulée avec deux inclusions asymétriques. (b) Profil horizontal central révélant les variations d'atténuation. (c) Sinogramme obtenu par projection radiale, base de la modélisation des artefacts. 227
D.7 Différentes étapes de la correction et reconstruction d'image. (a) montre les fonctions de correction pour les atténuations monochromatique et polychromatique, (b) présente le sinogramme corrigé, (c) affiche l'image reconstruite avec un profil horizontal indiqué par une ligne pointillée rouge, et (d) représente le profil horizontal central en termes d'atténuation en fonction de la position 227
D.8 (à gauche) la géométrie en faisceau parallèle. (à droite) la géométrie en faisceau en éventail 228
D.9 Illustration des géométries de projection utilisées en tomographie. (a) géométrie *fan-beam*. (b) représentation comparative des trajectoires parallèles et *fan-beam* 229

Liste des tableaux

1.1 Comparatif des trois systèmes de XCT du site du Cetim de Pau et quelques exemples d'utilisation 20
1.2 Comparaison de travaux récents appliquant principalement des DNN pour la classification de défauts en fabrication additive (ATCS : Automated CT Segmenter, SAM : Segment Anything, * : BDD du NIST [51]) 36

2.1 Matrice de confusion illustrant la stratégie d'extraction (sans erreur d'inclusion (FP) en zone grisée) 47
2.3 Synthèse des hypothèses utilisées et non utilisées (colonne grisée) dans l'exploitation du domaine de Radon discret 47

3.1 Résumé des résultats quantitatifs globaux de la reconstruction spécifiquement au défaut binaire (n°3) de l'échantillon de CoCr 96
3.2 Résumé des capacités d'injection et du niveau d'automatisation pour les trois cas d'étude considérés à l'issue de l'approche 3D : le phantom simulé simple, la CAO avec cylindres évidés et le corps de pompe 116

4.1 Paramètres de la BDD synthétisée après application de la méthodologie SinoDAM sur des échantillons CoCr 134
4.2 Comparaison quantitative entre les défauts de référence et les défauts extraits après injection et reconstruction. 138
4.3 Caractéristiques de l'objet cible de la plaquette carbure 144
4.4 Résumé des critères d'injection pour les trois objets cibles étudiés : la référence simulée, les objets simulés simples et un objet industriel simple . 145

5.1 Caractéristiques des deux défauts d'intérêt en fabrication additive PBF considérés par notre cahier des charges 151
5.2 Caractéristiques de cahier des charges proposé avec les paramètres de la synthèse de défauts dans l'objet cible de la plaquette carbure 152
5.3 Résumé des trois critères morphologiques utilisés pour la comparaison des formes : ESD, sphéricité et erreur de centroïde 154
5.4 Caractéristiques géométriques et de résolution pour l'objet « pignon » . . . 160
5.5 Caractéristiques géométriques et de résolution pour l'objet « arbre d'engrenage » 161
5.6 Temps de calcul (en minutes) pour la génération des objets cibles et la synthèse des défauts selon la méthodologie SinoDAM, transposé par référence 162
5.7 Comparaison entre la segmentation par instances et la segmentation sémantique 165
5.8 Comparaison des IoU de UNet et YOLO pour les classes de la BDD théorique 171
5.9 Comparaison des IoU de UNet et YOLO pour les classes de la BDD complexe 173

10 Tableau récapitulatif des quatre annexes de la thèse mettant en évidence les thématiques importantes traitées : dimensionnalités et espace de Radon 185

B.2 Principe du traitement global appliqué à toute l'image et nos choix techniques 203

C.1 Comparatif des approches de traitement de sinogrammes incomplets ou bruités. Chaque méthode repose sur une exploitation de la géométrie sinusoïdale et propose des stratégies d'interpolation adaptées à son contexte d'application 214

C.3 Comparaison entre l'approche `SinusExtractor` et la SHT classique 220

Liste des Algorithmes

1 Fonction `OptimalGain` : recherche du gain d'intensité optimal pour sinogramme 58
2 Fonction `BinariseTTBH` : binarisation du sinogramme par la méthode TTBH 63
3 Fonction `SinusExtractor` : détection des sinusoïdes valides dans le sinogramme 65
4 Fonction `SinogramCreator` : construction du sinogramme avec le passage des RS à une image 2D 65
5 Fonction `CoarseExtractor` : recherche du taux d'extraction optimal dans les sinogrammes seuillés 71
6 Fonction `SinogramTransformer` : extraction des RS restreints à partir d'un sinogramme déformé 78
7 Fonction `RefinedExtractor` : recherche des RS optimales 78

8 Fonction `ReduceRS` : réduction de la représentation RS en 2D par regroupement spatial à l'aide des `Marching Squares` 88
9 Fonction `SegmentationFromRS` : segmentation des coordonnées de défauts dans le volume des RS cartésiennes et extraction de propriétés 99
10 `RealisticMeshCorrector` : correction morphologique par régularisation des CoMs et lissage laplacien 109

11 Fonction `LocalRadonBackprojection` : approximation locale permettant de générer des sinusoïdes réalistes dans le sinogramme 124
12 Fonction `FloodFillRBM` : remplissage itératif à partir d'une initialisation par un point intérieur 127
13 Fonction `GeometricAugmentations` : augmentation géométrique de défauts 2D sous contraintes 132
14 Fonction `SinoDAM` : injection volumique d'un défaut 3D dans un volume RBM contraint 140

15 Fonction `CircularPermutation` : permutation circulaire du sinogramme . . 190

16 Fonction `ElbowMethod` : méthode du coude pour la sélection optimale de k . 207
17 Fonction `ClustersSearch` : recherche du coude via la variation totale 207
18 Fonction `ContourExtractSinus` : segmentation 2D par extraction sinusoïdale 208

19 Fonction `SHT` : transformée de Hough sinusoïdale avec centrage autour du CoM 217
20 Fonction `SHTPeaks` : extraction des paramètres sinusoïdaux à partir de l'accumulateur 218
21 Fonction `SinusExtractor` : détection des sinusoïdes valides dans le sinogramme 219

Table des matières

Remerciements **ii**

Résumé/Abstract **iv**

Glossaire des acronymes **vi**

Liste des notations mathématiques **viii**

Introduction générale **1**

1 L'état de l'art **5**
1.1 La fabrication additive et la détection de défauts 6
1.1.1 Le contexte et les enjeux technologiques 6
1.1.2 L'historique de la fabrication additive 7
1.1.3 Le procédé d'étude : le dépôt sur lit de poudre 8
1.1.4 La base de données (BDD) de défauts 11
1.2 La tomographie par RX 14
1.2.1 L'historique et l'avènement dans le contrôle non destructif (CND) . 14
1.2.2 Le principe physique 15
1.2.3 Les configurations géométriques 16
1.2.4 Le protocole industriel classique 18
1.2.5 Le problème inverse mal posé : limites des approches classiques . . 20
1.3 Le domaine de Radon 21
1.3.1 La transformée de Radon continue 21
1.3.2 La transformée de Radon discrète 24
1.3.3 Le problème inverse 26
1.3.4 Justification de l'approche dans le domaine de Radon 27
1.3.5 Les reconstructions 28
1.4 Le traitement d'images et l'apprentissage profond 32
1.4.1 La segmentation et les descripteurs de formes 32
1.4.2 Les réseaux profonds pour la classification et la segmentation d'instances 33

2 L'approche 2D : extractions de caractéristiques dans le domaine de Radon **43**
2.1 La preuve de concept sur une coupe unitaire 2D 46
2.1.1 Les limites du domaine de Radon discret 46
2.1.2 Définition des représentations spatiales (RS) 48
2.1.3 L'exploitation des RS 49

2.1.4 Les notations et formalisation d'un processus d'extraction et de segmentation . . . 50
2.2 Pré-traitement 1 : l'intensité optimale du sinogramme . . . 56
2.2.1 Le sinogramme simulé . . . 56
2.2.2 Le critère de contraste . . . 57
2.2.3 La fonction de coût des intensités des sinogrammes . . . 58
2.2.4 La chaîne de traitement . . . 58
2.3 Pré-traitement 2 : seuillage du sinogramme . . . 60
2.3.1 Le sinogramme mesuré . . . 60
2.3.2 Le seuil triangulaire sur l'histogramme . . . 61
2.3.3 La chaîne de traitement . . . 63
2.4 Extraction 1 : extractions brutes de représentations spatiales . . . 64
2.4.1 Le logigramme des extractions brutes . . . 64
2.4.2 L'extraction de sinusoïdes par coupes . . . 64
2.4.3 Une validation sur cas simple : la méthodologie Sinusoidal Hough Transform (SHT) . . . 65
2.4.4 Le taux optimal d'extraction . . . 67
2.4.5 La chaîne de traitement . . . 70
2.4.6 La preuve de concept : l'exploitation de la méthode itérative pour la dissociation des représentations spatiales . . . 72
2.5 Extraction 2 : extractions raffinées de représentations spatiales . . . 74
2.5.1 Logigramme des extractions raffinées . . . 74
2.5.2 Les sinusoïdes déformantes . . . 75
2.5.3 Les vecteurs de Fresnel pour la composition de sinusoïdes . . . 75
2.5.4 La chaîne de traitement . . . 78
2.6 La chaîne de traitement globale pour les extractions de la méthodologie iSHT 79
2.6.1 L'analyse sur une coupe . . . 79
2.6.2 Les logigrammes . . . 79

3 L'approche 3D : segmentation et reconstruction réaliste de surfaces 83
3.1 Préliminaire : la génération de sinogrammes unitaires . . . 85
3.1.1 Présentation . . . 86
3.1.2 La simulation réaliste de défauts dans le sinogramme . . . 86
3.1.3 Le regroupement spatial dans le domaine spatial . . . 88
3.1.4 Le ré-échantillonnage de l'espace polaire . . . 89
3.1.5 Les cas applicatifs . . . 90
3.1.6 Analyses quantitatives : locale et globale . . . 94
3.2 Étape 1 : la segmentation volumique des porosités . . . 96
3.2.1 Les résultats de l'approche 2D . . . 97
3.2.2 La segmentation . . . 97
3.2.3 La connexité en 2D puis en 3D . . . 98
3.2.4 L'analyse topologique des défauts par parcours arborescent . . . 98
3.2.5 L'étiquetage via des critères d'intérêt . . . 99
3.3 Étape 2 : la reconstruction de surfaces . . . 100
3.3.1 La morphologie des défauts . . . 101
3.3.2 Allure de la BDD de défauts à l'issue des extractions dans le domaine de Radon . . . 101
3.3.3 La méthodologie globale . . . 101
3.3.4 L'étude comparative . . . 102

3.4 Étape facultative : l'ajout de réalisme . . . 104
3.4.1 La problématique . . . 105
3.4.2 Le lissage et l'amélioration du réalisme géométrique . . . 106
3.4.3 Le redressement et l'amélioration du maillage . . . 107
3.5 Les résultats préliminaires à partir de la BDD volumique . . . 110
3.5.1 La présentation des cas d'étude . . . 110
3.5.2 Les synthèses sur objet théorique . . . 110
3.5.3 Les synthèses sur un objet simple . . . 112
3.5.4 Les synthèses sur une BDD industrielle . . . 114

4 La méthodologie d'augmentation 3D 119
4.1 La matrice des contraintes physiques . . . 121
4.1.1 La description globale . . . 121
4.1.2 L'érosion morphologique dans un volume 3D . . . 122
4.1.3 Les pré-traitements sur les sinogrammes . . . 122
4.1.4 La tomographie locale pour l'extraction de points spécifiques . . . 124
4.1.5 La sélection du point intérieur optimal . . . 125
4.1.6 Le logigramme récapitulatif . . . 128
4.2 L'algorithme d'augmentation des données . . . 129
4.2.1 La construction de l'élément structurant . . . 130
4.2.2 Les transformations géométriques . . . 131
4.3 Les résultats volumiques des augmentations après le SinoDAM . . . 133
4.3.1 La BDD de défauts augmentés . . . 133
4.3.2 Les études quantitatives des défauts après extractions et traitements morphologiques . . . 135
4.3.3 L'augmentation du réalisme dans l'injection de défauts dans un volume : les cartes de distribution . . . 139
4.3.4 L'algorithme SinoDAM . . . 140
4.4 Les synthèses contrôlées par cartes de distribution et diversité des objets cibles . . . 141
4.4.1 Les synthèses sur un objet cible de référence . . . 141
4.4.2 Les synthèses dans divers objets cibles simulés . . . 142
4.4.3 Les synthèses avec une carte de distribution spécifique . . . 143
4.4.4 Les synthèses dans divers objets cibles industriels de fabrication additive . . . 144

5 Études de cas et résultats expérimentaux 148
5.1 Exemple avec un cahier des charges défini . . . 150
5.1.1 Définition d'un cahier des charges arbitraire . . . 150
5.1.2 Les résultats de la synthèse . . . 152
5.1.3 Les analyses qualitatives . . . 154
5.1.4 Les analyses quantitatives . . . 154
5.2 Synthèses dans des objets cibles issus de fabrication additive . . . 157
5.2.1 La plaquette carbure . . . 157
5.2.2 Les synthèses sur d'autres objets cibles industriels . . . 159
5.2.3 La présentation des BDD . . . 163
5.3 Les entraînements et validations dans deux réseaux de neurones de segmentation . . . 164
5.3.1 Les réseaux de type YOLO et UNet . . . 164

5.3.2 Métriques d'évaluation utilisées . . . 166
5.3.3 Détails sur les fonctions de coût dans un réseau de type UNet . . . 167
5.3.4 Cadre théorique : BDD de synthèse dans l'objet cible de référence . 168
5.3.5 Cadre plus complexe : deux défauts types insérés dans des coupes variées avec une structure interne . . . 171
5.4 Discussions générales . . . 174
5.4.1 Le domaine de Radon : apports, difficultés et choix de cadre . . . 174
5.4.2 Les POCs : approche continue et approche discrète . . . 174
5.4.3 L'approche 3D : segmentation multi-coupes et reconstruction surfacique 175
5.4.4 Les synthèses et la cohérence physique . . . 176
5.4.5 L'automatisation par la méthodologie d'augmentation 3D . . . 176
5.4.6 Spécificité du contexte d'application à la fabrication additive . . . 177
5.4.7 Les apprentissages et la transférabilité . . . 177

Conclusion et perspectives **180**

A POC1 : la pertinence de l'extraction des représentations spatiales (RS) 186
A.1 L'objet de référence : l'indicateur de qualité d'image (IQI) . . . 186
A.2 Les représentations spatiales appliquées au cas d'étude . . . 188
A.3 Les premières synthèses dans le domaine de Radon . . . 189
A.3.1 La translation . . . 189
A.3.2 La rotation . . . 190
A.3.3 La permutation circulaire dans le cadre discret . . . 191

B POC2 : les dissociations préliminaires des représentations spatiales (RS) 194
B.1 La modélisation des effets de pixels impulsionnels dans le domaine de Radon 194
B.1.1 Dans la reconstruction . . . 195
B.1.2 Dans le sinogramme . . . 195
B.1.3 L'intensité locale dans le sinogramme . . . 196
B.1.4 La dissociation de défauts dans le domaine de Radon . . . 200
B.1.5 Les dualités structurelles dans le domaine de Radon . . . 200
B.2 L'extraction des représentations spatiales . . . 201
B.2.1 L'échantillon réaliste simulé . . . 201
B.2.2 Le contexte . . . 202
B.2.3 Notre extracteur . . . 203
B.3 Le principe de dissociation des représentations spatiales . . . 205
B.3.1 Les méthodes de seuillage adaptatives . . . 205
B.3.2 La méthode de segmentation des k-moyennes . . . 206
B.3.3 La méthode du coude sur la variation totale dans les représentations spatiales . . . 206
B.3.4 La genèse de la méthodologie . . . 208
B.3.5 Les analyses quantitatives . . . 209

C L'extraction de caractéristiques en traitement d'image **211**
C.1 La transformée de Hough . . . 211
C.1.1 La transformée de Hough ligne . . . 212
C.1.2 La transformée de Hough étendue . . . 213
C.1.3 La transformée de Hough sinusoïdale . . . 213
C.2 Les approches usuelles . . . 214

C.3 Notre approche et comparaison avec la transformée de Hough sinusoïdale . 215
C.3.1 Une interprétation de la transformée de Hough sinusoïdale 215
C.3.2 Notre approche 219

D Les compléments pour augmenter le réalisme des méthodologies 223
D.1 Les principales configurations d'artefacts en XCT 223
D.2 Le faisceau polychromatique 224
D.2.1 La modélisation dans le sinogramme 225
D.2.2 Les résultats expérimentaux 227
D.3 Les géométries d'acquisition 228
D.3.1 Distinctions des géométries 228
D.3.2 Cas parallèle 229
D.3.3 Cas d'une géométrie *fan-beam* 229

Introduction générale

La présente thèse s'inscrit dans le cadre d'une collaboration entre le LaBRI, laboratoire spécialisé en informatique, et le Cetim, centre technique des industries mécaniques. Cette thèse vise à développer une méthodologie hybride d'augmentation des données, appliquée à la détection de défauts supervisée en tomographie RX. Le contexte du travail repose sur deux technologies majeures : la fabrication additive et la tomographie, dont l'intégration dans le domaine du contrôle non destructif constitue un enjeu majeur pour l'industrie.

Une des avancées les plus significatives en contrôle non destructif a été le développement et l'usage de l'outil informatique. L'adoption croissante de la tomographie RX a permis l'inspection des structures internes d'objets avec des compositions variées. Dans un contexte industriel marqué par l'essor de la fabrication additive, la complexité géométrique des pièces mécaniques produites favorise l'apparition de défauts internes, liés à des absences de matières, tels que les porosités. Bien que complémentaires, la tomographie et la fabrication additive présentent des défis majeurs. La production couche par couche et unité par unité ajoutée à une mobilisation des ressources humaines importantes pour l'acquisition tomographique des pièces et l'analyse des volumes rend le processus coûteux.

Les approches classiques en tomographie RX reposent principalement sur l'utilisation de données reconstruites. Cependant, cette étape de traitement informatique peut induire une perte d'information ou faire apparaître des structures qui ne correspondent pas directement à la réalité physique de l'objet, communément désignées comme des artefacts. Bien que nécessaire pour obtenir une visualisation tridimensionnelle, la reconstruction peut ainsi nuire à la détection précise de certains défauts. Par ailleurs, les données brutes fournies directement par le scanner, notamment les sinogrammes, restent peu exploitées dans les travaux actuels. Leur structure non cartésienne et la complexité mathématique qui les caractérise rendent leur manipulation difficile. Cette situation limite la diversité et la représentativité des bases de données disponibles, alors que ces deux éléments sont essentiels pour entraîner efficacement des réseaux de neurones profonds dédiés à la classification ou à la segmentation automatisée des défauts.

Pour dépasser ces limitations, cette thèse adopte une stratégie consistant à opérer directement dans l'espace de projection, en manipulant les sinogrammes sans étape préalable de reconstruction. Cette approche s'appuie sur les propriétés structurelles de la transformée de Radon, telles que l'additivité et les invariances géométriques, afin de produire des configurations synthétiques réalistes. Les méthodes proposées permettent ainsi de générer des données augmentées tout en préservant la cohérence physique, géométrique et morphologique des défauts. Elles offrent également un cadre d'analyse pertinent pour étudier le modèle continu de la transformée de Radon et la nature discrète des mesures expérimentales, un aspect encore peu documenté dans l'état de l'art.

L'objectif premier de cette thèse est de concevoir une méthodologie d'augmentation réaliste destinée à produire des ensembles de données cohérents et représentatifs, spécifiquement adaptés à l'entraînement de réseaux neuronaux profonds pour la détection et la segmentation de défauts. En répondant à cet enjeu fondamental, la démarche contribue à renforcer l'efficacité des modèles d'intelligence artificielle et à améliorer la fiabilité des décisions automatisées. Cette méthodologie s'inscrit plus largement dans une volonté d'optimiser les processus de contrôle industriel : réduction des coûts, amélioration de la précision des analyses et valorisation de l'intervention humaine sur les cas les plus complexes.

Ce manuscrit est structuré en cinq chapitres visant à structurer la mise en place d'une méthodologie globale permettant la génération de bases de données de défauts réalistes, maîtrisés et annotés, prêtes à être exploitées par des modèles de détection de défaut déjà existants. Le manuscrit s'ouvre sur une mise en perspective qui rassemble les fondations scientifiques et technologiques du travail. Ce chapitre introductif retrace les enjeux de la fabrication additive, rappelle les principes de la tomographie, expose les propriétés du domaine de Radon et passe en revue les méthodes actuelles de traitement d'images et d'apprentissage profond. Elle établit ainsi le cadre conceptuel et méthodologique dans lequel s'inscrit l'ensemble de l'étude.

S'appuyant sur ces éléments, le document se prolonge par une approche dédiée au domaine de Radon et centrée sur l'extraction directe de caractéristiques dans les sinogrammes. Cette partie présente la chaîne de traitement, à partir de prétraitements optimaux jusqu'à des extractions spatiales brutes et raffinées de défauts dans un échantillon bien maîtrisé. L'approche est évaluée par rapport à une vérité terrain, montrant qu'il est possible de dissocier finement les signatures de défauts sans recourir à une reconstruction préalable.

Dans la continuité de la modélisation 2D, le manuscrit détaille l'analyse dans une perspective 3D consacrée à la segmentation volumique et à la reconstruction réaliste de surfaces. L'ensemble de l'approche repose sur des techniques de connexité, des opérations morphologiques et un maillage 3D conçu pour préserver au mieux la topologie et la morphologie intrinsèques des défauts. Des stratégies dédiées à l'amélioration du réalisme géométrique sont également introduites, notamment au travers de l'étude des centroïdes d'isovaleurs, qui offre une lecture structurante de l'organisation spatiale des volumes.

Ces éléments conceptuels et techniques permettent alors d'introduire une méthodologie d'augmentation 3D entièrement dédiée à la synthèse contrôlée de défauts dans des volumes industriels. Cette méthodologie repose sur une modélisation probabiliste tridimensionnelle du placement de la base de données de défauts extraits précédemment. Elle garantit la cohérence physique et géométrique des défauts injectés. Elle permet de générer un nombre potentiellement illimité de scénarios synthétiques directement dans le domaine de Radon, tout en respectant les contraintes imposées par les matériaux et les géométries d'intérêt.

Enfin, le manuscrit se clôt par une série d'études de cas et d'expérimentations qui évaluent la portée pratique des approches développées. Plusieurs bases de données synthétiques sont générées pour l'entraînement de réseaux de segmentation comme UNet et YOLO, et l'analyse porte notamment sur la stabilité des performances selon la géométrie de l'objet ainsi que sur la transférabilité des données synthétiques vers des configurations réelles.

Ce manuscrit est complété par quatre annexes amenant des résultats intermédiaires permettant de sécuriser la continuité de la démarche. Ces études préliminaires peuvent également avoir une portée indépendante, informative et applicative. Ces études préliminaires ont ainsi vocation à être lues de manière autonome, en tant qu'apports informatifs ou applicatifs, et participent à la transparence des choix théoriques et algorithmiques opérés dans le corps du manuscrit. Les annexes détaillent des preuves de concept, des approfondissements théoriques en traitement d'image et des outils d'analyse explicables, conçus pour rester adaptables aux contraintes industrielles réelles. Elles permettent à la fois de justifier rigoureusement les hypothèses fondatrices, d'explorer des alternatives conceptuelles et de renforcer le lien entre modélisation mathématique, structures géométriques observables et exigences opérationnelles en tomographie RX.

Les travaux présentés dans ce manuscrit s'appuient sur une série de contributions scientifiques publiées lors de conférences internationales. Les trois articles de conférence associés à ce travail sont listés ci-dessous.

1. Lassalle-Astis, N., Desbarats, P., Baldacci, F., & Brault, R. (2024). *Sinogram-based data augmentation by extracting feature points in the Radon space*. Proceedings of the 2024 IEEE Thirteenth International Conference on Image Processing Theory, Tools and Applications (IPTA), Rabat, Morocco, pp. 1–6. [54]
2. Lassalle-Astis, N., Desbarats, P., Baldacci, F., & Brault, R. (2025). *3D Augmentation of Raw CT Data for Improved Automated Defect Inspections*. 10th International Symposium on Digital Industrial Radiology and Computed Tomography, Paris, France, 1–3 July 2025. e-Journal of Nondestructive Testing, Vol. 30(8). [55]
3. Lassalle-Astis, N., Desbarats, P., Baldacci, F., & Brault, R. (2025). *SinoDAM : Sinogram Defect Augmentation Methodology for a 3D massive industrial dataset*. Advanced Concepts for Intelligent Vision Systems (ACIVS), Tokyo, Japan, pp. 1–12. [56]

Chapitre 1

L'état de l'art

1.1 La fabrication additive et la détection de défauts 6
1.1.1 Le contexte et les enjeux technologiques 6
1.1.2 L'historique de la fabrication additive 7
1.1.3 Le procédé d'étude : le dépôt sur lit de poudre 8
1.1.4 La base de données (BDD) de défauts 11
1.2 La tomographie par RX 14
1.2.1 L'historique et l'avènement dans le contrôle non destructif (CND) 14
1.2.2 Le principe physique 15
1.2.3 Les configurations géométriques 16
1.2.4 Le protocole industriel classique 18
1.2.5 Le problème inverse mal posé : limites des approches classiques 20
1.3 Le domaine de Radon 21
1.3.1 La transformée de Radon continue 21
1.3.2 La transformée de Radon discrète 24
1.3.3 Le problème inverse 26
1.3.4 Justification de l'approche dans le domaine de Radon 27
1.3.5 Les reconstructions 28
1.4 Le traitement d'images et l'apprentissage profond 32
1.4.1 La segmentation et les descripteurs de formes 32
1.4.2 Les réseaux profonds pour la classification et la segmentation d'instances 33

Introduction

Ce chapitre établit les fondations théoriques et technologiques sur lesquelles repose l'ensemble de cette thèse. Il s'articule autour de quatre axes majeurs : la fabrication additive, la tomographie, le domaine de Radon et les méthodes contemporaines de traitement d'images et d'apprentissage profond. Chacun de ces domaines apporte un éclairage essentiel sur les verrous scientifiques rencontrés lors de la détection automatique de défauts dans des pièces complexes issues de procédés industriels avancés.

Ces éléments sont essentiels pour comprendre les enjeux liés à la détection automatique de défauts dans des pièces complexes issues de procédés industriels avancés.

Ce chapitre vise ainsi à fournir une vue d'ensemble cohérente et approfondie des technologies et concepts mobilisés dans cette thèse, en mettant en lumière les synergies entre les domaines étudiés et les défis scientifiques à relever.

Dans un premier temps, l'attention est portée sur la fabrication additive, dont l'essor a été accompagné d'une redéfinition progressive des méthodes de production industrielles. Son historique est détaillé, ainsi que les procédés spécifiques qui y sont associés, les types de défauts rencontrés et les bases de données (**BDD)** exploitées dans le cadre de cette étude. Bien que prometteuse, cette technologie introduit des défis majeurs en matière de contrôle qualité, en raison notamment de la complexité géométrique des pièces produites et de la diversité des défauts internes.

Ensuite, la tomographie par rayons X (**XCT**), méthode de contrôle non destructif (**CND**) particulièrement adaptée à l'inspection des pièces issues de la fabrication additive, est abordée. Son principe physique est détaillé, son évolution historique retracée et ses applications industrielles illustrées, notamment au sein du **Cetim**. Les contraintes liées à son utilisation dans un contexte industriel sont soulevées, en particulier les limites rencontrées par les approches classiques de segmentation et de caractérisation.

La troisième partie sera consacrée au domaine de Radon, sur lequel repose le fondement mathématique de la reconstruction tomographique. Les approches continue et discrète y seront introduites, et leur rôle dans le processus de reconstruction d'images à partir de projections radiographiques sera expliqué.

Enfin, les méthodes de traitement d'images et d'apprentissage profond sont explorées, permettant l'automatisation de l'analyse des volumes reconstruits. Les techniques de segmentation, les descripteurs de formes, ainsi que l'utilisation de réseaux de neurones profonds (*Deep Neural Network*, **DNN**) pour la classification et la segmentation d'instances seront discutés. Les problématiques liées aux BDD, notamment leur taille et leur qualité, ainsi que les enjeux du transfert d'apprentissage, sont également abordées.

1.1 La fabrication additive et la détection de défauts

Dans cette section, nous aborderons les principaux aspects liés à la fabrication additive dans le cadre du CND, en lien direct avec les problématiques soulevées dans cette thèse. Nous commencerons par retracer brièvement l'historique de cette technologie et son intégration progressive dans les pratiques industrielles. Ensuite, nous présenterons le procédé spécifique étudié ici, à savoir la fusion laser sur lit de poudre, *Laser Powder Bed Fusion* (**L-PBF**). Une attention particulière sera portée aux types de défauts rencontrés, notamment les porosités qui constituent des cas d'étude centraux dans ce travail.

1.1.1 Le contexte et les enjeux technologiques

La fabrication additive métallique, et en particulier les procédés de type L-PBF permet de produire des pièces aux géométries complexes, optimisées pour des fonctions mécaniques. Parmi les différentes technologies disponibles, le choix de ce procédé s'explique par sa capacité à atteindre des niveaux de précision élevés ainsi que par son adoption croissante

dans de nombreux secteurs industriels. La fabrication couche par couche offre ainsi des perspectives inédites en conception. Elle repose néanmoins sur des conditions de mise en œuvre qui s'inscrivent dans des régimes de fonctionnement relativement fins : s'il existe des plages de paramètres permettant d'obtenir des pièces de bonne qualité, ces équilibres restent sensibles aux variations des conditions de fabrication. Par ailleurs, ces procédés sont généralement associés à des temps de production significatifs, ce qui renforce les enjeux liés à leur maîtrise. Dans ce contexte, des défauts internes peuvent apparaître et ne sont pas toujours maîtrisés. Ces défauts sont majoritairement liés à des manques de matière, tels que des porosités, mais peuvent également résulter de la présence d'inclusions. Ainsi, dans un cadre de métrologie industrielle, notamment au sein du CETIM, il devient essentiel de détecter, de caractériser et de mieux comprendre ces défauts afin de contribuer à la fiabilisation des procédés de fabrication.

1.1.2 L'historique de la fabrication additive

La fabrication additive désigne l'ensemble des technologies qui permettent de créer des objets physiques en ajoutant de la matière couche par couche, à partir de données de modèles 3D [44]. Elle est utilisée dans de nombreux domaines : industrie, médecine, architecture, éducation, cartographie, jouets, divertissement, etc. Cette technologie permet de produire des pièces aux géométries complexes, auparavant irréalisables par les méthodes traditionnelles [28]. Elle facilite aussi la fabrication de pièces monoblocs, réduisant les besoins en assemblage. Sa flexibilité constitue également un atout important où l'absence d'outillage spécifique permettant de produire efficacement des pièces en faible volume et de répondre à des exigences géométriques variées.

La fabrication additive a été commercialisée pour la première fois en 1987 avec la stéréolithographie (**SLA**), développée par Chuck Hull chez 3D Systems. Ce procédé consiste à solidifier des couches de résine photosensible aux UV à l'aide d'un laser, pour créer des objets 3D. Le SLA-1, premier système commercialisé, marque le début du prototypage rapide et constitue la première génération d'imprimantes 3D, avant la SLA 250 [74].

En 1988, 3D Systems et Ciba-Geigy ont collaboré au développement de matériaux pour la SLA et ont commercialisé les premières résines acryliques de génération 1. La machine et les matériaux de stéréolithographie Somos de DuPont ont également été développés la même année. Loctite est aussi entré sur le marché des résines SL à la fin des années 1980, mais s'est retiré du secteur en 1993 [74].

Depuis l'invention de la fabrication additive en 1987 avec la stéréolithographie développée par 3D Systems Inc., de nombreuses technologies ont émergé : le frittage laser sélectif breveté en 1989, le dépôt de fil fondu développé par Stratasys en 1991 et l'impression ColorJet commercialisée en 1994. Des avancées marquantes ont suivi, comme l'impression d'un rein miniature fonctionnel en 2002, d'une prothèse de jambe en 2008, et d'un avion robotique et d'un châssis automobile en 2011 [74].

Le terme "prototypage rapide" est aujourd'hui dépassé, car la fabrication additive ne se limite plus à la production de prototypes. Le principe fondamental de ces procédés repose sur l'ajout de matière couche par couche, d'où l'appellation "fabrication en couches". Chaque tranche correspond à une couche de matière déposée successivement jusqu'à l'obtention de la pièce finale. Avec l'évolution des technologies, le prototypage vise désormais une

représentativité complète : produit, procédé et matériau. Ce changement a conduit à l'émergence du *Rapid Tooling* dès 1996, qui consiste à produire directement des outillages fonctionnels via fabrication additive, utilisables dans des procédés industriels tels que l'injection, la fonderie ou le thermoformage, notamment pour des applications basse pression et basse température [16].

La fabrication d'une pièce par fabrication additive débute par la modélisation d'un objet tridimensionnel à l'aide d'un logiciel de conception assistée par ordinateur (**CAO**). Ce modèle numérique constitue la base du processus de fabrication. Il est ensuite soumis à une série d'étapes de préparation essentielles. L'orientation optimale : le modèle est positionné dans le volume de fabrication de manière à minimiser les supports, réduire les temps de fabrication et améliorer la qualité des surfaces. La génération des structures de support où des supports sont ajoutés automatiquement ou manuellement pour stabiliser les parties en surplomb durant la fabrication. Enfin, le découpage en tranches où le modèle est divisé en couches horizontales d'épaisseur prédéfinie, chacune correspondant à une étape de dépôt de matière. Ces couches sont ensuite traduites en instructions numériques permettant à la machine de déposer ou de solidifier la matière couche par couche. Ce processus est répété jusqu'à l'obtention de la pièce finale, avec une grande précision géométrique et une liberté de conception accrue [45].

1.1.3 Le procédé d'étude : le dépôt sur lit de poudre

La fabrication additive par fusion laser sur lit de poudre type PBF repose sur une construction couche par couche d'un modèle numérique préalablement défini. Bien que le procédé permette une grande liberté géométrique, il génère des défauts dont la morphologie dépend fortement des paramètres de fabrication et de la dynamique du bain de fusion. Le procédé demeure toutefois l'un des plus polyvalents de la fabrication additive, applicable aux polymères, aux métaux, aux céramiques et aux matériaux composites [21]. Cette partie présente les étapes essentielles du procédé, l'origine physique des défauts et leurs morphologies caractéristiques.

1) Les étapes principales

La fabrication additive repose sur un enchaînement structuré en plusieurs étapes [36]. Le processus débute par la CAO, où un modèle numérique tridimensionnel est élaboré selon les spécifications du produit. Ce modèle est ensuite converti en une représentation triangulée qui décrit les surfaces externes de l'objet. Puis le fichier est transféré vers la machine de fabrication additive, qui, au préalable, configure le positionnement du modèle dans le volume de fabrication, le découpage en couches et la génération du code machine correspondant.

2) Les origines des défauts

Bien que le procédé L-PBF soit influencé par un grand nombre de paramètres et présente une certaine variabilité, certaines tendances permettent d'associer l'apparition de défauts aux conditions de fabrication, sans pour autant établir de relations strictement déterministes.

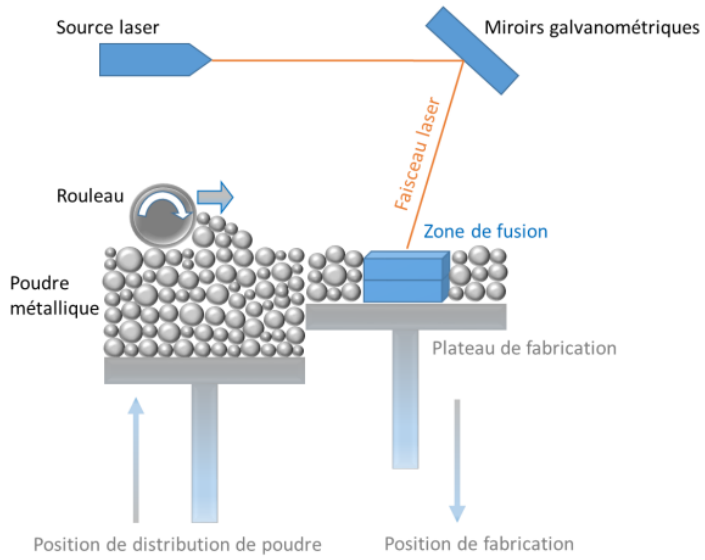


FIGURE 1.1 – Représentation schématique du procédé type L-PBF [68]

A l'étape initiale en figure 1.1, une fine couche de poudre est étalée sur le plateau de fabrication par le rouleau (ou racleur) [68]. Un faisceau laser, fusionne la matière dans une zone prédéterminée selon le modèle numérique sélectionné. Après la fabrication, du volume de construction, souvent après Après une phase de refroidissement, la pièce peut être retirée et le nettoyage de la pièce est ensuite réalisé [38].

Les paramètres du procédé sont souvent regroupés à travers la densité d'énergie volumique (E_v), qui constitue un indicateur synthétique des conditions de fabrication et permet d'appréhender différents régimes de fonctionnement. Elle est définie comme le rapport entre la puissance laser et le volume de matière traité par unité de temps et s'écrit comme indiqué dans l'équation 1.1 où P désigne la puissance laser, v la vitesse de balayage, h l'espacement entre cordons de balayage (ou *hatch spacing*) et t l'épaisseur de couche [95].

$$E_v = \frac{P}{v \cdot h \cdot t} \tag{1.1}$$

À puissance donnée, la densité d'énergie volumique dépend directement de la vitesse de balayage ainsi que des paramètres géométriques du procédé. Ainsi, une augmentation de la densité d'énergie, généralement associée à une diminution de la vitesse de balayage, tend à favoriser l'apparition de défauts de type *keyhole*. À l'inverse, une diminution de la densité d'énergie, souvent liée à une vitesse de balayage plus élevée, est plus fréquemment associée à des défauts de type *lack of fusion* (LoF). Entre ces deux régimes, il existe des zones de fonctionnement pour lesquelles la probabilité d'apparition de défauts reste plus limitée (voir figure 1.2 à la page suivante).

3) Les morphologies des défauts

Les défauts de type manque de matière, en particulier les porosités, comptent parmi les défauts internes les plus courants dans les procédés L-PBF. Ils font l'objet d'une attention particulière en raison de leur fréquence d'apparition et de leur sensibilité aux paramètres du procédé. Ces défauts présentent des morphologies variées, qui peuvent être associées aux conditions de mise en œuvre du procédé au cours de la fabrication [85].

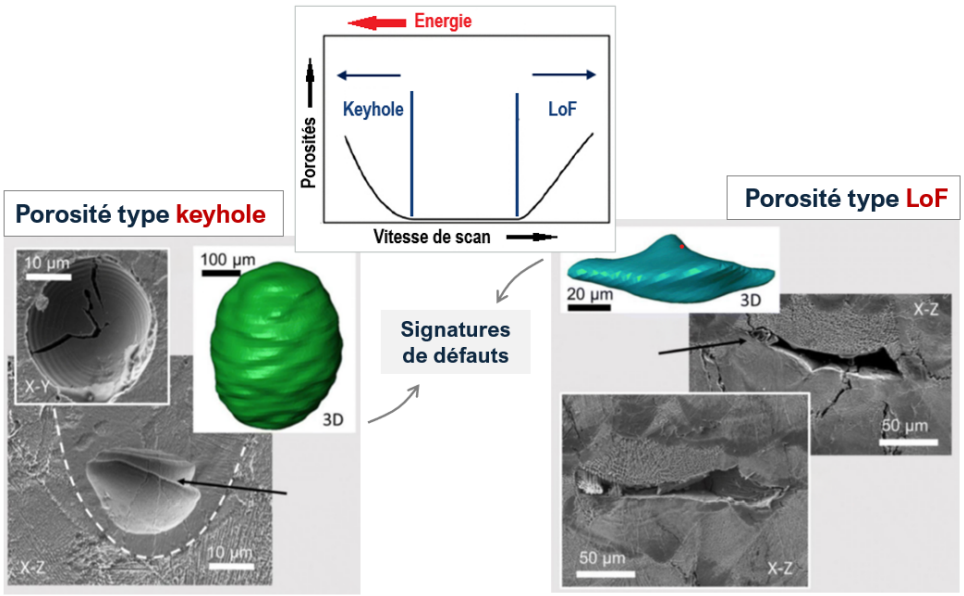


FIGURE 1.2 – Influence des paramètres procédé sur les morphologies de porosités en fabrication additive LPBF selon l'équation 1.1 : visualisations de porosités (à gauche) type keyhole et (à droite) type LoF

Du point de vue morphologique, ces deux types de défauts présentent des caractéristiques distinctes, bien que variables selon les conditions de fabrication. Les porosités de type keyhole sont généralement décrites comme relativement arrondies, de taille plus importante, et associées à des instabilités du bain fondu. À l'inverse, les défauts LoF présentent des formes plus irrégulières et allongées, traduisant un manque de coalescence entre cordons ou entre couches. Les tailles caractéristiques observées peuvent également différer, les défauts LoF étant en moyenne plus petits que les porosités de type keyhole.

Les porosités sphériques, généralement de taille inférieure à 100 µm, constituent l'une des morphologies les plus courantes. Elles résultent principalement de gaz inertes emprisonnés dans la matière fondue et demeurent inévitables, même lorsque les conditions de fabrication sont optimisées, en raison de la dynamique complexe du bain de fusion.

Les défauts liés à une fusion imparfaite présentent des formes nettement plus irrégulières. Un apport énergétique trop faible ou un chevauchement insuffisant entre pistes ou entre couches conduit à des manques de fusion, caractérisés par des cavités allongées, lamellaires et souvent connectées. À l'inverse, un excès d'énergie peut provoquer l'effondrement local du bain de fusion, générant des cavités profondes et étroites associées au régime de keyhole.

Les conditions de fabrication fournissent des éléments d'interprétation complémentaires. À paramètres géométriques fixés, et en lien avec la densité d'énergie volumique introduite précédemment, une augmentation de l'apport énergétique, généralement associée à une diminution de la vitesse de balayage, tend à favoriser l'apparition de défauts de type keyhole. À l'inverse, des apports énergétiques plus faibles, souvent associés à des vitesses plus élevées, sont plus fréquemment liés à des défauts LoF. Entre ces deux régimes, des zones de fonctionnement existent pour lesquelles la probabilité d'apparition de défauts est plus limitée.

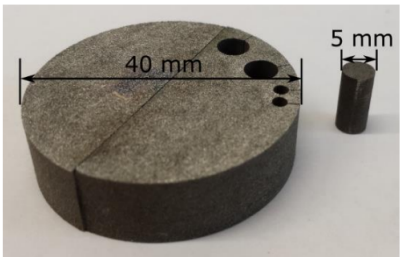
1.1.4 La base de données (BDD) de défauts

Une base de données (**BDD**) issue du *National Institute of Standards and Technology* (**NIST**) a été exploitée pour extraire les défauts [51]. Le caractère ouvert de cette base constitue un atout important, en permettant la validation, la comparaison et la réplicabilité des approches proposées. L'échantillon sélectionné, désigné comme *Sample 2*, est constitué d'un alliage cobalt-chrome (**CoCr**) fabriqué par PBF. Il a été scanné à l'aide d'une source microfocus de RX, produisant des images tomographiques en faisceau conique codées sur 16 bits.

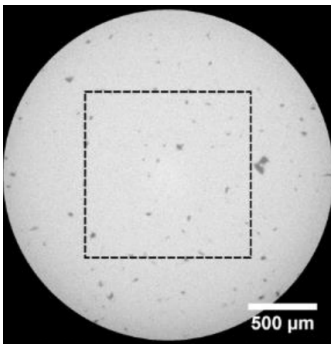
Après reconstruction, des volumes 3D de dimensions approximatives de $1000 \times 1000 \times 1000$ voxels ont été obtenus, avec une résolution de 2.5 µm par voxel. Des sous-volumes cylindriques de 5 mm de diamètre ont été extraits, totalisant 900 coupes.

Dans ce cadre, la vérité terrain n'est pas directement fournie sous forme d'étiquettes prêtes à l'emploi, mais peut être reconstruite à partir des informations disponibles dans la base. Les images reconstruites peuvent notamment être binarisées par seuillage local afin d'isoler les défauts et d'extraire des descripteurs quantitatifs [51]. La combinaison de ces informations, des paramètres de fabrication connus et de la résolution d'acquisition rend possible la construction d'une vérité terrain étiquetée. Cette démarche repose toutefois en partie sur une interprétation experte, en particulier pour les défauts situés dans des régimes intermédiaires.

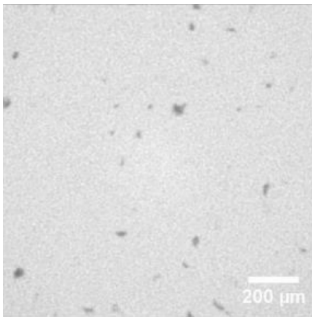
L'échantillon ci-dessous de la figure 1.3 est produit avec différents paramètres de fabrication additive avec un taux de porosités de $\tau_{\text{porosités}} = 1.37\,\%$, une vitesse de balayage de la buse de 1600 mm/s et un espacement entre les lignes de dépôt de 0.1 mm.



(a) Disque en CoCr et cylindre évidé



(b) Image CT associée



(c) Zoom sur les caractéristiques internes

FIGURE 1.3 – Échantillon en CoCr : géométrie, projection CT et détails internes (a) disque en CoCr et cylindres évidés utilisés (b) image CT correspondante (c) zoom sur les porosités

1) Les signatures des porosités en tomographie RX

Dans le cadre de cette étude, l'intérêt de cette distinction réside non seulement dans leurs différences morphologiques, mais également dans leur signature en tomographie RX. En effet, ces défauts correspondent à des cavités d'air, induisant une atténuation plus faible du faisceau de rayons X le long des trajectoires de projection [85]. Ils se traduisent ainsi par des variations locales d'intensité dans le sinogramme, dont l'amplitude et la distribution dépendent à la fois de leur taille, de leur forme et de leur orientation.

Ces variations sont le résultat de l'intégration de l'atténuation le long du trajet du faisceau et sont donc directement liées aux propriétés physiques du matériau, notamment sa densité et son coefficient d'atténuation. Ainsi, au-delà de leur description géométrique, les défauts LoF et keyhole se distinguent également par leur réponse dans le signal acquis, ce qui constitue un élément clé pour leur détection et leur caractérisation, comme illustré dans la figure 1.4.

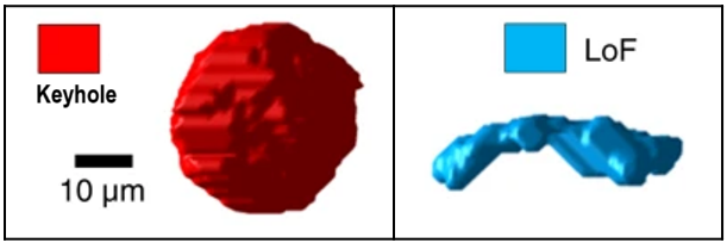


FIGURE 1.4 – Représentations 3D de défauts typiques observés dans les pièces L-PBF. (à gauche) cavité quasi-sphérique de type keyhole. (à droite) LoF, de forme irrégulière et allongée

Dans le cadre théorique retenu, une porosité localisée produit une signature structurée dans le sinogramme, pouvant être décrite par des paramètres caractéristiques tels que son amplitude et sa position. Cette représentation permet d'interpréter le défaut comme un signal, ouvrant la voie à des opérations telles que son extraction, sa transformation ou sa réinjection dans d'autres contextes. Cette propriété constitue un atout pour la génération de données et l'analyse des défauts directement dans l'espace des projections.

Ainsi, l'approche adoptée doit être comprise comme complémentaire à l'analyse dans l'espace image, en proposant de traiter les défauts au plus près du signal mesuré, c'est-à-dire dans un cadre discret tenant compte des effets d'échantillonnage et des conditions d'acquisition. Cette perspective permet de mieux exploiter les liens géométriques entre défauts et projections, tout en offrant une plus grande modularité dans leur modélisation et leur manipulation.

2) La caractérisation de la BDD par le taux de porosités

Le taux de porosités global $\tau_{\text{porosités}}$ des échantillons est calculé à partir des mesures de masse et de volume, en utilisant la densité théorique de l'alliage CoCr définie par l'équation 1.2 où $\rho_{\text{mesurée}} = \dfrac{m}{V}$ est la densité apparente de l'échantillon, obtenue à partir de sa masse m et de son volume V et $\rho_{\text{théorique}}$, la densité connue de l'alliage CoCr (environ $8.3\,\text{g/cm}^3$).

$$\tau_{\text{porosités}} = 1 - \frac{\rho_{\text{mesurée}}}{\rho_{\text{théorique}}} \tag{1.2}$$

Il s'agit d'une méthode rapide et simple pour estimer les porosités globales, mais sans information morphologique ni localisation, et sensible aux erreurs de mesure.

3) La segmentation par seuillage adaptatif

La vérité terrain repose sur une segmentation binaire par seuillage local, notamment la méthode de Bernsen [51], permettant de distinguer métal et pores malgré les intensités variées dues au spectre polychromatique. Contrairement aux méthodes globales de seuillage comme Otsu par exemple [75], elles sont inefficaces pour les petits pores ou les bords. Le seuillage local adapte le seuil à chaque région, améliorant la fidélité. La qualité initiale des images (bruit, contraste, reconstruction) reste déterminante et un filtrage est appliqué en amont et la taille de la fenêtre dépend des dimensions des pores. Bien qu'empirique, cette vérité terrain est jugée robuste pour l'évaluation de la porosité [51].

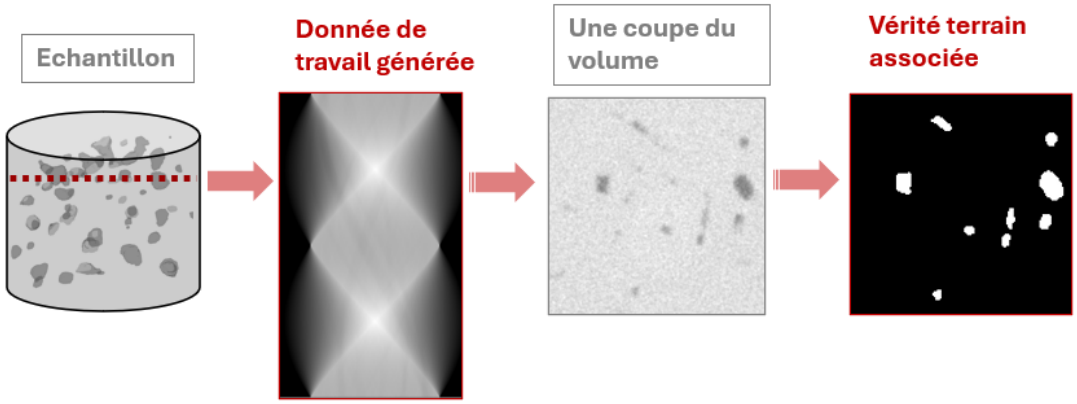


FIGURE 1.5 – Vue d'ensemble des données manipulées dans ce travail. Les données disponibles expérimentalement (en gris) : l'échantillon inspecté et les coupes du volume reconstruit permettant l'observation des défauts. À partir de ces informations sont obtenues les données utilisées (en rouge) : la donnée de travail et sa vérité terrain associée

La figure 1.5 ci-dessus montre que la vérité terrain est représentée sous forme d'un masque binaire des défauts, utilisé comme référence pour l'évaluation des méthodologies de la thèse. Ainsi, la BDD du NIST fournit un cadre expérimental robuste pour l'étude des défauts caractéristiques des pièces issues de la fabrication additive par PBF. Les porosités de type keyhole et LoF, extraites et segmentées à partir des volumes XCT, constituent des cas représentatifs pour l'analyse et la modélisation morphologique.

4) La BDD hybride

La méthodologie proposée s'appuie sur la construction d'une BDD dite hybride, combinant des données issues de mesures réelles et des données générées de manière simulée. Cette approche vise à enrichir la variabilité des configurations de défauts observées, tout en conservant un lien avec des données expérimentales représentatives.

Dans le contexte de la fabrication additive, cette hybridation comporte un intérêt particulier. En effet, les données disponibles sont souvent limitées, coûteuses à acquérir et à annoter, en raison du volume important d'informations associé aux acquisitions tomographiques et de la complexité des structures étudiées. De plus, les défauts peuvent être nombreux et fortement dépendants des conditions de fabrication, ce qui rend difficile la constitution de bases de données exhaustives.

L'intégration de données simulées permet ainsi de compléter les observations réelles en générant de nouvelles configurations de défauts, contrôlées et variées, favorisant l'apprentissage de modèles de réseaux de neurones. Dans ce cadre, l'essor des méthodes d'intelligence artificielle constitue un levier majeur, en offrant des outils adaptés à l'analyse de grandes quantités de données et à l'automatisation de la détection et de la caractérisation des défauts.

1.2 La tomographie par RX

Dans cette section, nous présentons les principes essentiels de la tomographie RX, depuis son évolution et son intégration en CND jusqu'aux applications industrielles du Cetim. Nous introduisons les bases physiques de l'imagerie, notamment les phénomènes d'atténuation des rayons X, puis abordons la question du problème inverse mal posé et les limites des approches classiques de reconstruction et de segmentation en contexte industriel.

1.2.1 L'historique et l'avènement dans le contrôle non destructif (CND)

La radiographie par RX, découverte en 1895 par Wilhelm Röntgen, marque une avancée majeure dans l'imagerie, en permettant de visualiser l'intérieur des objets grâce à la capacité des rayons à traverser la matière, même dense. Contrairement à la photographie traditionnelle, qui se limite à la lumière visible et à la surface des objets, les rayons X révèlent leur structure interne et leur composition. C'est sur ce principe que repose la XCT, une technique d'imagerie avancée qui permet de reconstruire le volume interne d'un objet à partir d'une série de mesures réalisées depuis l'extérieur.

Plus complexe que la radiographie classique, la tomographie offre une visualisation interne bien plus détaillée. Cette technologie permet d'obtenir des images en coupe d'un volume en exposant l'objet à une source de RX, puis en collectant les données sous différents angles, par transmission ou réflexion. Elle repose sur l'acquisition de multiples radiographies autour de l'objet, utilisées pour reconstruire son volume en 3D. La reconstruction tomographique vise à reconstituer une coupe interne d'un objet à partir de ses projections, obtenues en irradiant l'objet sous différents angles. Chaque projection encode l'absorption des rayons X le long de leur trajectoire. En combinant ces projections, on peut reconstruire une image interne via des algorithmes basés sur la transformée de Radon, concept central en tomographie et utilisé dans divers domaines comme le CND , la médecine ou la géophysique.

Bien que le fondement mathématique de cette approche ait été posé dès le début du vingtième siècle par Johann Radon, ce n'est qu'au début des années 1970 que la tomographie connaît un véritable essor, avec la mise au point du premier scanner médical par G.N. Hounsfield et A. Cormack [50].

La tomographie s'est depuis imposée comme un outil incontournable, tant en imagerie médicale qu'en CND industriel. De plus, l'essor des détecteurs numériques et des capacités de calcul a permis le développement de cette technologie. Elle s'est démocratisée depuis les années 2000 grâce aux progrès en informatique. Ses applications sont diverses et étendues,

tant dans les techniques d'imagerie médicale que dans le CND . Elle est largement utilisée en tomodensitométrie et dans les applications de segmentation pour les inspections internes, jouant un rôle crucial dans les méthodes modernes d'identification et de segmentation des défauts.

1.2.2 Le principe physique

Les rayons X sont des ondes électromagnétiques capables de transférer de l'énergie, tout comme la lumière visible, qui appartient au spectre électromagnétique. Pour décrire ce rayonnement, deux approches complémentaires sont généralement utilisées : l'approche ondulatoire et l'approche corpusculaire. Les rayons X, ondes de haute énergie, interagissent avec la matière. Leur atténuation, liée à l'énergie des photons et aux propriétés du matériau traversé, permet d'accéder à des informations internes via l'analyse du flux transmis.

L'approche ondulatoire considère le rayonnement comme une onde électromagnétique, caractérisée par sa fréquence ou sa longueur d'onde. Elle est particulièrement utile pour comprendre les phénomènes de diffraction, d'interférence ou de polarisation. En revanche, l'approche corpusculaire décrit le rayonnement comme un flux de photons, chacun transportant une quantité d'énergie. Cette représentation est plus adaptée pour expliquer les interactions avec la matière, telles que l'absorption, la diffusion ou l'effet photoélectrique.

Dans le cadre de cette étude, c'est l'approche corpusculaire qui est privilégiée. Les rayons X, en tant qu'ondes électromagnétiques de haute énergie, possèdent une capacité de pénétration importante dans la matière, avec une atténuation relativement faible. Cette propriété les rend particulièrement utiles pour l'imagerie et l'analyse non destructive. Toutefois, leur nature ionisante peut induire des effets biologiques néfastes en cas d'exposition prolongée. Il est important de préciser que cette étude ne vise pas à modéliser explicitement l'ensemble des phénomènes physiques intervenant lors de l'interaction entre les rayons X et la matière (diffusion, durcissement du faisceau, bruit, etc.). Le potentiel de pénétration d'un rayon dans la matière dépend principalement de son énergie et de son intensité. L'absorption du rayonnement est proportionnelle à la quantité de matière traversée. Plus l'énergie du rayon est élevée, plus l'absorption par le matériau est faible. Ainsi, des rayons X de forte énergie sont nécessaires pour traverser des matériaux denses ou épais. À l'inverse, certains matériaux peuvent être peu absorbants, voire transparents, ce qui rend difficile la visualisation qualitative de leurs projections associées. Cette limitation doit être prise en compte dans les applications d'imagerie, notamment lorsqu'une analyse fine des structures internes est requise.

Lorsqu'un faisceau de rayons X interagit avec un matériau M, il est possible de quantifier l'énergie transportée à travers celui-ci. Ce flux électromagnétique Φ représente l'énergie transportée par une onde électromagnétique par unité de surface et de temps. À l'échelle locale, le flux infinitésimal est donné par : $d\Phi = \vec{S} \cdot d\vec{A}$ avec $\vec{S}$ le vecteur de Poynting traversant une surface $d\vec{A}$.

Dans le cas des rayons X, chaque photon transporte une énergie E. Le flux peut s'écrire selon l'équation 1.3 avec N étant le nombre de photons traversant une surface dA pendant un temps dt, h la constante de Planck, ν la fréquence, λ la longueur d'onde et c la vitesse de la lumière.

$$\Phi = \frac{N \cdot E}{dA\, dt} \quad \text{avec} \quad E = h\nu = \frac{hc}{\lambda} \tag{1.3}$$

Dans un matériau homogène traversé par un faisceau de rayons X monochromatique, l'atténuation du rayonnement suit la loi de Beer-Lambert, qui exprime une décroissance exponentielle du flux transmis avec Φ_0 le flux incident, $\Phi(x)$ le flux transmis après une épaisseur x et μ le coefficient d'atténuation linéique (en m^{-1}) présenté dans l'équation 1.4.

$$\Phi(x) = \Phi_0 \cdot e^{-\mu x} \tag{1.4}$$

Cette loi exprime une décroissance exponentielle du flux où chaque couche infinitésimale du matériau absorbe une fraction constante du flux restant. Cela signifie que l'atténuation est proportionnelle à l'intensité locale du rayonnement. Cette loi permet de relier quantitativement l'énergie absorbée à la nature et à l'épaisseur du matériau traversé dans le cadre d'une acquisition théorique avec un faisceau d'énergie monochromatique. En pratique, les sources de rayons X sont souvent polychromatiques, ce qui nécessite des modèles plus complexes pour décrire l'atténuation.

Chaque couche infinitésimale du matériau absorbe une fraction constante du flux restant, rendant l'atténuation proportionnelle à l'intensité locale. Elle peut également s'exprimer en termes d'intensité $I(x)$, équivalente au flux dans ce contexte. On définit alors la transmittance $T(x)$ comme le rapport entre l'intensité transmise et l'intensité incidente (voir l'équation 1.5).

$$T(x) = \frac{I(x)}{I_0} = e^{-\mu x} \quad \text{d'où après linéarisation,} \quad \mu = -\frac{1}{x} \ln\left(\frac{I(x)}{I_0}\right) \tag{1.5}$$

Cette forme linéaire est particulièrement utile pour déterminer expérimentalement le coefficient d'atténuation μ à partir de mesures d'intensité. En tomographie, il est primordial de maîtriser la transmittance des rayons traversant les objets à analyser. Pour une énergie donnée adaptée pour éviter les saturations, un certain nombre de photons sont émis, permettant une détection des photons par les capteurs et une distinction des matériaux.

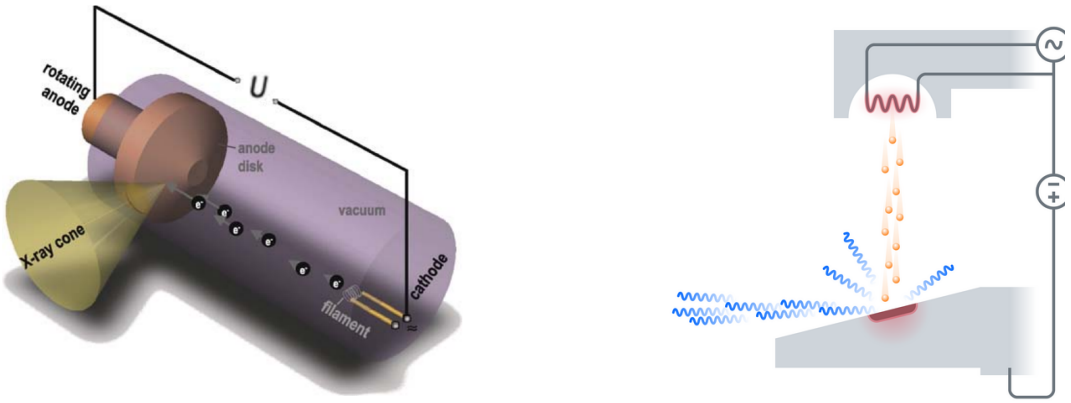
1.2.3 Les configurations géométriques

La XCT repose sur la rotation de l'objet entre une source de rayonnement X et un détecteur. Le taux de grandissement τ_M est un paramètre essentiel qui détermine la taille apparente de l'objet sur le détecteur et influence directement la résolution des images, définie dans l'équation 1.6. Il dépend de la distance source-objet $d_{\text{S-O}}$ et de la distance source-détecteur $d_{\text{S-D}}$.

$$\tau_M = \frac{d_{\text{S-D}}}{d_{\text{S-O}}} \tag{1.6}$$

Une valeur élevée de $d_{\text{S-O}}$ diminue τ_M, permettant un champ plus large mais moins de détails. Une augmentation de $d_{\text{S-D}}$ accroît également τ_M.

Comme illustré dans la figure 1.6, les électrons émis par le filament de la cathode sont accélérés vers l'anode rotative sous haute tension U. La taille du foyer, situé sur l'anode, dépend de la focalisation des électrons par la cathode. Elle influence directement la netteté des projections et donc la résolution des images. Un foyer réduit améliore la résolution, tandis qu'un foyer large induit un flou géométrique.



(a) Schéma simplifié d'une source RX avec tube à anode tournante

(b) Production de rayons X : électrons accélérés impactant l'anode et génération du rayonnement

FIGURE 1.6 – Illustrations complémentaires du fonctionnement d'une source RX [18] : (a) tube à anode tournante et géométrie du faisceau (b) mécanisme de production des RX au niveau du foyer

Trois géométries d'acquisition sont couramment utilisées en XCT, comme illustré dans la figure 1.7 de la page suivante. La géométrie conique, reposant sur une source ponctuelle et un détecteur plan, est aujourd'hui la plus répandue en inspection industrielle. La géométrie *fan-beam* ou en éventail, intermédiaire, repose sur un faisceau divergent dans un plan et un détecteur linéaire, tandis que la géométrie parallèle, utilisant un faisceau collimaté, constitue un cas théorique permettant une modélisation plus directe.

Dans ce manuscrit, la méthodologie développée s'inscrit volontairement dans ce cadre simplifié de géométrie parallèle, correspondant à l'application classique de la transformée de Radon. Ce choix permet de décrire de manière analytique les signatures des défauts dans le sinogramme, notamment sous forme de trajectoires sinusoïdales. Une géométrie plus complexe, le cas type *fan-beam*, peut néanmoins être rapprochée de ce cadre théorique par des étapes de transformation adaptées, permettant de ramener les données vers une représentation équivalente en géométrie parallèle (voir "L'annexe des compléments pour augmenter le réalisme à l'étude", annexe D).

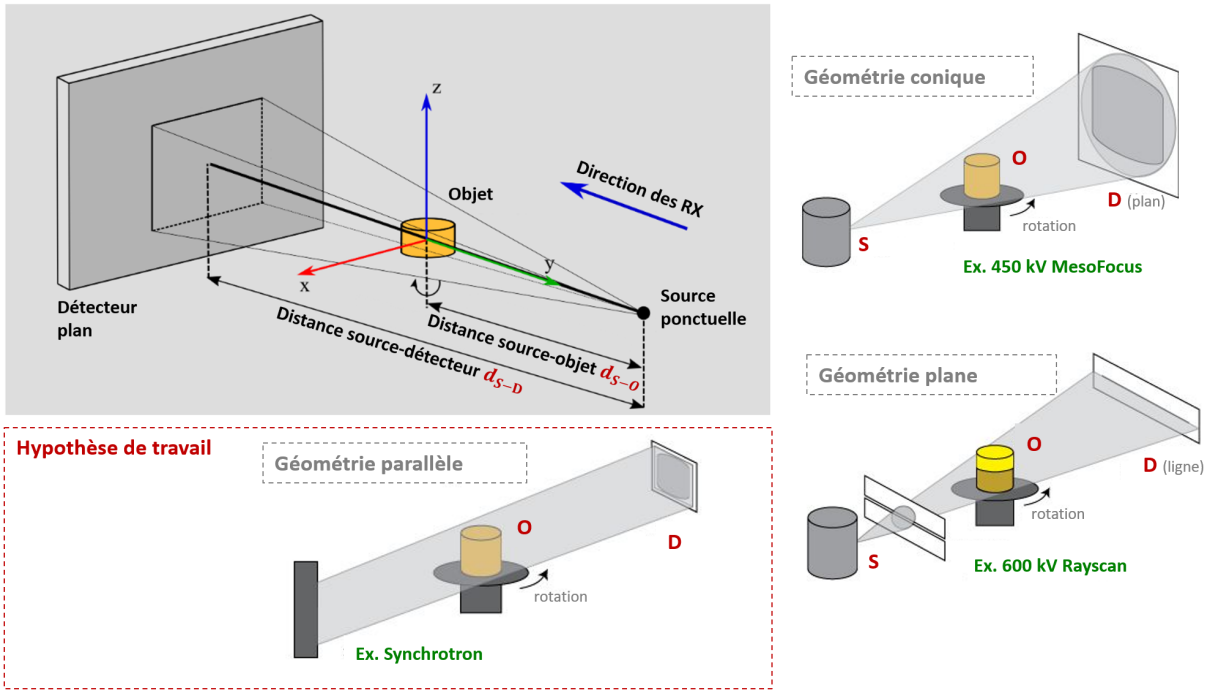


FIGURE 1.7 – Illustration des principales géométries en tomographie RX : conique (source ponctuelle et détecteur plan), plane (faisceau collimaté et détecteur linéaire) et parallèle (faisceau quasi-parallèle) avec mise en évidence des distances $d_{\text{S-O}}$ et $d_{\text{S-D}}$

1.2.4 Le protocole industriel classique

Le protocole habituel de travail pour l'analyse de défauts dans les pièces métalliques issues de la fabrication additive repose sur une série d'étapes structurées, allant de l'acquisition des données à l'interprétation des résultats. Ce processus inclut généralement la segmentation des défauts, leur classification morphologique, ainsi que l'évaluation de leur impact potentiel sur les propriétés de la pièce. La figure 1.8 illustre schématiquement ce protocole.

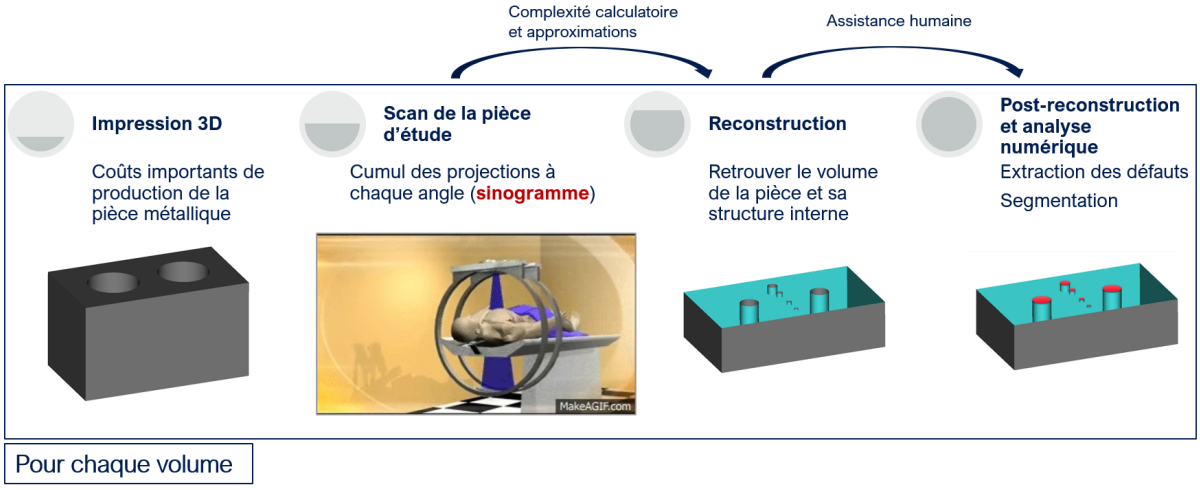


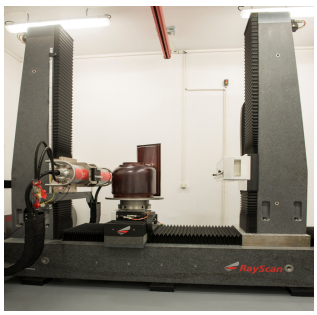
FIGURE 1.8 – Protocole habituel de travail pour l'analyse de défauts dans les pièces métalliques fabriquées par des procédés additifs : impression, scan de la pièce d'étude, reconstruction et post-reconstruction/analyse

Pour illustrer ce type d'analyse, des objets de référence sont fréquemment utilisés en métrologie, tels que les indicateurs de qualité d'image (*Image Quality Indicators*, **IQI**). Ces dispositifs, constitués de perçages de dimensions calibrées, permettent d'évaluer la capacité d'un système à détecter des défauts de tailles variées. Dans le cas d'une observation en coupe, ces perçages cylindriques peuvent être assimilés à des défauts idéalisés proches de cavités de type keyhole, ce qui en fait des supports pédagogiques pertinents pour l'étude des signatures.

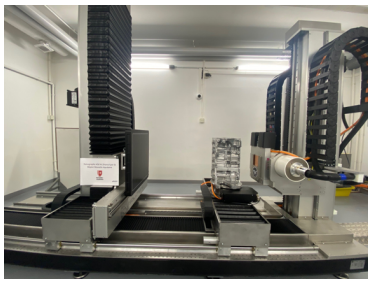
Cependant, l'application de ce protocole à chaque volume individuellement reste coûteuse en temps et en ressources. La phase de reconstruction en particulier nécessite des calculs intensifs afin de retrouver le volume à partir des projections acquises, ce qui peut introduire des approximations numériques venant s'ajouter aux éventuels artefacts liés à l'acquisition (bruit, imprécisions mécaniques, sensibilité du détecteur, etc.).

Par ailleurs, les étapes de post-reconstruction et d'analyse reposent encore largement sur une intervention humaine, malgré l'existence d'outils d'assistance basés sur des méthodes semi-automatiques [89]. Cette dépendance à l'expertise, combinée à la nécessité de disposer de grandes quantités de données annotées pour l'apprentissage de méthodes automatiques, constitue un verrou important. Elle s'accompagne également d'un coût significatif en temps et en ressources lorsque le protocole est appliqué à chaque volume individuellement, d'autant plus que les pièces issues de la fabrication additive présentent des géométries complexes et souvent peu répétitives.

La figure 1.9 présente les différents équipements présents sur le site de Pau du Cetim, qui permettent de mettre en œuvre cette méthodologie dans un cadre industriel réaliste. À titre indicatif, les tomographes industriels dans cette figure sont ceux dont la géométrie s'avère la plus adaptée à la transposition de notre approche (type "fan beam"). En sous-figure (b), il y a la possibilité de sélection entre deux détecteurs, le panneau n'est pas étudié puisqu'il concerne une géométrie de type "cone-beam".



(a) 600 kV Rayscan



(b) 450 kV MesoFocus



(c) 140 kV Siemens

FIGURE 1.9 – Installations XCT du site de Pau : (a) 600 kV Rayscan, (b) 450 kV MesoFocus et (c) 140 kV Siemens

Ces équipements couvrent un large spectre d'applications industrielles, allant de l'inspection de pièces massives en alliages métalliques à l'analyse de composants composites de plus faible densité, ceci est illustré dans le tableau 1.1 à la page suivante.

Tomographes	**Rayscan**	**MesoFocus**	**Siemens**
Tension maximale	600 kV	450 kV	140 kV
Épaisseur x	Grande (> 100 mm)	Moyenne (20–100 mm)	Faible (< 20 mm)
Matériaux μ	Alliages denses (μ élevé)	Métaux courants (μ modéré)	Composites ou polymères (μ faible)
Exemple de pièce	Ailette d'avion	Bloc hydromécanique	Réservoir hydrogène

TABLEAU 1.1 – Comparatif des trois systèmes de XCT du site du Cetim de Pau et quelques exemples d'utilisation

L'approche mise en œuvre réduit les coûts liés à l'acquisition et à l'annotation, tout en améliorant la représentativité et la diversité des données d'entraînement, dans un contexte où les défauts de fabrication additive sont complexes et peu documentés avant reconstruction.

Le choix du tomographe dépend principalement de deux paramètres physiques explicités dans les équations de flux : l'épaisseur x de la pièce et le coefficient d'atténuation μ, directement liés à la densité et à la composition du matériau (équations 1.4 et 1.5 plus haut dans le document).

Ces grandeurs influencent fortement l'atténuation des rayons X et conditionnent la tension nécessaire pour assurer une pénétration suffisante et un rapport signal/bruit acceptable. Les systèmes haute énergie sont donc privilégiés pour les pièces massives et fortement absorbantes, tandis que les équipements basse énergie conviennent aux matériaux légers ou composites.

1.2.5 Le problème inverse mal posé : limites des approches classiques

Lors d'une acquisition, un profil de projections ou un sinogramme est généré par le détecteur qui intègre les intensités des rayons X pour chaque pas angulaire. Selon la géométrie du scanner et si le détecteur n'est qu'une ligne ou encore un panneau de pixels, le profil sera impacté. Les niveaux de gris des profils obtenus correspondent à l'atténuation des différents constituants d'un matériau traversé par les rayons X selon leur composition et leur densité [39].

Le processus d'acquisition de la tomographie repose, en théorie, sur la transformée de Radon. Si l'on dispose de suffisamment de projections, il est possible de reconstruire le volume d'un objet et de visualiser sa structure interne. Cependant, cette inversion génère des artefacts, requiert des ressources en calcul importantes et peut affecter la précision des données [18]. Après reconstruction à l'aide de méthodes mathématiques complexes, des modèles de maillage de surface 3D représentant à la fois la structure externe et interne des composants sont générés [83].

En revanche, ce processus présente plusieurs inconvénients, notamment un temps de calcul élevé et une forte demande en ressources, ainsi que l'introduction d'artefacts numériques, qui s'ajoutent aux artefacts mécaniques existants causés par le système d'acquisition ou la pièce elle-même [33]. Les données de projection brutes sont sensibles, une petite variation pouvant avoir un effet significatif sur la qualité de l'image reconstruite.

1.3 Le domaine de Radon

Dans cette section, les fondements mathématiques et algorithmiques du domaine de Radon sont introduits. Ils constituent un pilier théorique essentiel pour la reconstruction en tomographie. Dans un premier temps, les approches continues sont abordées au travers du théorème de la tranche centrale, qui établit un lien fondamental entre les projections et la transformée de Fourier. Ensuite, nous présentons les approches discrètes, plus adaptées aux données numériques issues des systèmes de tomographie industriels. Enfin, les méthodes de reconstruction sont abordées en soulignant les enjeux liés à la qualité et à la précision des résultats.

1.3.1 La transformée de Radon continue

La transformée de Radon, introduite par Johann Radon (1887–1956) dans le cadre de ses travaux sur la théorie de l'intégration, permet de représenter une fonction $f(x, y)$ définie sur $\mathbb{R}^2$ à partir de ses intégrales le long de droites paramétrées [79], [25].

La figure 1.10 illustre le principe de la transformée de Radon et la rétroprojection utilisée en tomodensitométrie. Un sinogramme correspond à la représentation de l'ensemble des projections $\mathcal{R}_\theta(\rho)$ dans le plan (ρ, θ), où chaque point de l'objet génère une trace sinusoïdale caractéristique.

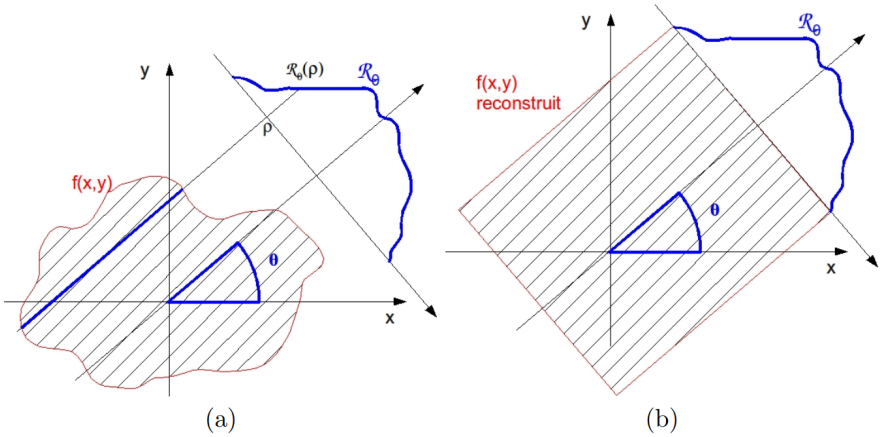


FIGURE 1.10 – Illustration de la transformée de Radon et de la rétroprojection [80]. (a) projection de l'image $f(x, y)$ selon un angle θ, donnant la projection $\mathcal{R}_\theta(\rho)$ (b) rétroprojection de cette même projection sur tout le plan suivant l'angle θ

Dans le contexte de la tomographie, un faisceau monochromatique de rayons X traversant un objet subit une atténuation liée à la densité traversée. Cette interaction est exprimée à la fois dans l'espace cartésien (x, y) et dans l'espace de Radon (ρ, θ), où les droites sont définies par $(\rho\cos\theta, \rho\sin\theta)$, avec $\rho \in \mathbb{R}$ et $\theta \in [0,\ \pi[$.

La transformée de Radon associe à chaque droite d'orientation θ située à une distance ρ de l'origine l'intégrale de f le long de cette droite. On la note $\mathcal{R}_f(\rho, \theta)$ et on écrit l'équation 1.7 [71].

$$\begin{aligned} \mathcal{R}_f(\rho,\theta) = p_\theta(\rho) &= \int_{-\infty}^{+\infty} f(x(s), y(s))\, ds \\ &= \int_{-\infty}^{+\infty} f(\rho\cos\theta - s\sin\theta,\ \rho\sin\theta + s\cos\theta)\, ds \end{aligned} \tag{1.7}$$

Pour une orientation fixée θ, la fonction $\rho \mapsto p_\theta(\rho) = \mathcal{R}_f(\rho, \theta)$ est appelée profil (ou projection) de Radon. L'ensemble des profils obtenus pour toutes les orientations θ constitue la transformée de Radon de f.

La figure 1.11 illustre un schéma des données dans l'espace de Radon. Les valeurs de projection sont représentées en coordonnées cartésiennes. Un point hors du centre de rotation génère une trace sinusoïdale, caractéristique des sinogrammes, qui représentent graphiquement les projections d'un objet.

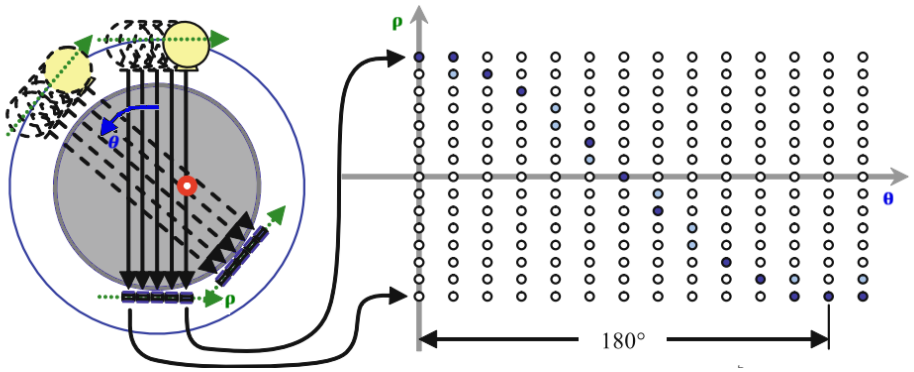


FIGURE 1.11 – Schéma illustrant la formation d'un sinogramme [18]

Si l'on représente $\mathcal{R}_f(\rho, \theta)$ dans un plan d'axes (θ, ρ), par exemple en niveaux de gris, on obtient un sinogramme. Ce dernier, n'étant pas dans le repère cartésien, composé de sinusoïdes, ne constitue pas une image habituellement interprétable. Les images sont obtenues par reconstruction à partir de ces projections, ce qui constitue le cœur du problème inverse à résoudre.

Dans ce cadre, la rétroprojection classique dans le plan (x, y) d'une projection correspond à la valeur de la projection selon un angle θ au point sur lequel (x, y) est projeté. On définit l'opérateur de rétroprojection $\mathcal{B}_f(x, y)$ comme l'intégration des contributions angulaires présentées dans l'équation 1.8.

$$\mathcal{B}_f(x,y) = \int_0^\pi h_\theta(x,y)\, d\theta = \int_0^\pi \mathcal{R}_f(x\cos\theta + y\sin\theta, \theta)\, d\theta \tag{1.8}$$

Cette opération correspond à l'adjoint de la transformée de Radon dans le cadre continu. Elle est mathématiquement bien définie, mais ne constitue pas l'inverse de la transformée de Radon : elle produit une version lissée de la fonction $f(x, y)$, en raison d'une perte d'amplitude des hautes fréquences.

La figure 1.12 présente les sinogrammes bruts d'intensité (ou de transmission) ainsi que les sinogrammes d'atténuation dans l'approximation parallèle.

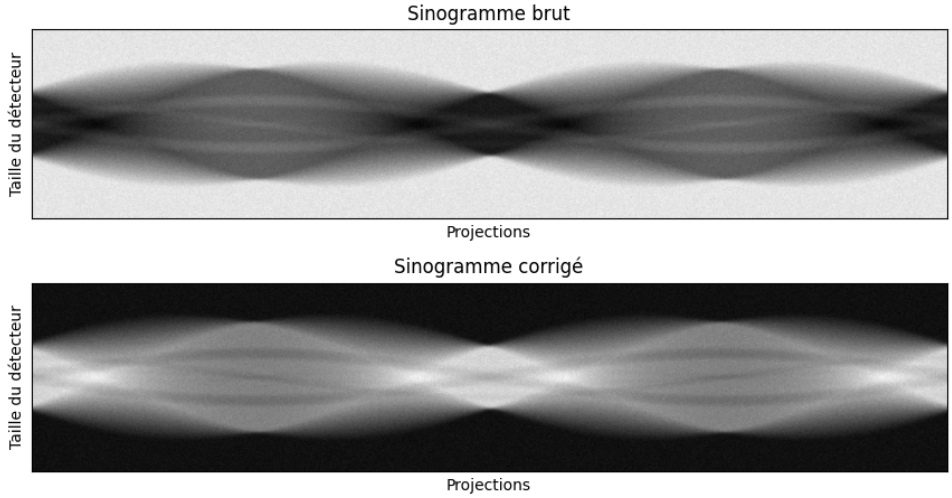


FIGURE 1.12 – Sinogrammes issus d'une simulation d'une acquisition par le logiciel NoviSim d'une pièce de référence : sinogramme (brut) d'intensité (en haut) et sinogramme corrigé pour obtention du sinogramme d'atténuation par application de la loi de Beer-Lambert (en bas)

Cette figure 1.13, quant à elle, illustre différents sinogrammes obtenus en géométrie parallèle et en géométrie *fan-beam* [1].

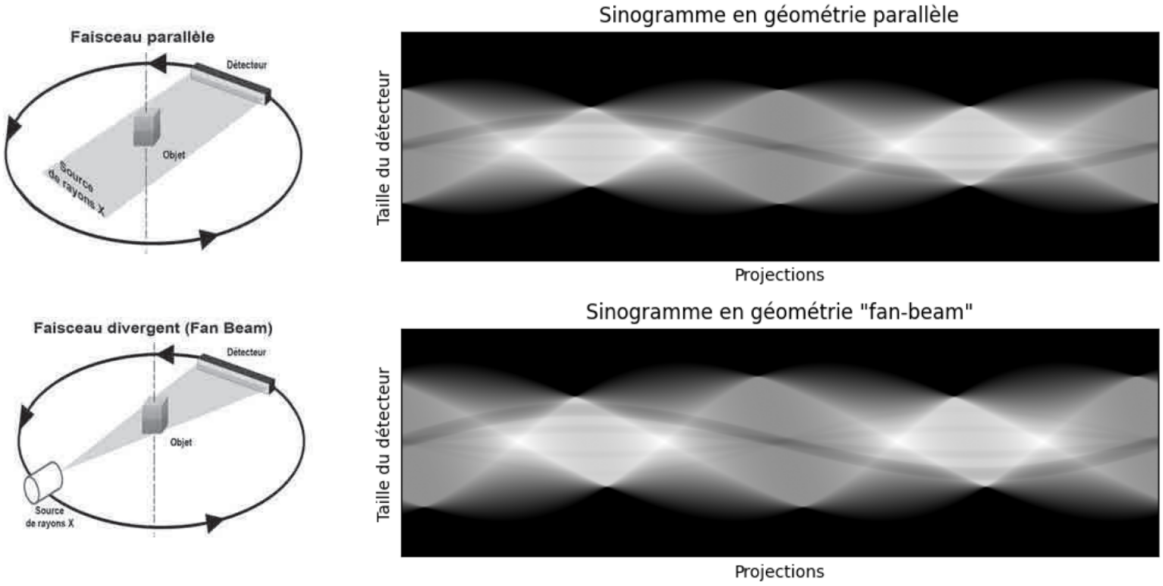
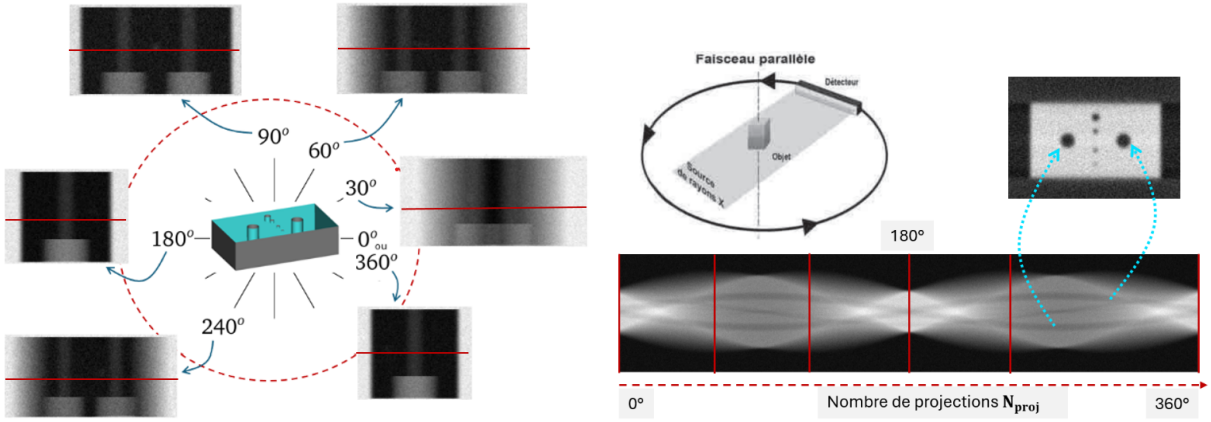


FIGURE 1.13 – Comparaison des géométries d'acquisition parallèle (haut) et *fan-beam* (bas), illustrées avec leurs sinogrammes respectifs

Si l'on transpose cette représentation, on obtient un autre point de vue à chaque angle : il s'agit d'une radiographie, c'est-à-dire une mesure de l'atténuation des rayons X à un angle θ fixé. Chaque radiographie correspond à une projection intégrale de l'objet selon une direction donnée et peut être vue comme une ligne dans le sinogramme de la figure 1.14.



(a) Projections (b) Sinogramme

FIGURE 1.14 – Lien entre les projections et le sinogramme d'un IQI en géométrie parallèle. (a) Projections acquises pour différentes orientations de l'objet (0°, 30°, 60°, 90°, 180° et 240°). (b) Sinogramme obtenu par l'empilement des profils de projection en fonction de l'angle d'acquisition au niveau d'une même coupe centrale dans les projections

Pour obtenir une reconstruction fidèle de $f(x, y)$, on utilise la rétroprojection filtrée, qui applique un filtrage fréquentiel aux projections avant la rétroprojection. Elle est présentée dans l'équation 1.9 et correspond à l'application de l'opérateur $\mathcal{R}_f^{-1}(\rho, \theta)$, l'inverse analytique de la transformée de Radon.

$$f(x, y) = \int_0^{\pi} \Big[\big[\mathcal{R}_f(\rho, \theta) * U(\cdot) \big] (x \cos\theta + y \sin\theta) \Big] \, d\theta \tag{1.9}$$

On a l'opérateur $*$ qui désigne la convolution sur la variable ρ, et U est un filtre de reconstruction (par exemple Ram-Lak, Shepp-Logan, etc.) permettant de compenser l'atténuation des hautes fréquences et d'inverser correctement la transformée de Radon. Dans le cadre continu, la transformée de Radon satisfait un ensemble de propriétés fondamentales présentées ci-dessous [33].

1. Linéarité : $\mathcal{R}_{af+bg} = a\mathcal{R}_f + b\mathcal{R}_g$ pour tous scalaires a, b et fonctions f, g
2. Invariance par translation : $\mathcal{R}_{f(x-x_0, y-y_0)}(\rho, \theta) = \mathcal{R}_f(\rho - x_0 \cos\theta - y_0 \sin\theta, \theta)$
3. Invariance par rotation : $\mathcal{R}_{f(R_\phi(x,y))}(\rho, \theta) = \mathcal{R}_f(\rho, \theta - \phi)$ où R_ϕ est la rotation d'angle ϕ
4. Théorème de la tranche centrale : $\mathcal{F}_1 \{\mathcal{R}_f(\rho, \theta)\} (\omega) = \mathcal{F}_2[f] (\omega \cos\theta, \omega \sin\theta)$ où $\mathcal{F}_1$ est la transformée de Fourier 1D en ρ et $\mathcal{F}_2$ la transformée de Fourier 2D de f
5. Relation d'adjonction (opérateur adjoint) : $\langle \mathcal{R}f, g \rangle = \langle f, \mathcal{R}^* g \rangle$ où $\mathcal{R}^*$ est l'opérateur de rétroprojection
6. Inversibilité (dans le cadre continu) : $f(x, y) = \mathcal{R}^{-1}(\mathcal{R}_f)$ via la rétroprojection filtrée

1.3.2 La transformée de Radon discrète

Soit $f[i, j]$ une image discrète et $\mathcal{R}_f[k, \theta_p]$ sa transformée de Radon discrète, où k indexe les positions discrètes sur le détecteur et $\theta_p \in \Theta = \{\theta_p\}_{p=1}^{N_{\text{proj}}}$ désigne le p-ième angle de projection comme présenté dans la figure 1.15 à la page suivante.

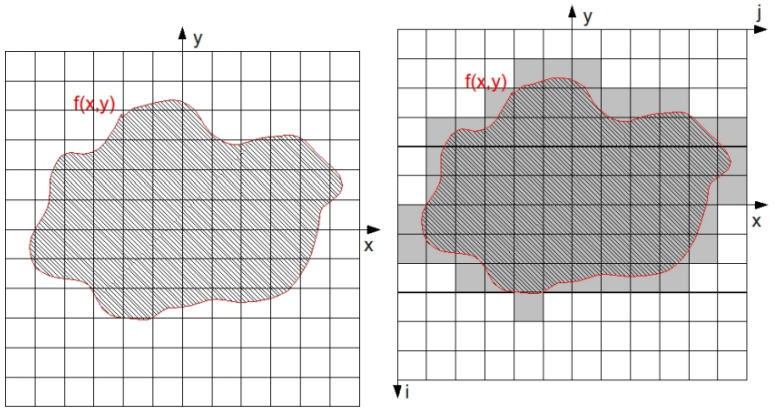


FIGURE 1.15 – Illustration du passage du domaine continu $f(x, y)$ (a) à une grille discrète (b) : chaque pixel $[i, j]$ regroupe l'ensemble des points (x, y) qu'il contient et leur attribue une intensité constante

Dans le cadre de la XCT, les données mesurées sont organisées sous forme de sinogramme, une image de taille $N_{\text{pix}} \times N_{\text{proj}}$, où chaque pixel représente une mesure acquise pour une position discrète du détecteur et un angle de projection donné. Dans ce sinogramme, N_{pix} correspond au nombre d'éléments de la ligne de détecteur et N_{proj} au nombre de projections.

La transformée de Radon discrète approxime alors l'intégrale continue par une somme pondérée le long de lignes discrètes de l'image, comme présenté dans l'équation 1.10.

$$\mathcal{R}_f[k, \theta_p] = \sum_{(i,j) \in \text{ligne}(k,\theta_p)} f[i, j]\, w_{i,j}^{(k,\theta_p)} \tag{1.10}$$

Les coefficients $w_{i,j}^{(k,\theta_p)}$ modélisent l'interaction géométrique entre le rayon de projection associé à l'angle θ_p et la grille de discrétisation de l'image. Ils correspondent à une approximation de la longueur d'intersection du rayon avec chaque pixel ou à une interpolation des valeurs de l'image, permettant ainsi de remplacer l'intégrale continue par une somme pondérée dans le cadre discret.

Les propriétés de la transformée de Radon continue sont approximativement conservées dans le cadre discret. Deux articles proposent une étude détaillée sur la discrétisation de cette transformée en 2D [10] et en 3D [12].

— Linéarité : $\mathcal{R}_{af+bg} = a\,\mathcal{R}_f + b\,\mathcal{R}_g$

— Adjonction : l'opérateur de rétroprojection discrète $\mathcal{B}$ constitue l'adjoint numérique de $\mathcal{R}_f$

— Inversibilité (approximative) : la transformée de Radon discrète est inversible numériquement via la rétroprojection filtrée, mais la qualité dépend du nombre de projections N_{proj}, de la résolution de l'image et du filtre utilisé

1.3.3 Le problème inverse

En tomographie, le problème inverse consiste à reconstruire une image à partir de ses projections, c'est-à-dire à retrouver une fonction discrète $f[i, j]$ à partir de sa transformée de Radon discrète $\mathcal{R}_f[k, \theta_p]$. Dans le cas idéal, lorsque l'ensemble des projections est connu de manière continue et sans bruit, la solution est unique. En pratique, la reconstruction tomographique constitue un problème inverse mal conditionné, car les projections sont discrètes, bruitées et disponibles pour un nombre limité d'angles d'acquisition.

La figure 1.16 met en évidence la non-unicité du problème inverse où plusieurs configurations spatiales peuvent satisfaire les mêmes contraintes de projection. En effet, les points rouges représentent les valeurs mesurées dans le sinogramme, c'est-à-dire les contraintes directes du problème inverse et les points bleus montrent que d'autres configurations peuvent satisfaire ces mêmes contraintes, révélant l'existence de solutions multiples. Ce caractère mal posé du problème inverse, dû à la non-unicité, nécessite des stratégies de reconstruction adaptées.

Outre l'intégration de connaissances a priori (régularisation, contraintes physiques ou géométriques), les méthodes itératives jouent un rôle fondamental dans la stabilisation du problème. Elles permettent d'explorer l'espace des solutions en minimisant des fonctions de coût adaptées, souvent non convexes.

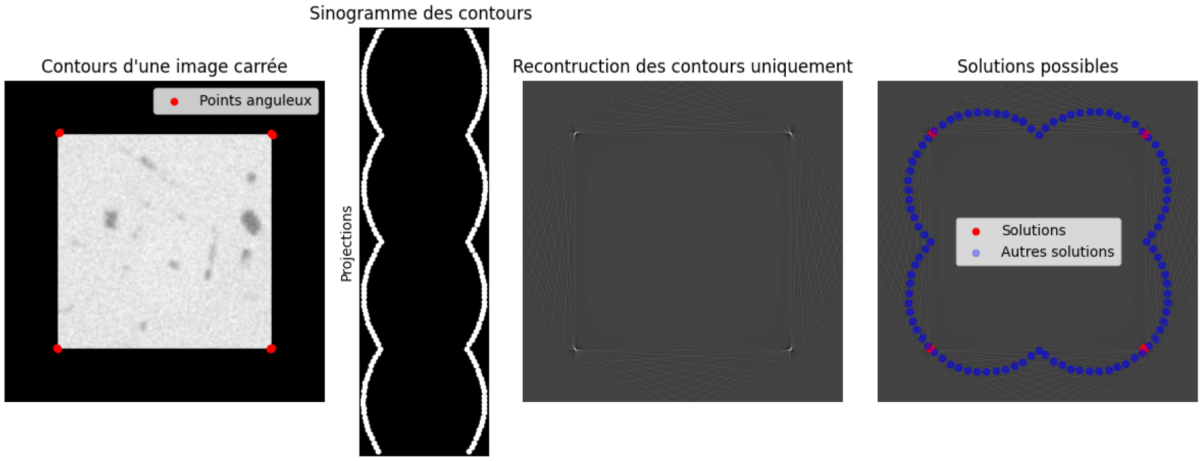


FIGURE 1.16 – Non unicité du problème inverse après extraction d'enveloppe dans le domaine de Radon : plusieurs configurations spatiales produisent la même enveloppe. (à gauche) les points rouges correspondent aux points anguleux (singularités) du carrée. Leur transformée de Radon génère des sinusoïdes dont l'enveloppe est extraite Cette enveloppe agrège l'information mais ne permet plus d'identifier les contributions individuelles des points initiaux. (à droite) Lors de la reconstruction à partir de cette enveloppe seule : on ne retrouve pas les points rouges et on obtient un ensemble de solutions compatibles (points bleus), formant une famille de reconstructions possibles

La transformée de Radon inverse vise à reconstituer l'image originale à partir du sinogramme. Dans le cas continu, cette inversion repose sur des fondements analytiques bien établis, mais leur transposition au cadre discret nécessite des adaptations numériques. La méthode de rétroprojection filtrée est l'une des approches les plus répandues : elle consiste à filtrer chaque projection dans le domaine fréquentiel avant sa rétroprojection.

Ce filtrage compense le flou introduit par la rétroprojection simple, qui surpondère les basses fréquences et atténue les hautes fréquences de l'image reconstruite. Une inversion discrète adaptée au contexte numérique est proposée dans l'article [50], qui traite des conditions de stabilité et de régularisation nécessaires à une reconstruction fiable comme en figure 1.17.

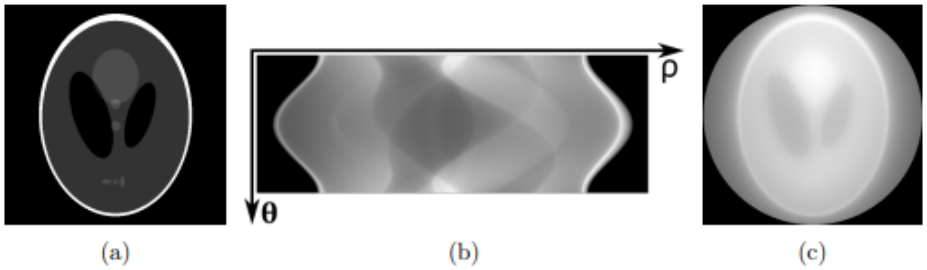


FIGURE 1.17 – Processus de projection et rétroprojection [34] : (a) image du phantom de Shepp-Logan (b) sinogramme obtenu à partir de plusieurs projections. Chaque ligne correspond à une projection angulaire et chaque colonne à la somme des intensités traversées pour chaque module ρ (c) image reconstruite par rétroprojection du sinogramme

1.3.4 Justification de l'approche dans le domaine de Radon

L'espace image reconstruite reste adapté à des tâches telles que l'interprétation visuelle, l'analyse du contraste ou la segmentation. Le recours au domaine de Radon ne vise donc pas à simplifier ces opérations, mais à répondre à des objectifs méthodologiques distincts. En particulier, il permet l'injection directe de défauts dans les données de projection, sans reconstruction préalable, qui constitue une solution approchée du problème inverse et dont le résultat dépend du filtrage, de la discrétisation et des compromis entre résolution spatiale, bruit et artefacts.

Dans le cadre parallèle théorique retenu, un défaut localisé engendre une signature structurée dans le sinogramme, caractérisée par une amplitude et une phase. Cette représentation permet de manipuler le défaut comme un signal, et non uniquement comme une région segmentée. Elle offre ainsi une modularité pour l'augmentation de données : extraction, transformation, déplacement et réinjection de signatures dans de nouveaux contextes avant reconstruction.

Par ailleurs, l'approche adoptée s'inscrit dans un cadre discret, en cohérence avec les données effectivement acquises. Elle ne repose pas sur les seules propriétés de la transformée de Radon continue mais sur une exploitation directe du sinogramme discret. Dans ce cadre, les effets d'échantillonnage, de bruit et d'atténuation cumulative sont intrinsèques au signal et ne sont pas masqués par une représentation analytique théorique (B-splines, ondelettes, etc.).

Ainsi, les contributions proposées relèvent d'une analyse opérationnelle du signal de projection, centrée sur l'injection directe, les relations géométriques et la modularité des signatures, et doivent être comprises comme complémentaires aux approches basées sur les images reconstruites.

1.3.5 Les reconstructions

La reconstruction d'un objet à partir de ses projections en tomographie repose sur trois grandes familles de méthodes : analytiques, algébriques et statistiques [67]. Ces approches diffèrent par leur modélisation mathématique, leur robustesse au bruit, leur complexité algorithmique et leur capacité à intégrer des connaissances a priori. Le théorème de la tranche centrale constitue la base des méthodes analytiques comme la rétroprojection filtrée (*Filtered Back Porjection*, (**FBP**).

1) Le théorème de la coupe centrale

Le théorème de la tranche centrale établit un lien fondamental entre l'analyse fréquentielle des projections unidimensionnelles obtenues par la transformée de Radon et les fréquences spatiales de Fourier de l'objet à reconstruire [100].

Dans le cadre de la tomographie, chaque projection $\mathcal{R}_f(\rho, \theta)$ représente l'intégrale de l'objet $f(x, y)$ le long d'une droite d'orientation θ et de distance ρ à l'origine. Pour analyser ces projections dans le domaine fréquentiel, on applique la transformée de Fourier 1D selon la variable ρ. On note cette opération $\mathcal{F}_{1\mathrm{D}}\mathcal{R}_f$, et elle est définie par l'équation 1.11.

$$\mathcal{F}_{1\mathrm{D}}\mathcal{R}_f(\omega, \theta) = \int_{-\infty}^{+\infty} \mathcal{R}_f(\rho, \theta)\, e^{-2\pi i \omega \rho}\, d\rho \tag{1.11}$$

Cette notation explicite permet de distinguer clairement l'opérateur de Fourier unidimensionnel $\mathcal{F}_{1\mathrm{D}}$ appliqué à la transformée de Radon $\mathcal{R}_f$, pour une orientation θ donnée. Elle est essentielle pour formuler le théorème de la coupe centrale, qui relie cette transformée à la transformée de Fourier bidimensionnelle de l'objet.

Pour relier les projections à la structure interne de l'objet, on utilise la transformée de Fourier 2D de la fonction $f(x, y)$ représentant l'objet. On note cette opération $\mathcal{F}_{2\mathrm{D}}f$, et elle est définie par l'équation 1.12.

$$\mathcal{F}_{2\mathrm{D}}f(u, v) = \int_{\mathbb{R}^2} f(x, y)\, e^{-2\pi i (ux+vy)}\, dx\, dy \tag{1.12}$$

Le théorème de la coupe centrale affirme que la transformée de Fourier 1D d'une projection $\mathcal{R}_f(\rho, \theta)$ selon ρ correspond à une tranche de la transformée de Fourier 2D de l'objet, prise dans la direction $(\omega \cos\theta, \omega \sin\theta)$ (voir l'équation 1.13).

$$F(u, v) = \mathcal{F}_{2\mathrm{D}}f(u, v) = \mathcal{F}_{1\mathrm{D}}\mathcal{R}_f(\omega, \theta) \quad \text{avec} \quad (u, v) = (\omega \cos\theta, \omega \sin\theta) \tag{1.13}$$

Autrement dit, comme le montre la figure 1.18 (page suivante), chaque projection 1D dans le domaine de Radon encode une ligne dans le domaine de Fourier 2D de l'objet. En faisant varier l'angle θ, on balaie l'espace fréquentiel de l'objet, ce qui permet une reconstruction complète par interpolation dans le domaine de Fourier suivie d'une transformée de Fourier inverse.

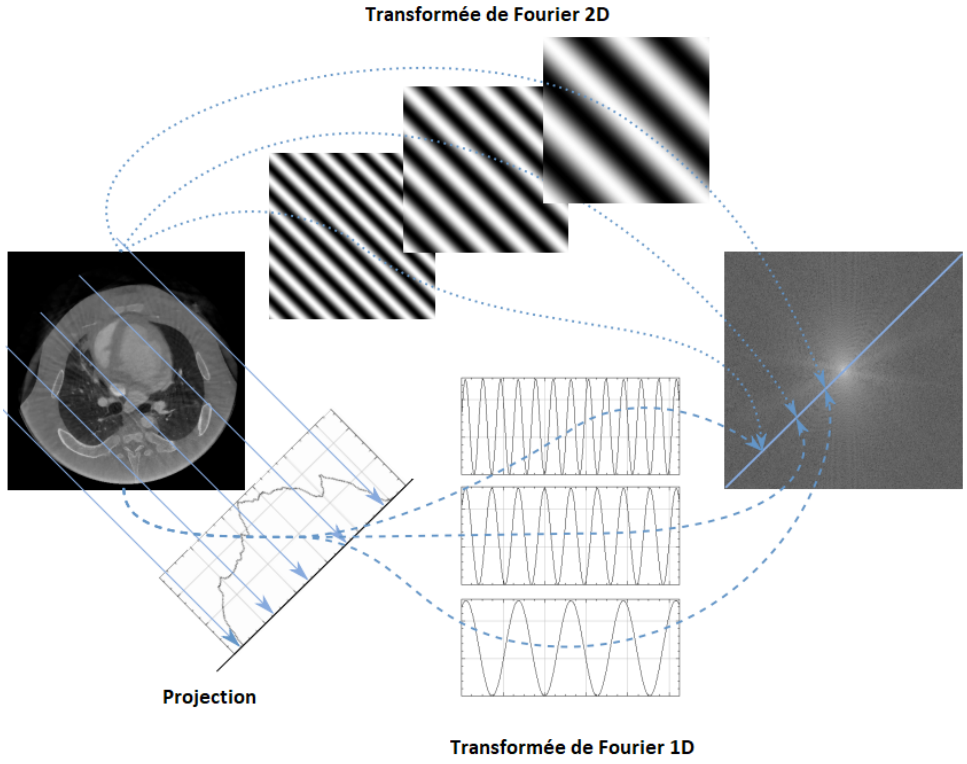


FIGURE 1.18 – Visualisation graphique du théorème de la coupe centrale [66] : le calcul d'une projection et sa multiplication par une onde sinusoïdale (lignes en tirets) revient à extraire une composante fréquentielle via une convolution bidimensionnelle avec la fonction de base de Fourier correspondante (lignes en pointillés fins)

Les fonctions de base de Fourier, telles que les sinusoïdes complexes, peuvent être interprétées comme réalisant une intégration le long du trajet de l'onde, selon une direction orthogonale à celle de leur oscillation. Cette propriété est fondamentale dans le cadre du théorème de la coupe de Fourier, qui établit un lien direct entre les projections d'un objet (dans le domaine spatial) et les tranches de sa transformée de Fourier (dans le domaine fréquentiel). Si l'on applique une modulation sinusoïdale à une projection (équivalente à une multiplication par une fonction de base de Fourier), cela revient à effectuer une convolution dans le domaine spatial avec une onde plane orientée selon la direction orthogonale.

2) Le domaine de Fourier

Le théorème de la coupe centrale établit que la transformée de Fourier 1D d'une projection correspond à une section de la transformée de Fourier 2D de l'objet selon une direction donnée. Ainsi, l'ensemble des projections permet un échantillonnage du domaine fréquentiel selon une géométrie polaire.

La qualité de la reconstruction dépend directement de la densité d'échantillonnage angulaire : un nombre insuffisant de projections entraîne un sous-échantillonnage des directions fréquentielles. Le respect d'un critère de type Nyquist garantit que la distance entre deux échantillons angulaires reste compatible avec la résolution spatiale visée.

La figure 1.19 illustre cette organisation radiale des fréquences. Les basses fréquences, localisées au voisinage de l'origine fréquentielle, sont échantillonnées pour chaque direction de projection, ce qui conduit à une concentration des échantillons dans cette zone. À mesure que la fréquence radiale augmente, l'espacement entre échantillons croît, traduisant une diminution de la densité d'échantillonnage dans les hautes fréquences. Cette anisotropie d'échantillonnage implique que les composantes basses fréquences sont estimées avec une variance plus faible, tandis que les hautes fréquences, associées aux détails fins, sont plus sensibles aux perturbations telles que le bruit ou les erreurs de mesure. Lors de la reconstruction un filtrage passe-haut vise à rééquilibrer le spectre fréquentiel et à préserver la résolution spatiale.

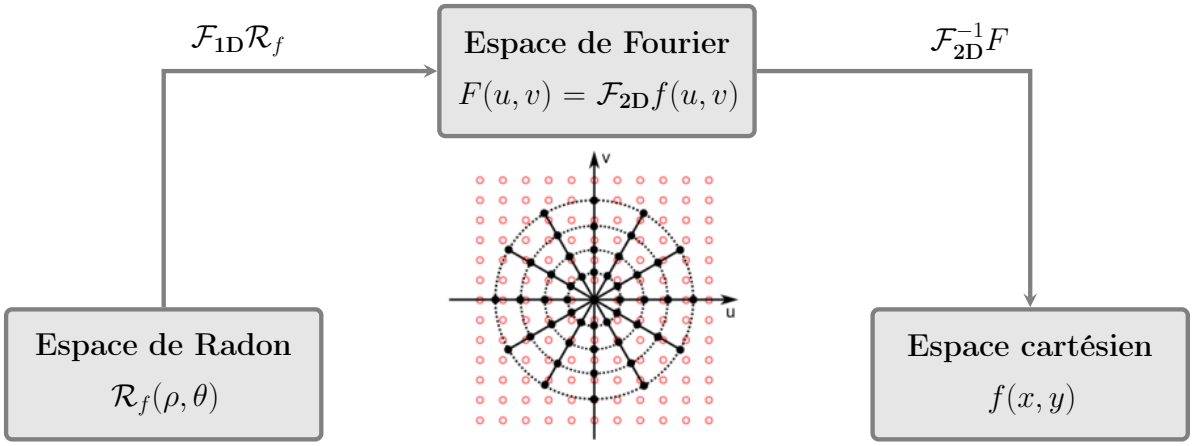


FIGURE 1.19 – Échantillonnage radial du domaine de Fourier en tomographie parallèle.

Dans un cadre idéal, un passage vers un échantillonnage cartésien du domaine de Fourier nécessiterait une adaptation de la distribution angulaire des projections, afin de compenser l'espacement croissant des points fréquentiels sur les diagonales. En pratique, cette conversion (*regridding*) constitue une étape délicate introduisant des erreurs d'interpolation.

Dans le cadre classique de la reconstruction, la redondance des basses fréquences est bénéfique car elle stabilise les composantes globales de l'image. En revanche, dans ce travail, où l'analyse est réalisée directement dans le domaine des projections, cette même propriété induit une concentration de l'énergie du signal dans certaines régions du sinogramme. Les contributions associées aux zones fortement contrastées ou proches du centre de masse de l'objet dominent alors le signal, en raison de leur présence dans un grand nombre de directions de projection.

Cette concentration d'énergie se traduit par une surreprésentation de certaines structures dans le sinogramme, masquant des contributions plus faibles et réduisant la séparabilité des signatures. Autrement dit, la redondance fréquentielle, favorable à la reconstruction, devient ici un facteur limitant pour l'extraction de signaux individuels [69]. Elle introduit des corrélations entre les contributions spatiales, rendant plus complexe l'identification et la manipulation de défauts isolés dans le domaine de Radon.

3) Les méthodes analytiques

Les méthodes analytiques reposent sur une expression explicite permettant d'inverser directement la transformée de Radon, sans recourir à des schémas itératifs. La plus répandue d'entre elles est la méthode de rétroprojection filtrée FBP, qui applique un filtrage fréquentiel aux projections suivi d'une rétroprojection angulaire dans le plan image.

Cette approche présente l'avantage d'être rapide et efficace, en particulier lorsque les données sont suffisamment échantillonnées et peu bruitées. Elle s'appuie sur le théorème de la coupe centrale et sur une exploitation efficace des propriétés de la transformée de Fourier [18].

En pratique, sous de bonnes conditions d'acquisition et avec un filtrage adéquat, elle permet d'obtenir des images bien contrastées et fidèles aux structures reconstruites. En contexte industriel, la FBP demeure la méthode de reconstruction la plus utilisée en industrie, en raison de sa robustesse et de sa fiabilité.

4) Les méthodes algébriques

Les méthodes algébriques modélisent la reconstruction comme un problème d'inversion d'un système linéaire reliant les pixels de l'image aux mesures projetées. Parmi les algorithmes les plus connus figurent l'ART (*Algebraic Reconstruction Technique*), le SART (*Simultaneous ART*) et le SIRT (*Simultaneous Iterative Reconstruction Technique*). Ces méthodes sont particulièrement efficaces lorsque les données sont incomplètes, bruitées ou irrégulièrement échantillonnées. Elles permettent d'intégrer des contraintes physiques ou géométriques dans le processus de reconstruction, au prix d'un coût computationnel plus élevé [50].

5) Les méthodes statistiques

Les approches statistiques considèrent la reconstruction comme un problème d'estimation, en tenant compte des propriétés probabilistes du bruit et du système d'acquisition. Elles visent à maximiser une fonction de vraisemblance MLE (*Maximum Likelihood Estimation*) ou une fonction postérieure MAP (*Maximum A Posteriori*) et peuvent intégrer des connaissances a priori sur l'objet ou le bruit. Ces méthodes sont particulièrement adaptées aux contextes de faible dose ou de bruit élevé, comme en imagerie médicale ou industrielle. Elles permettent une reconstruction plus fidèle et régularisée, mais nécessitent des modèles statistiques précis et des algorithmes d'optimisation avancés [18]. Le choix de la méthode dépend du contexte expérimental, du niveau de bruit, du nombre de projections disponibles, des contraintes de temps de calcul et des objectifs de qualité d'image. Des approches hybrides combinant plusieurs paradigmes sont également couramment utilisées.

Dans notre approche, nous privilégions la FBP en raison de sa transparence et de sa structure analytique explicite. Bien que cette méthode implique un filtrage fréquentiel, elle permet de conserver un lien direct entre les données projetées et les valeurs reconstruites, facilitant ainsi l'analyse causale et l'interprétation physique.

À l'inverse, les méthodes itératives, algébriques ou statistiques, introduisent des mécanismes d'optimisation successifs qui, bien qu'efficaces en présence de bruit ou de données incomplètes, tendent à obscurcir la traçabilité des contributions individuelles.

Dans un contexte où la compréhension fine des effets d'atténuation est essentielle, la FBP offre une meilleure lisibilité des résultats, tout en laissant ouverte la possibilité d'explorer des approches itératives lorsque les conditions expérimentales l'exigent.

1.4 Le traitement d'images et l'apprentissage profond

Dans cette dernière section, nous abordons les fondements du traitement d'images appliqué à la détection de défauts dans les volumes issus de la XCT. Nous introduisons les méthodes de segmentation et les descripteurs de formes permettant d'extraire des informations pertinentes à partir des données visuelles. Ensuite, nous présentons les DNN utilisés pour la classification et la segmentation d'instances, en mettant l'accent sur leur capacité à apprendre des représentations complexes adaptées à notre problématique. Enfin, nous discutons des enjeux liés à la constitution de BDD annotées, ainsi que des stratégies de transfert d'apprentissage permettant de pallier le manque de données spécifiques dans un contexte industriel.

1.4.1 La segmentation et les descripteurs de formes

Les transformées géométriques sont des outils mathématiques permettant de représenter une fonction f dans un espace différent de celui de sa définition, appelé espace transformé. Il s'agit d'une décomposition de f selon des fonctions d'analyse adaptées à la nature des structures recherchées : des sinusoïdes dans le cas de la transformée de Fourier, des droites pour les transformées de Hough ou de Radon, qui peuvent être généralisées à la détection de formes. Ces transformées trouvent leur intérêt dans les informations extraites de l'espace transformé, notamment pour la segmentation et l'extraction de caractéristiques globales.

1) L'extraction de caractéristiques

Dans le cadre de cette étude, la transformée de Radon est utilisée pour détecter des motifs sinusoïdaux dans le sinogramme, représentant des signatures de défauts ou d'artefacts. L'espace transformé associé, appelé sinogramme, est analogue à l'accumulateur de la transformée de Hough, en ce qu'il permet une représentation globale de l'information sur l'ensemble de l'image, plutôt que localement [26].

L'extraction de caractéristiques constitue une étape fondamentale du traitement d'image. Des méthodes classiques comme l'algorithme de transformation de caractéristiques visuelles invariante à l'échelle (*Scale-Invariant Feature Transform*, **SIFT**) [64] permettent de détecter des points d'intérêt invariants en échelle et en rotation, facilitant la reconnaissance d'objets ou de structures dans des environnements complexes.

2) L'amélioration de la qualité d'image

En tomographie, la réduction d'artefacts métalliques (*Metal Artifact Reduction*, MAR) repose sur une compréhension fine des distorsions induites dans l'espace sinogramme. Dans ce cadre, la représentation polaire des projections et l'étude des motifs sinusoïdaux constituent des outils centraux pour identifier, isoler et corriger les irrégularités introduites par les matériaux fortement absorbants.

Chityala et al. [22] ont montré qu'il est possible de restaurer les régions manquantes ou corrompues du sinogramme, notamment lorsqu'une partie des projections est tronquée, en s'appuyant sur les propriétés géométriques intrinsèques des sinusoïdes des objets. Cette restauration ciblée permet de diminuer significativement les artefacts de reconstruction. Cantoral-Ceballos et Ozanyan [19] proposent une approche fondée sur la transformée de Hough sinusoïdale (*Sinusoidal Hough Transform*, **SHT**), permettant une reconstruction parallèle à partir de vues limitées, en tirant parti de la structure sinusoïdale des sinogrammes.

3) L'extraction de caractéristiques dans le sinogramme

L'intérêt de ces représentations réside dans leur capacité à modéliser les trajectoires d'atténuation comme des courbes régulières dans l'espace sinogramme, sans passer par une reconstruction complète. Yazdi et Mohammadi [96] exploitent la structure fréquentielle du sinogramme pour segmenter les zones perturbées, en combinant une transformée de courbelettes avec une transformée de Hough. Yu et al. [97] proposent quant à eux une méthode de complétion guidée par des a priori issus de l'image reconstruite, illustrant l'intérêt des modèles hybrides pour la réduction d'artefacts.

Ces approches montrent que le sinogramme peut être considéré comme un espace de travail à part entière, riche en informations structurelles et géométriques. Elles soulignent l'intérêt croissant des méthodes qui combinent transformées géométriques, détection locale et apprentissage profond, pour une analyse plus fine et plus explicable des défauts et des artefacts en tomographie.

Des détails sont donnés sur les approches basées sinogrammes impliquant la SHT, ses extensions ainsi que d'autres méthodes d'extraction de caractéristiques dans "L'annexe sur l'extraction de caractéristiques en traitement d'image" (annexe C).

1.4.2 Les réseaux profonds pour la classification et la segmentation d'instances

L'inspection non destructive en fabrication additive connaît une transformation majeure grâce à l'intégration des réseaux de neurones profonds. Ces architectures permettent d'automatiser la détection et la segmentation des défauts, en exploitant des données issues de la tomographie RX ou des images acquises en cours de fabrication. Cette section présente les choix stratégiques adoptés dans cette thèse, les approches existantes pour l'inspection par apprentissage profond, ainsi que les problématiques liées à l'apprentissage supervisé et non supervisé.

1) Les choix stratégiques

Les approches classiques de détection de défauts en fabrication additive s'appuient majoritairement sur des volumes reconstruits ou sur des images acquises en cours de fabrication. Bien que performantes, ces méthodes nécessitent des protocoles expérimentaux lourds, coûteux et parfois difficiles à adapter à des environnements industriels variés.

Dans cette thèse, nous faisons le choix stratégique d'exploiter directement les sinogrammes avant toute étape de reconstruction. Cette approche permet de réduire fortement les coûts computationnels et de simplifier la mise en place d'un protocole de contrôle

automatisé. En travaillant sur la donnée brute, on évite également les étapes de segmentation manuelle et l'on s'inscrit dans une logique de méthodologie robuste, adaptable et industrialisable.

La chaîne de traitement proposée débute par la collecte de sinogrammes, réels ou simulés, issus de matériaux fabriqués par PBF. À partir de ces données brutes, les signatures des défauts sont extraites par des méthodes 2D et 3D de traitement d'images, sans recours à l'apprentissage automatique, afin de conserver une maîtrise complète des transformations appliquées et de rester fidèles aux conditions d'acquisition industrielles. Les défauts sont ensuite segmentés à l'aide de règles et de critères explicitement définis, permettant de contrôler les approximations et de quantifier précisément les incertitudes.

Une fois les défauts caractérisés, ils sont injectés dans des objets d'intérêt afin de générer un ensemble de données synthétiques. Cette étape se fonde sur des transformations géométriques contrôlées permettant de simuler des variations industrielles réalistes. L'objectif est d'accroître la diversité et la représentativité de la BDD, voire de s'affranchir totalement de données expérimentales initiales.

Cette stratégie répond à deux difficultés majeures : d'une part, la collecte et l'annotation de données réelles restent coûteuses, longues et limitées en diversité ; d'autre part, les défauts observés dans les pièces industrielles ne couvrent pas l'ensemble des cas critiques nécessaires à l'entraînement de modèles robustes. L'augmentation synthétique permet au contraire de générer des défauts contrôlés, variés et paramétrables, tout en maîtrisant leur forme, leur intensité et leur localisation. Elle constitue ainsi un levier essentiel pour tester et renforcer la robustesse des méthodes conçues, tout en facilitant la mise en place de protocoles de contrôle automatisés sur données brutes.

2) L'inspection de défauts par apprentissage profond

L'intégration des DNN dans les chaînes de traitement en tomographie RX transforme l'inspection non destructive, en particulier dans le domaine de la fabrication additive. Plusieurs travaux récents illustrent cette évolution. L'équipe de Poudel et al. [78] propose une classification volumique des défauts à partir de descripteurs morphologiques extraits de volumes reconstruits, permettant de distinguer efficacement les défauts typiques du procédé L-PBF avec, entre autres, les LoF et les keyholes. Cette approche repose sur une analyse post-acquisition, tandis que l'équipe d'Ansari et al. [9] cible la détection en cours de fabrication, en entraînant un réseau à convolutions (*Convolutional Neural Network*, **CNN**) sur des images acquises pendant le processus. Leur étude montre que la qualité de la labellisation (CAO vs XCT) influence fortement les performances du modèle, avec une précision allant jusqu'à 97 %.

Dans notre cas, nous proposons une architecture CNN adaptée à des cartes binaires issues de volumes segmentés, illustrée en figure 1.20, à la page suivante. Il s'agit d'un exemple schématique destiné à montrer le principe général : extraction de caractéristiques par convolutions et réduction progressive de la carte des caractéristiques, suivie d'une classification binaire (OK et NOK) via des couches entièrement connectées.

Dans une logique complémentaire, Wong et al. [93] appliquent un réseau 3D UNet, issu du domaine médical, pour segmenter automatiquement les défauts dans des volumes XCT.

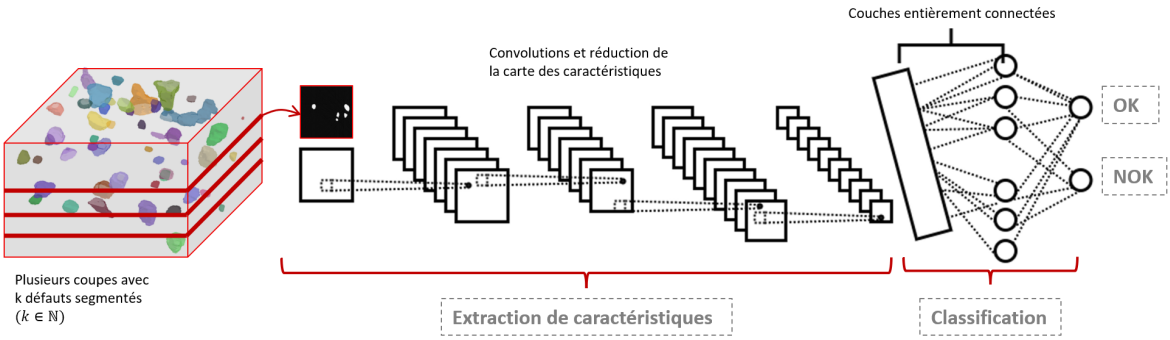


FIGURE 1.20 – Exemple schématique d'une architecture CNN appliquée à des défauts segmentés dans des coupes 2D : architecture d'un réseau de neurones convolutif appliqué à des défauts segmentés dans des coupes 2D traitées par plusieurs couches de convolution puis par des couches entièrement connectées pour la classification en deux classes OK et NOK

Leur méthode permet de détecter des défauts de petite taille et de faible contraste, souvent invisibles aux approches classiques, et constitue une première démonstration de segmentation volumique 3D en fabrication additive. Enfin, Altmann et al. [8] explorent une approche plus accessible, en utilisant un modèle de forêt aléatoire pour classifier les défauts à partir d'images binaires de micrographies. Bien que moins sophistiquée, cette méthode atteint une précision de 95 % et peut être déployée sans système de surveillance *in situ*, ce qui en fait une solution pratique pour l'analyse hors ligne.

Ces travaux, bien que fondés sur des architectures et des modalités d'acquisition différentes (images 2D en cours de fabrication, volumes XCT post-process, micrographies), convergent vers un objectif commun : automatiser et fiabiliser la détection des défauts dans les pièces issues de la fabrication additive. Ils illustrent la complémentarité entre classification, segmentation et optimisation des stratégies de labellisation, ouvrant la voie à des systèmes de contrôle qualité intelligents et adaptables.

Parallèlement, Zhou et al. [101] explorent une stratégie alternative en s'affranchissant de la reconstruction volumique. Ils proposent une méthode de localisation de défauts directement dans l'espace sinogramme, en s'appuyant sur une architecture UNet pour segmenter et analyser les défauts à partir des données brutes. Cette approche permet de réduire les coûts computationnels liés à la reconstruction tout en exploitant l'information brute des mesures.

Cependant, le traitement des sinogrammes par des réseaux neuronaux standards reste un défi. Jiaze et al. [30] soulignent que les sinogrammes présentent des structures fréquentielles et physiques spécifiques, difficilement interprétables sans intégration de contraintes physiques. Pour y répondre, ils introduisent un modèle hybride combinant les convolutions en domaine fréquentiel et la diffusion guidée par la physique.

Ces travaux illustrent une tendance vers des approches hybrides, combinant apprentissage profond et modélisation physique, afin d'améliorer la performance tout en conservant une certaine explicabilité dans les processus de détection et d'interprétation des défauts. Afin de situer les approches récentes en détection et analyse de défauts en fabrication additive, le tableau 1.2 synthétise plusieurs travaux représentatifs (page suivante).

Ces études reposent sur des bases de données issues de différentes technologies de dépôt de poudre et visent toutes, au minimum, une tâche de classification.

Articles étudiés	**Nombre et tailles des données**	**Augmentations numériques**	**BDD équilibrée**	**Modèle de DNN utilisé**	**Précision**
[24]	4140 (224 pix)	Oui	Non	CNN 3D	0.92
[37]	1100 (200 pix)	Oui	Oui	ATCS CNN	0.5–0.99
[93]	≈ 4000 (128 pix)*	Oui	Non	2D–3D UNet	0.881–0.993
[78]	BDD XCT	–	–	ANN + arbres	0.99
[9]	2889 (≈ 190 pix)	Oui	Non	CNN	0.97
[31]	≈ 1000 (900 pix)*	–	–	SAM	0.88
[84]	147 (512 pix)	Oui	–	YOLO	0.90

TABLEAU 1.2 – Comparaison de travaux récents appliquant principalement des DNN pour la classification de défauts en fabrication additive (ATCS : Automated CT Segmenter, SAM : Segment Anything, * : BDD du NIST [51])

Les types de données utilisés, les stratégies d'augmentation, les architectures de réseaux, ainsi que les performances rapportées illustrent la grande hétérogénéité des choix méthodologiques. La majorité des jeux de données proviennent de volumes XCT, mais certaines approches exploitent également des micrographies. Les modèles utilisés ne sont pas exclusivement neuronaux : certaines études recourent à des méthodes classiques (Random Forest, k-Means), parfois sur des jeux de données fortement déséquilibrés en termes de présence de défauts.

La précision (ou en anglais, *accuracy*) est une métrique utilisée pour évaluer la qualité d'un modèle de classification, notamment dans le cadre de la détection de défauts. Elle correspond au rapport entre le nombre de vrais positifs (TP) et le nombre total de positifs prédits, c'est-à-dire la somme des vrais positifs (TP) et des faux positifs (FP) présenté en équation 1.14).

$$\text{Précision} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FP}} \tag{1.14}$$

Le terme TP désigne les défauts correctement détectés, tandis que FP représente les éléments identifiés comme des défauts alors qu'ils ne le sont pas. Une précision élevée

indique que le modèle génère peu de faux positifs afin d'éviter l'amplification de zones non défectueuses.

Cependant, prise isolément, cette métrique peut être trompeuse, notamment en présence de jeux de données déséquilibrés, fréquents en détection de défauts industriels. Il est donc pertinent de la compléter par d'autres métriques. Le rappel (ou en anglais, *recall*) mesure la capacité du modèle à détecter l'ensemble des défauts réels, en quantifiant la proportion de vrais positifs parmi tous les défauts présents. Le *F1-score*, défini comme la moyenne harmonique entre précision et rappel, permet quant à lui d'évaluer un compromis équilibré entre la détection correcte et la limitation des fausses détections.

Dans le cas spécifique de la détection de petits défauts, pour lesquels les objets d'intérêt occupent une faible proportion de l'image, des métriques dérivées du F1-score, telles que le coefficient de Dice, sont particulièrement adaptées. Le Dice accorde une importance accrue au recouvrement entre les zones détectées et les défauts réels, ce qui le rend plus pertinent pour évaluer des structures de petite taille ou faiblement représentées.

La courbe **ROC** (*Receiver Operating Characteristic*) représente la variation du taux de vrais positifs en fonction du taux de faux positifs pour différents seuils de décision. L'aire sous cette courbe fournit une mesure globale des performances du modèle, indépendante du choix d'un seuil.

Ainsi, le F1-score constitue une métrique locale, dépendante d'un seuil de décision, qui évalue directement la qualité des détections produites en conditions opérationnelles. À l'inverse, l'aire sous la courbe ROC propose une évaluation globale et indépendante du seuil, caractérisant la capacité du modèle à séparer des classes par le modèle.

L'utilisation conjointe de ces indicateurs permet ainsi une évaluation plus robuste et nuancée des performances. Dans cette optique, certains travaux, tels que [78], [9] ou [8], se distinguent par des performances élevées malgré des jeux de données limités, tandis que [31] explore une approche innovante sans supervision. Ces contributions constituent des références importantes pour le développement de modules fiables en contexte industriel.

3) Les deux réseaux phares de la segmentation : UNet et YOLO

UNet est un réseau de neurones convolutifs introduit par Ronneberger et al. en 2015 pour la segmentation d'images biomédicales [82]. Il est particulièrement adapté aux tâches de segmentation pixel-par-pixel, même avec un nombre limité d'images annotées. Le réseau est organisé selon une architecture en forme de "U", typique des modèles de segmentation d'image comme l'UNet.

L'UNet se compose de deux chemins principaux : le chemin contractant, ou encodeur, qui extrait les caractéristiques globales de l'image à l'aide de convolutions et de sous-échantillonnage (notamment par max-pooling), et le chemin expansif, ou décodeur, qui reconstruit progressivement la segmentation en appliquant des opérations d'upsampling et de convolution. Ce dernier intègre les détails spatiaux grâce à des connexions de saut, reliant les couches symétriques du chemin contractant, permettant ainsi de combiner les informations contextuelles profondes avec les détails fins nécessaires à une segmentation précise.

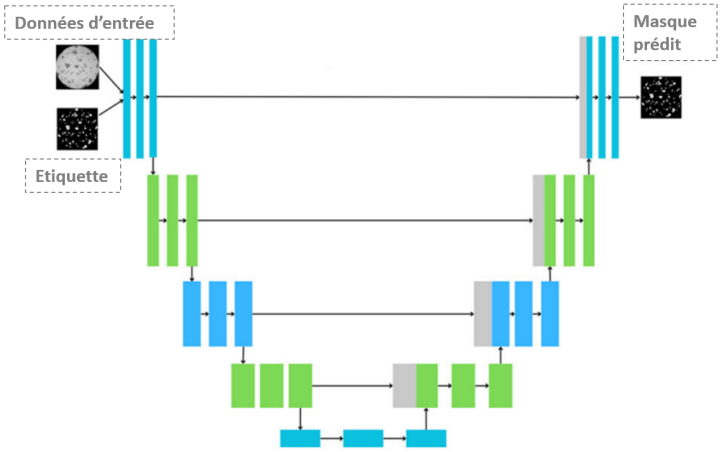


FIGURE 1.21 – Schéma simplifié de l'architecture type de l'UNet

L'architecture schématique du réseau UNet pour la segmentation supervisée [9] est présentée dans la figure 1.21. Le modèle comporte une phase d'encodage (à gauche) pour extraire les caractéristiques, suivie d'une phase de décodage (à droite) pour reconstruire le masque segmenté.

Cette architecture permet de combiner le contexte global et la localisation fine, ce qui est essentiel pour segmenter des structures complexes (voir figure 1.21). Les connexions de saut entre les blocs symétriques permettent de conserver les informations spatiales fines. L'entraînement nécessite des données annotées et un ajustement des paramètres pour générer des masques fiables.

YOLO, quant à lui, est une famille de modèles de détection d'objets introduite par Redmon et al. en 2016 [81], qui se distingue par son approche unifiée et rapide. Plutôt que de passer par plusieurs étapes successives, il divise directement l'image en une grille, où chaque cellule prédit les coordonnées des boîtes englobantes, les classes associées et les scores de confiance. L'ensemble du processus est réalisé en une seule passe du réseau, ce qui permet une détection en temps réel. Cette efficacité rend l'algorithme YOLO particulièrement adapté aux applications où la vitesse est essentielle, telles que la surveillance, la robotique ou l'analyse vidéo en direct [2]. Un schéma synthétique du fonctionnement de YOLO utilisé dans ce travail est présenté dans la figure 1.22 [5].

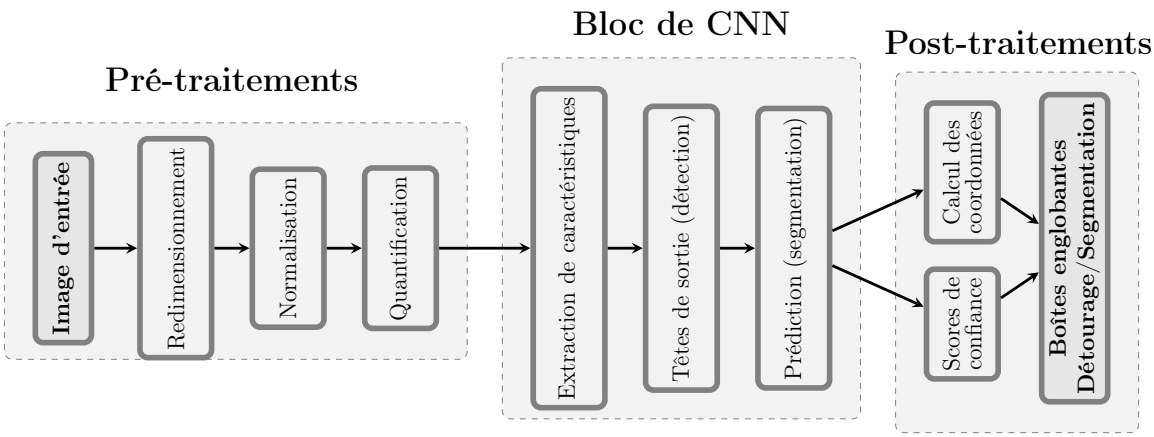


FIGURE 1.22 – Schéma simplifié de l'architecture type YOLO : pré-traitements, extraction de caractéristiques, têtes de prédiction dédiées à la détection et à la segmentation, puis production des coordonnées, des scores de confiance et des sorties finales (boîtes englobantes et masques)

Les architectures UNet et YOLO répondent à des objectifs distincts mais complémentaires dans le traitement d'images. UNet est particulièrement adapté à la segmentation fine, notamment en imagerie biomédicale. Son architecture symétrique permet une localisation précise des structures, même avec un nombre limité d'images annotées. De plus, UNet peut être étendu à des volumes tridimensionnels (3D UNet), ce qui le rend pertinent pour l'analyse de données volumétriques comme les IRM ou les tomographies. À l'inverse, YOLO est conçu pour la détection rapide d'objets dans des images de grande taille. Grâce à son traitement en une seule passe, il permet une détection en temps réel, ce qui est essentiel pour des applications comme la surveillance, la robotique ou l'analyse vidéo. YOLO est donc particulièrement efficace pour des environnements dynamiques où la vitesse prime sur la précision de segmentation. Ainsi, le choix entre UNet et YOLO dépend du contexte applicatif : UNet pour la segmentation détaillée avec peu de données, et YOLO pour la détection rapide sur des images complexes et volumineuses.

4) Les problématiques liées à l'apprentissage

Malgré les avancées des architectures DNN pour la classification et la segmentation en tomographie, leur efficacité dépend fortement de la disponibilité de BDD annotées et représentatives. Dans les contextes industriels et médicaux, l'acquisition de données tomographiques de haute qualité est souvent limitée par des contraintes techniques, économiques ou réglementaires. L'annotation manuelle des défauts internes est particulièrement coûteuse, ce qui freine l'entraînement de modèles supervisés.

Pour pallier ces limitations, des stratégies de simulation de sinogrammes à partir de modèles numériques ont été proposées, permettant de générer des jeux de données synthétiques. Toutefois, ces données simulées présentent souvent un écart de distribution avec les données réelles, ce qui limite la capacité de généralisation des modèles. Le transfert d'apprentissage apparaît alors comme une solution pertinente pour adapter des modèles pré-entraînés à des contextes réels. Des approches non supervisées ou semi-supervisées, combinant auto-encodeurs, modèles variationnels ou réseaux adverses, permettent de réduire la dépendance aux annotations tout en améliorant la robustesse aux variations locales.

Ces problématiques soulignent l'importance de concevoir des chaînes de traitement pour l'apprentissage capables de tirer parti de données simulées tout en intégrant des mécanismes d'adaptation au domaine cible. Le transfert d'apprentissage constitue ainsi un levier essentiel pour surmonter les limitations structurelles des BDD en tomographie et pour garantir la fiabilité des modèles dans des environnements variés et contraints.

Face à ces constats, cette thèse propose une approche innovante fondée sur l'exploitation directe des sinogrammes, sans reconstruction préalable. En s'appuyant sur les propriétés de la transformée de Radon (additivité, invariances géométriques), cette stratégie permet de générer des données synthétiques réalistes et physiquement cohérentes. L'objectif est de concevoir une méthodologie d'augmentation adaptée à l'entraînement de réseaux neuronaux profonds pour la détection et la segmentation des défauts, afin d'optimiser le contrôle industriel et réduire les coûts d'analyse.

Les données ainsi augmentées sont ensuite utilisées pour entraîner des modèles d'apprentissage profond, tels que des réseaux classifieurs ou des architectures de segmentation.

Ces modèles permettent d'automatiser la détection massive de défauts, en s'adaptant aux exigences spécifiques du contrôle qualité en fabrication additive. Cette approche hybride, combinant modélisation physique et apprentissage profond, vise à améliorer la performance tout en conservant une certaine explicabilité dans les processus de détection et d'interprétation des défauts.

La figure 1.23 ci-dessous illustre cette chaîne complète : de l'insertion contrôlée de défauts dans les sinogrammes jusqu'à l'entraînement des modèles d'apprentissage profond pour l'inspection automatique.

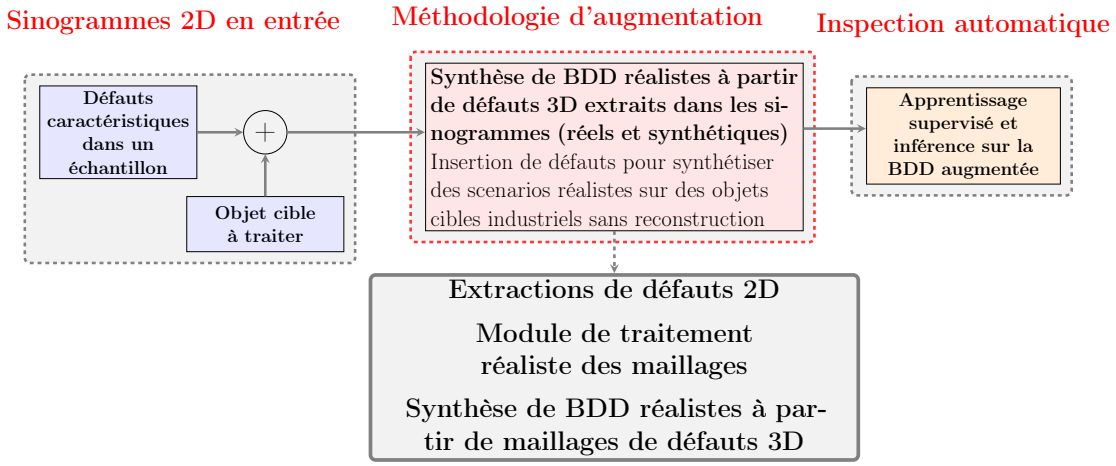


FIGURE 1.23 – Chaîne de traitement d'augmentation synthétique de défauts dans les sinogrammes pour générer une BDD réaliste et entraîner des modèles de détection automatique

Conclusion

Ce chapitre consacré à l'état de l'art a posé les bases nécessaires à la compréhension des travaux de cette thèse en s'articulant autour de quatre axes : la fabrication additive et les défauts associés, la XCT et ses contraintes industrielles, le domaine de Radon et les principes mathématiques de la reconstruction, ainsi que le traitement d'images et l'apprentissage profond appliqués à la détection de défauts.

Tout d'abord, la fabrication additive a été introduite en tant que technologie de production innovante, particulièrement adaptée à la réalisation de pièces métalliques complexes. Son intégration dans le domaine du CND soulève des problématiques spécifiques liées à la nature des défauts générés, notamment les porosités telles que les LoF et les keyholes. Le procédé étudié, type PBF, engendre des défis en matière de détection et de quantification des défauts, en particulier sur des volumes nouveaux. Les BDD utilisées dans ce contexte constituent un socle essentiel pour l'analyse et l'apprentissage, tout en posant des contraintes sur la représentativité et la diversité des défauts.

Ensuite, la XCT a été présentée comme une technologie de contrôle avancée, permettant une visualisation interne des pièces. Son historique, depuis ses origines médicales jusqu'à son intégration dans le CND industriel, a été retracé. Le contexte du Cetim et ses applications industrielles ont mis en lumière les contraintes spécifiques liées à l'analyse volumique.

Les limites des approches classiques de segmentation et de caractérisation ont été soulignées, en particulier dans le cadre de protocoles longs et coûteux.

Le troisième axe a porté sur le domaine de Radon, qui constitue le fondement mathématique de la reconstruction tomographique. Les approches continues, illustrées par le théorème de la coupe centrale, et les approches discrètes ont été introduites afin de mieux comprendre les mécanismes de reconstruction. Cette section a permis de mettre en évidence les enjeux liés au problème inverse, souvent mal posé, et les limites associées aux méthodes classiques, notamment en termes de précision et de robustesse face aux artefacts.

Enfin, le chapitre s'est conclu par une exploration des techniques de traitement d'images et d'apprentissage profond. Les méthodes de segmentation et les descripteurs de formes ont été présentés comme outils d'analyse, tandis que les DNN ont été identifiés comme leviers pour la classification et la segmentation d'instances. Les problématiques liées aux BDD, notamment leur taille, leur qualité et la nécessité du transfert d'apprentissage, ont été discutées comme des verrous majeurs à lever pour une automatisation efficace.

Les limites des approches traditionnelles et les besoins croissants en automatisation et en précision dans le contrôle des pièces issues de la fabrication additive mettent en évidence de nouveaux défis. Ces constats motivent les travaux de recherche présentés dans cette thèse, qui visent à développer une méthodologie hybride d'augmentation des données dans le domaine de Radon, appliquée à la détection supervisée de défauts en tomographie RX.

Chapitre 2

L'approche 2D : extractions de caractéristiques dans le domaine de Radon

2.1 La preuve de concept sur une coupe unitaire 2D 46
2.1.1 Les limites du domaine de Radon discret 46
2.1.2 Définition des représentations spatiales (RS) 48
2.1.3 L'exploitation des RS 49
2.1.4 Les notations et formalisation d'un processus d'extraction et de segmentation 50
2.2 Pré-traitement 1 : l'intensité optimale du sinogramme 56
2.2.1 Le sinogramme simulé 56
2.2.2 Le critère de contraste 57
2.2.3 La fonction de coût des intensités des sinogrammes 58
2.2.4 La chaîne de traitement 58
2.3 Pré-traitement 2 : seuillage du sinogramme 60
2.3.1 Le sinogramme mesuré 60
2.3.2 Le seuil triangulaire sur l'histogramme 61
2.3.3 La chaîne de traitement 63
2.4 Extraction 1 : extractions brutes de représentations spatiales 64
2.4.1 Le logigramme des extractions brutes 64
2.4.2 L'extraction de sinusoïdes par coupes 64
2.4.3 Une validation sur cas simple : la méthodologie Sinusoidal Hough Transform (SHT) 65
2.4.4 Le taux optimal d'extraction 67
2.4.5 La chaîne de traitement 70
2.4.6 La preuve de concept : l'exploitation de la méthode itérative pour la dissociation des représentations spatiales 72
2.5 Extraction 2 : extractions raffinées de représentations spatiales 74
2.5.1 Logigramme des extractions raffinées 74
2.5.2 Les sinusoïdes déformantes 75
2.5.3 Les vecteurs de Fresnel pour la composition de sinusoïdes . . . 75
2.5.4 La chaîne de traitement 78

2.6 La chaîne de traitement globale pour les extractions de la méthodologie iSHT 79
2.6.1 L'analyse sur une coupe 79
2.6.2 Les logigrammes 79

Introduction

Le chapitre précédent, consacré à l'état de l'art (chapitre 1), a mis en évidence les limites du protocole industriel classique, qui nécessite une reconstruction afin d'analyser la structure interne d'un objet. Dans ce chapitre, nous proposons une approche alternative consistant à travailler directement dans la matrice générée après l'acquisition, c'est-à-dire le sinogramme, avant toute reconstruction. Il représente l'accumulation des différentes projections radiales associées à chaque élément constitutif de l'objet scanné. Il s'inscrit dans un espace géométrique particulier, structuré par la transformée de Radon, qui établit la correspondance entre les données de projection et l'objet physique.

Les défauts étudiés dans les pièces de fabrication additive, par leurs marqueurs caractéristiques, produisent des tracés sinusoïdaux appelés représentations spatiales (**RS**). Ces courbes sont ensuite extraites, analysées et segmentées afin d'isoler ces marqueurs. La nature cumulative du sinogramme complique toutefois ce traitement, créant des distributions d'intensité différentes pour le suivi d'une même porosité. Ces manques de matière au sein d'objets cibles avec des compositions et densités de matières variées justifient d'appliquer des traitements adaptatifs afin d'extraire des caractéristiques.

Pour répondre à cette problématique, nous avons retenu une méthodologie itérative visant à isoler uniquement les défauts les plus visibles et les plus robustes aux traitements successifs appliqués au sinogramme. L'approche consiste à extraire prioritairement les signatures sinusoïdales les plus fiables.

Ce chapitre présente la méthodologie 2D développée pour l'extraction de caractéristiques directement dans le domaine de Radon discret. Cette méthode se nomme ***iterative Sinusoidal Hough Transform*** **(iSHT)**, traduit par "Transformée de Hough sinusoïdale itérative" [54]. En exploitant les propriétés de la transformée de Radon, cette approche permet d'identifier, manipuler et segmenter des défauts à partir de sinogrammes bruts, sans passer par une reconstruction préalable. Elle permet non seulement de réduire certains artefacts et les temps de calcul, mais aussi d'ouvrir la voie à des stratégies d'augmentation de la BDD à partir de défauts extraits maîtrisés. Cette méthode offre ainsi une alternative efficace aux techniques traditionnelles de détection et apporte une modularité pour la simulation, la segmentation et l'analyse volumique.

La première section propose une preuve de concept (**POC**) visant à démontrer la faisabilité de cette extraction directe dans le domaine de Radon sur une coupe d'un objet théorique simulé.

Les deux sections suivantes sont dédiées aux pré-traitements des sinogrammes. Elles visent à optimiser l'intensité et le seuillage des sinogrammes, essentiels à la robustesse des méthodologies d'extraction de défauts.

Deux autres sections également détaillent les algorithmes d'extraction en commençant par une méthodologie de première extraction brute afin d'initialiser l'approche itérative qui renvoie les RS caractéristiques. Cela est appuyé par plusieurs annexes techniques qui approfondissent les mécanismes de filtrage et de sélection des défauts.

La sixième section résume toutes les étapes avec plusieurs niveaux de détail au travers de logigrammes et d'un exemple illustratif.

Les travaux présentés dans ce chapitre ont fait l'objet d'une publication après une présentation lors d'une conférence internationale *International Conference on Image Processing Theory, Tools and Applications* (IPTA) [54].

> Lassalle-Astis, N., Desbarats, P., Baldacci, F., Brault, R. (2024), "Sinogram-based data augmentation by extracting feature points in the Radon space," *2024 IEEE Thirteenth International Conference on Image Processing Theory, Tools and Applications (IPTA)*, Rabat, Morocco, 2024, pp. 1-6, doi : 10.1109/IPTA62886.2024.10755638.

La figure 2.1 ci-dessous met en contexte la méthodologie **iSHT** au sein des différentes étapes du processus approfondies dans les chapitres suivants.

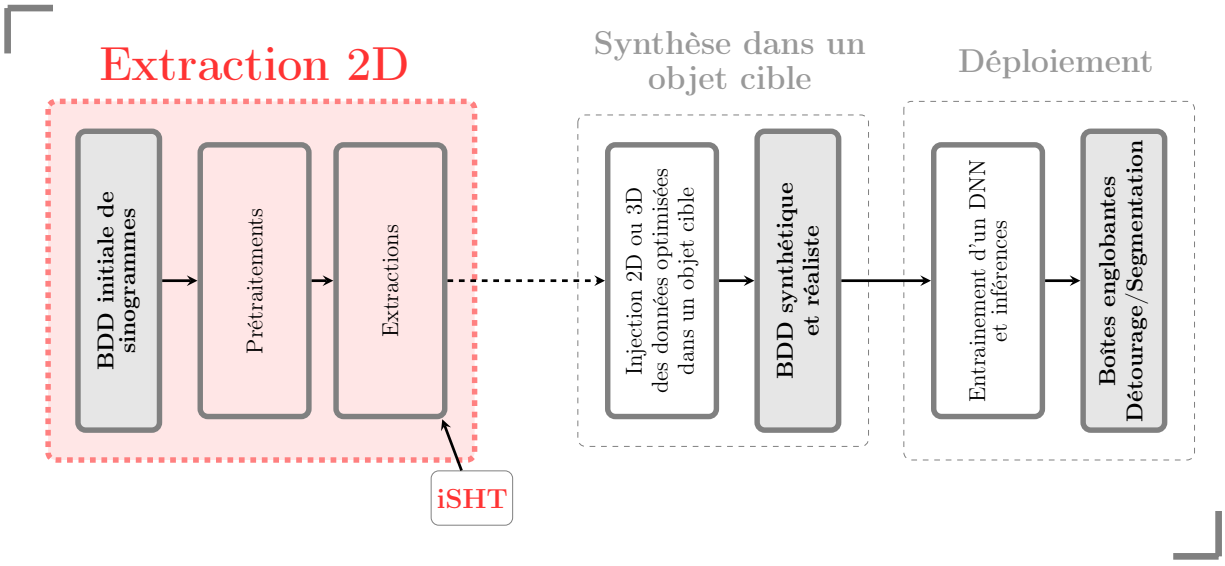


FIGURE 2.1 – Logigramme simplifié des phases de Prétraitements et d'Extractions en 2D du module d'**Extraction 2D** incluses dans la séquence des autres traitements (chapitres 3 et 4) et du déploiement (chapitre 5)

2.1 La preuve de concept sur une coupe unitaire 2D

Cette première section du chapitre présente une POC qui démontre la faisabilité de l'extraction et de la manipulation de caractéristiques spatiales dans le domaine de Radon discret, sans reconstruction préalable.

L'objectif est de valider expérimentalement l'intérêt de cette approche pour la segmentation de défauts à partir de sinogrammes bruts, en s'appuyant sur des cas simples mais représentatifs. Cette POC constitue le socle expérimental de la méthodologie iSHT développée dans ce chapitre.

Cette section est complétée par une annexe dédiée "L'annexe POC1 : pertinence de l'extraction des représentations spatiales" (annexe A). Elle approfondit la pertinence de l'extraction des RS dans le cadre de cette approche directe.

Les résultats présentés dans l'annexe ne sont pas détaillés dans le corps du manuscrit, car ils font l'objet d'une analyse approfondie dans un article dédié. Il s'agit de résultats préliminaires, obtenus exclusivement sur des données simulées. Dans ce cadre simplifié, l'extraction des RS reposait principalement sur une formulation paramétrique, directement exprimée dans l'espace des coordonnées, sans nécessiter de lien explicite avec le domaine image ni de prétraitements spécifiques. L'approche a depuis évolué afin de mieux prendre en compte des configurations réelles, caractérisées par un bruit plus important et des structures plus complexes. Cette évolution a conduit à adapter les stratégies d'extraction et à introduire des traitements complémentaires, notamment pour renforcer la robustesse et la pertinence des RS extraites. C'est ce décalage méthodologique, associé au caractère exploratoire de ces premiers résultats, qui justifie leur positionnement en annexe.

2.1.1 Les limites du domaine de Radon discret

Cette partie rappelle brièvement les particularités du domaine de Radon discret et leur prise en compte dans le cadre de cette étude, afin de clarifier les choix méthodologiques et les limites associées.

Plusieurs propriétés du domaine de Radon sont exploitées dans cette thèse. Nous posons des hypothèses fortes en considérant une géométrie parallèle et un faisceau monochromatique. Malgré cela, en exploitant le caractère sinusoïdal du sinogramme, il n'est pas possible d'extraire tous les signaux, ce qui reviendrait à résoudre le problème inverse discret uniquement dans l'espace des projections [18].

L'approche adoptée consiste donc à extraire uniquement les signaux les plus pertinents, caractéristiques des défauts présents dans chaque coupe 2D du sinogramme [48], [41] et [7]. Il peut être interprété comme un accumulateur d'informations complexifiant l'extraction directe. En effet, les signaux se superposent et génèrent des imprécisions. Un filtrage adapté est appliqué avec une bande passante suffisamment large pour ne pas être trop sélectif, tout en assurant une extraction fiable d'un nombre significatif de défauts. La notion d'accumulateur est donc centrale dans cette étude [57]. L'objectif n'est pas de concevoir un détecteur de défauts exhaustif, mais un extracteur itératif de signaux. Cette stratégie permet de limiter les faux positifs afin de constituer une BDD augmentée, à partir de défauts maîtrisés, dépassant la taille de la base initiale. La matrice de confusion présentée à la page suivante dans le tableau 2.1 illustre cette logique de validation.

		Prédit	
		Positif	**Négatif**
Réel	**Positif**	Vrai Positif (VP)	Faux Négatif (FN)
	Négatif	Faux Positif (FP)	Vrai Négatif (VN)

TABLEAU 2.1 – Matrice de confusion illustrant la stratégie d'extraction (sans erreur d'inclusion (FP) en zone grisée)

L'algorithme ne vise pas à détecter tous les défauts, notamment ceux à faible contraste (faux négatifs), mais à garantir que les défauts extraits sont bien présents dans les sinogrammes, avec un bon rapport signal sur bruit.

Avec un nombre de projections connu, un pas d'angle régulier et un détecteur ligne (de résolution finie), il est possible d'extraire de manière déterministe les formes sinusoïdales les plus pertinentes, bien que la précision reste limitée. Le caractère sinusoïdal implique qu'une variation d'amplitude ou de phase, à fréquence et offset fixes, modifie la position cartésienne d'un pixel dans la matrice du sinogramme. Le tableau 2.3 propose une synthèse structurée des hypothèses formulées dans cette étude, en opposant les choix méthodologiques adoptés aux hypothèses plus complexes qui n'ont pas été considérées.

Catégories d'hypothèses	**Hypothèses principales (utilisées)**	**Hypothèses complexes (non utilisées)**
Géométrie du faisceau (1.13)	Faisceau parallèle	Fan beam / Cone beam
Type de source	Monochromatique	Polychromatique
Nature des courbes dans le sinogramme	Sinusoïdes simples (amplitudes et phases avec offset et fréquence fixes)	Courbes complexes (composition de fonctions sinus, dépendance géométrique)
Résolution du problème inverse	Extraction partielle dans l'espace de Radon discret	Reconstruction complète nécessitant des modèles inverses plus élaborés
Objectifs	Extraction de signaux contrastés	Ramener les sinogrammes complexes à des conditions simples par un traitement approprié du sinogramme afin d'appliquer les méthodologies proposées dans cette thèse

TABLEAU 2.3 – Synthèse des hypothèses utilisées et non utilisées (colonne grisée) dans l'exploitation du domaine de Radon discret

2.1.2 Définition des représentations spatiales (RS)

La représentation spatiale correspond à la sinusoïde décrite dans un sinogramme par un point de coordonnées cartésiennes (x, y) dans le cadre d'une géométrie d'acquisition parallèle comme dans l'équation 2.1. On pose p qui désigne l'indice de projection, a l'amplitude de la trajectoire, f_θ la fréquence angulaire associée au pas de projection et c_ρ en lien avec le taux de grandissement.

$$\begin{aligned} \rho_\theta : \{0, \dots, N_{\text{proj}} - 1\} &\longrightarrow \mathbb{R} \\ p &\longmapsto a \sin(2\pi f_\theta p + \varphi) + c\rho \\ \text{avec} \qquad a = \sqrt{x^2 + y^2} \qquad &\text{et} \qquad \varphi = \operatorname{atan2}(y, x) \end{aligned} \tag{2.1}$$

L'ensemble des RS présentes dans l'objet contribue à la formation du sinogramme. En pratique, chaque point de l'objet génère une trajectoire sinusoïdale dont l'intensité dépend de l'atténuation locale. Le sinogramme observé résulte ainsi de la superposition de l'ensemble de ces traces. Dans le cadre discret, cette superposition s'effectue par sommation des contributions au niveau des pixels, avec une pondération liée aux intensités projetées et aux effets de discrétisation.

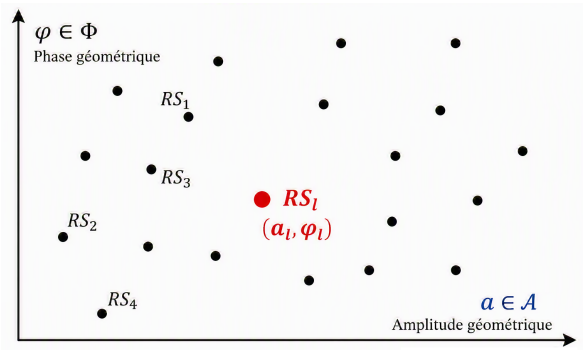


FIGURE 2.2 – Représentation polaire des RS

Concrètement, chaque couple $RS_l = (a_l, \varphi_l)$ est définie par son amplitude a_l et sa phase géométrique φ_l. La représentation des RS dans l'espace polaire $\mathcal{A} \times \Phi$ permet de caractériser la géométrie des traces du sinogramme indépendamment de leur intensité selon la figure 2.2.

La conversion des coordonnées polaires vers les coordonnées cartésiennes est définie par l'équation 2.2.

$$\begin{pmatrix} x_l \\ y_l \end{pmatrix} = a_l \begin{pmatrix} \sin \varphi_l \\ \cos \varphi_l \end{pmatrix} \qquad \text{avec} \qquad l \in \{1, \dots, L\} \tag{2.2}$$

Dans des cas simples, notamment sur données simulées ou peu bruitées, cette représentation peut être approchée par des éléments caractéristiques tels que les contours du défaut ou des points saillants. En revanche, dans des complexes, la RS correspond à l'extraction de l'ensemble du signal associé au défaut, incluant à la fois son barycentre et l'ensemble de ses contours, c'est-à-dire un ensemble cohérent de sinusoïdes dans le sinogramme. Ainsi, une RS est définie comme une représentation structurée et itérativement raffinée dans le sinogramme, visant à isoler un ensemble cohérent de contributions associées à un même défaut, sans recourir à une reconstruction dans le domaine image. Les RS correspondent à un ensemble corrélé de signatures sinusoïdales formant une entité structurée dans l'espace de Radon discret.

2.1.3 L'exploitation des RS

Cette étude préliminaire vise à proposer une première POC de l'utilisation des RS pour l'analyse des sinogrammes. L'annexe A intitulée "L'annexe POC1 : pertinence de l'extraction des représentations spatiales" complète cette partie. L'espace de Radon constitue une RS indirecte des objets à partir de leurs projections. Pour illustrer cette propriété, l'IQI est utilisé : une image rectangulaire contenant quatre disques alignés verticalement, de tailles et de niveaux de gris différents [44].

Cet objet normalisé permet d'établir un parallèle avec les porosités dans les pièces en fabrication additive, notamment les défauts sphériques, caractérisés par un manque de matière dont le niveau de gris est plus sombre que celui du reste de l'objet. Dans le sinogramme, ces défauts génèrent des sinusoïdes distinctes. L'approche utilisant les RS permet ainsi d'identifier et de dissocier l'ensemble des signatures des défauts de leur support sans passer par une reconstruction [102]. En s'appuyant sur la connaissance des modalités d'acquisition ainsi que sur le caractère sinusoïdal des signatures dans l'espace de Radon, cette approche exploite l'additivité de la transformée de Radon discrète et les propriétés morphologiques des courbes extraites afin de dissocier les contributions des défauts de celles de la pièce inspectée [27].

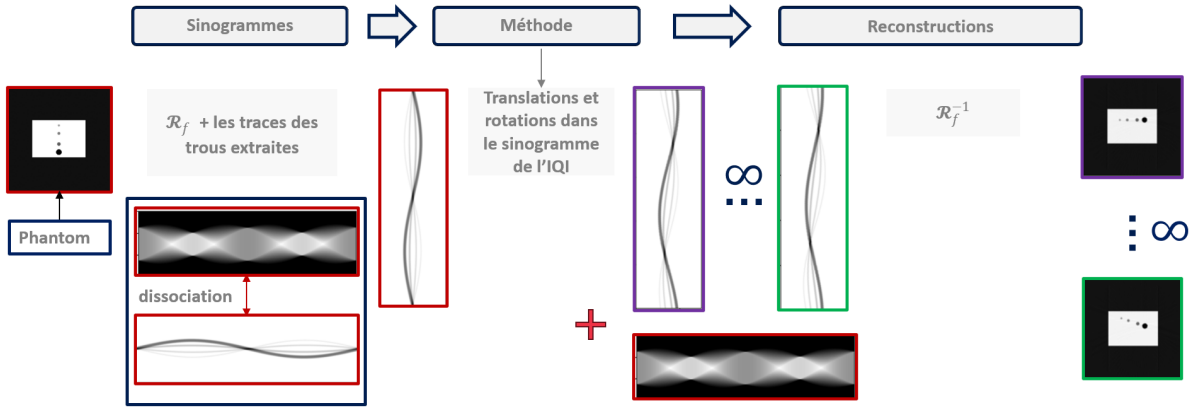


FIGURE 2.3 – Méthode préliminaire de synthèse : extraction des signatures de défauts dans le sinogramme et injection contrôlée dans un phantom numérique afin de générer de nouveaux scénarios dans un même support

Cette première approche constitue néanmoins une démonstration de faisabilité pour l'augmentation de bases de données, via la génération contrôlée de sinogrammes en 2D, sans dissociation explicite des signatures individuelles de défauts.

Dans cette étude, l'objectif est de dissocier la géométrie des représentations spatiales de leur intensité pour analyser, manipuler et comparer les trajectoires sinusoïdales selon leur localisation géométrique dans le sinogramme, sans être influencé par les variations d'intensité. Ainsi, les approches itératives développées dans le suite du manuscrit s'appuient sur la convergence de fonctions de coût et sur des transformations contrôlées des paramètres d'amplitude et de phase, de façon à isoler progressivement les défauts afin d'avoir une BDD élémentaire.

2.1.4 Les notations et formalisation d'un processus d'extraction et de segmentation

Soit un volume échantillon dont le sinogramme associé est de taille $(N_{\text{pix}} \times N_{\text{proj}} \times H)$. On propose les notations ci-dessous.

- N_{pix} le nombre de pixels par projection, c'est-à-dire, la résolution spatiale selon l'axe de détection (généralement horizontal)
- N_{proj} le nombre total de projections angulaires acquises autour de l'échantillon, correspondant aux différentes orientations du faisceau de rayons X
- H le nombre de coupes tomographiques dans le volume, dépendant de la résolution d'acquisition selon l'axe vertical, donc directement lié à la taille du voxel

Le sinogramme est une représentation des données brutes d'acquisition où chaque coupe $s \in \{1, \ldots, H\}$ est associée à une matrice 2D de taille $(N_{\text{pix}} \times N_{\text{proj}})$. Cette structure permet d'analyser chaque coupe indépendamment dans le domaine de Radon.

1) Du sinogramme 2D au sinogramme 3D discret

La transformée de Radon discrète associe à chaque angle $\theta_p \in \Theta$ et à chaque position du détecteur k une intensité $\mathcal{R}_f[k, \theta_p]$ correspondant à la somme pondérée des valeurs $f[i, j]$ le long du rayon considéré.

Pour une coupe tomographique unique, l'ensemble de ces mesures définit un sinogramme. La notion de sinogramme 3D où ce type de représentation sera illustré dans les figures 2.9, 2.11 et 2.12.

Dans le cas d'un volume de hauteur H, l'ensemble des sinogrammes 2D est noté $\{S^1, \ldots, S^H\}$ dans l'espace des sinogrammes $\mathcal{S}$ total de l'échantillon. On définit dans l'équation 2.3 l'empilement des sinogrammes discrets comme une application mathématique de dimension 3.

$$S : \{1, \ldots, H\} \times \Theta \times T \longrightarrow \mathbb{R}, \qquad (s, \rho, \theta) \mapsto S^s(\rho, \theta) \tag{2.3}$$

On peut alors analyser chaque coupe de manière indépendante tout en conservant une cohérence volumique, condition indispensable pour identifier et localiser dans l'image reconstruite les motifs sinusoïdaux caractéristiques des défauts.

2) La matrice des représentations spatiales

Pour chaque coupe $s \in \{1, \ldots, H\}$, on extrait une RS sous forme d'une matrice bidimensionnelle définie sur une grille polaire, notée $(\mathcal{A} \times \phi)$. On propose les notations ci-dessous.

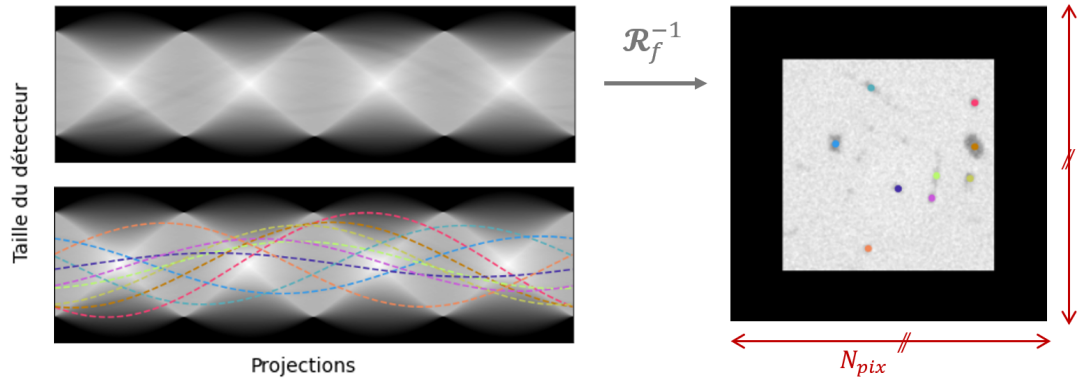
- $\mathcal{A}$ l'ensemble des amplitudes extraites
- ϕ l'ensemble des coordonnées angulaires discrètes
- $M_{\text{RS}} = \{(a_l, \varphi_l)\}_{l=1}^{L}$ l'ensemble des couples polaires extraits, définissant la matrice des RS sur la grille polaire, issus de l'application de la méthodologie d'extraction iSHT sur le sinogramme où L définit le nombre de RS nécessaires et suffisantes pour caractériser les défauts

— $(a, \varphi)_{l\in\mathbb{N}}$ le couple amplitude-angle représentant un point dans l'espace polaire $(\mathcal{A}\times\phi)$ associé à la l-ième composante extraite correspondant aux défauts

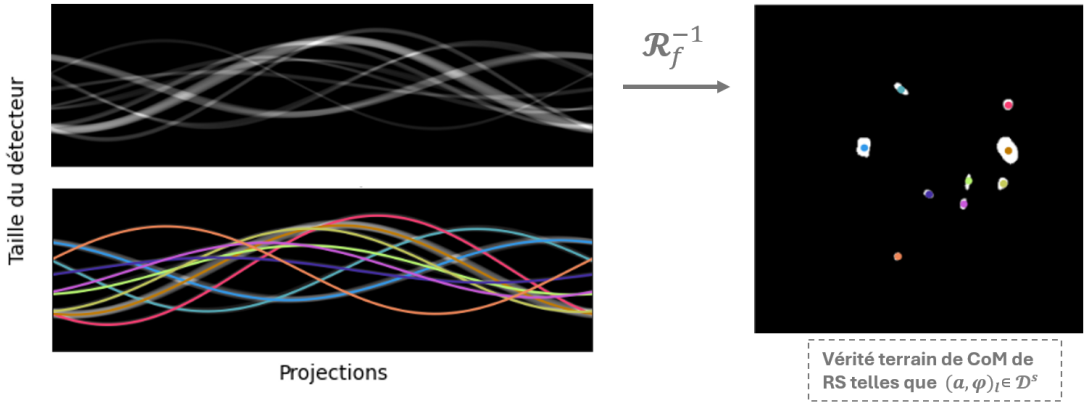
On suppose M_{RS}, une matrice de l'espace des défauts comportant un nombre L à l'issue de la méthodologie pour caractériser les défauts présentée dans l'équation 2.4.

$$M_{\text{RS}} = \begin{bmatrix} a_1 & a_2 & \cdots & a_l & \cdots & a_L \\ \varphi_1 & \varphi_2 & \cdots & \varphi_l & \cdots & \varphi_L \end{bmatrix}^{\mathsf{T}} = [\, a_l, \varphi_l \,]_{l=1}^{L} \tag{2.4}$$

La matrice M_{RS} constitue une première approximation discrète de l'espace des défauts dans la coupe s. Elle induit une représentation réduite du défaut $D^s \subset \mathcal{D}^s$ où $\mathcal{D}^s$ désigne l'ensemble des défauts dans une coupe s.



(a) Sinogramme d'une coupe s et sa reconstruction associée



(b) Sinogramme des défauts uniquement et leur reconstruction associée

FIGURE 2.4 – Illustration des RS à partir d'un sinogramme de la coupe s : (a) sinogramme complet d'une coupe avec ses projections et reconstruction associée via $\mathcal{R}_f^{-1}$, produisant une image où chaque pixel $(x_l,\ y_l)$ correspond à une paire $(a_l,\ \varphi_l)$ issue de la matrice M (b) sinogramme filtré contenant uniquement les défauts et reconstruction associée avec suivi des RS des centres de masse (CoMs) des défauts dans les deux espaces

Chaque couple polaire $(a_l,\ \varphi_l)$ est associé à un unique pixel cartésien $(x_l,\ y_l)$ dans le domaine reconstruit $\mathcal{R}_f^{-1}$, obtenu par transformation inverse de Radon appliquée à l'image f. Ce domaine $(X \times Y)$ représente les défauts dans l'espace image, où les variations de niveaux de gris traduisent la présence de défauts, comme illustré dans la figure 2.4.

Plus précisément, sous des conditions d'acquisition adéquates (géométrie parallèle, échantillonnage angulaire suffisant, bruit modéré) et après application d'un filtrage adapté, la reconstruction $\mathcal{R}_f^{-1}$ permet de concentrer l'énergie des contributions sinusoïdales associées à un défaut en une région spatiale localisée. Cette propriété justifie l'approximation consistant à associer chaque signature sinusoïdale $(a_l,\ \varphi_l)$ à une position représentative $(x_l,\ y_l)$ dans l'image reconstruite.

Le domaine reconstruit $(X \times Y)$ peut ainsi être interprété comme une RS des défauts, où les variations de niveaux de gris traduisent leur présence. Dans ce cadre, le suivi des centres de masse (CoMs) constitue une approximation robuste pour caractériser la position des défauts qui sont bien séparés.

Pour la suite de ce chapitre, on se base uniquement sur les coupes de l'échantillon concret de fabrication additive en chrome-cobalt (**CoCr**) proposé par l'Institut national des normes et de la technologie (*National Institute of Standards and Technology*, **NIST**) présenté dans "L'état de l'art" (chapitre 1). Les données exploitées sont à la fois réelles et simulées, sans modélisation explicite du rayonnement secondaire (notamment diffusé). Les données simulées permettent un contrôle des paramètres et des configurations, tandis que les données réelles assurent la représentativité des méthodes dans un contexte expérimental.

3) Les extractions 2D

L'extraction des défauts dans chaque coupe s repose sur l'analyse des RS, telles que l'ensemble des couples $(\mathcal{A} \times \phi)$, obtenues dans le domaine de Radon. Cette étape est cruciale pour identifier les zones d'intérêt susceptibles de contenir des anomalies. Elle s'appuie sur deux algorithmes itératifs complémentaires, appliqués successivement pour affiner la détection (détails en figure 2.5).

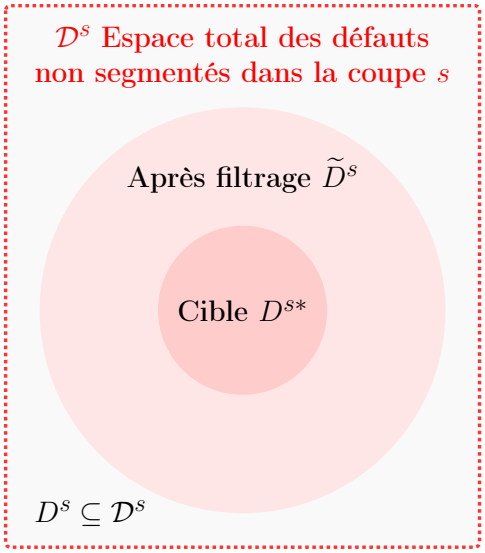


FIGURE 2.5 – Visualisation des sous-espaces de défauts extraits D^s, $\widetilde{D}^s$ et D^{s*} dans l'espace global $\mathcal{D}^s$

Extractions brutes : un premier algorithme parcourt les RS pour détecter des signatures potentielles de défauts (fonction `OptimalGain`, voir l'algorithme 1). L'ensemble des RS candidates ainsi identifiées constitue un sous-espace $D^s \subseteq \mathcal{D}^s$, représentant les premières hypothèses de localisation des défauts dans la coupe s.

Extractions raffinées : un second algorithme affine cette détection en évaluant la pertinence des RS extraites (fonction `BinariseTTBH`, voir l'algorithme 2). Il élimine les faux positifs, les artefacts ou les structures non pertinentes, en s'appuyant sur différents critères. Ce processus itératif converge vers un sous-ensemble optimal noté $D^{s*} \subseteq \widetilde{D}^s$, où $\widetilde{D}^s$ désigne les RS retenues après filtrage initial.

Cette double extraction permet de passer d'une détection large et sensible à une sélection plus robuste et spécifique, garantissant une meilleure qualité des défauts extraits pour les étapes de segmentation et de modélisation ultérieures.

4) La modélisation par espaces

Cette approche consiste à structurer la méthodologie en définissant des sous-domaines au sein d'un espace théorique global noté $\mathcal{D}$. Il doit être compris comme un espace de référence conceptuel permettant de positionner les résultats d'extraction par rapport à la réalité physique. Cette distinction formalise l'écart entre la consigne (défauts réels) et la mesure (sinogramme), puis entre la mesure et l'estimation (RS extraites).

On distingue notamment l'espace $\mathcal{D}^s$, qui représente le domaine source où les défauts sont initialement observés, extraits et caractérisés à partir de données réelles. Ce domaine est modélisé par D^s issues de scans tomographiques réels de matériaux de fabrication additive contenant des porosités. D^s et D^{s*} peuvent être interprétés respectivement comme des domaines source et cible contenant les RS extraites brutes et raffinées comme présenté dans la figure 2.6. Cette modélisation par espaces permet de formaliser les pré-traitements et les extractions qui suivent dans les prochaines sections.

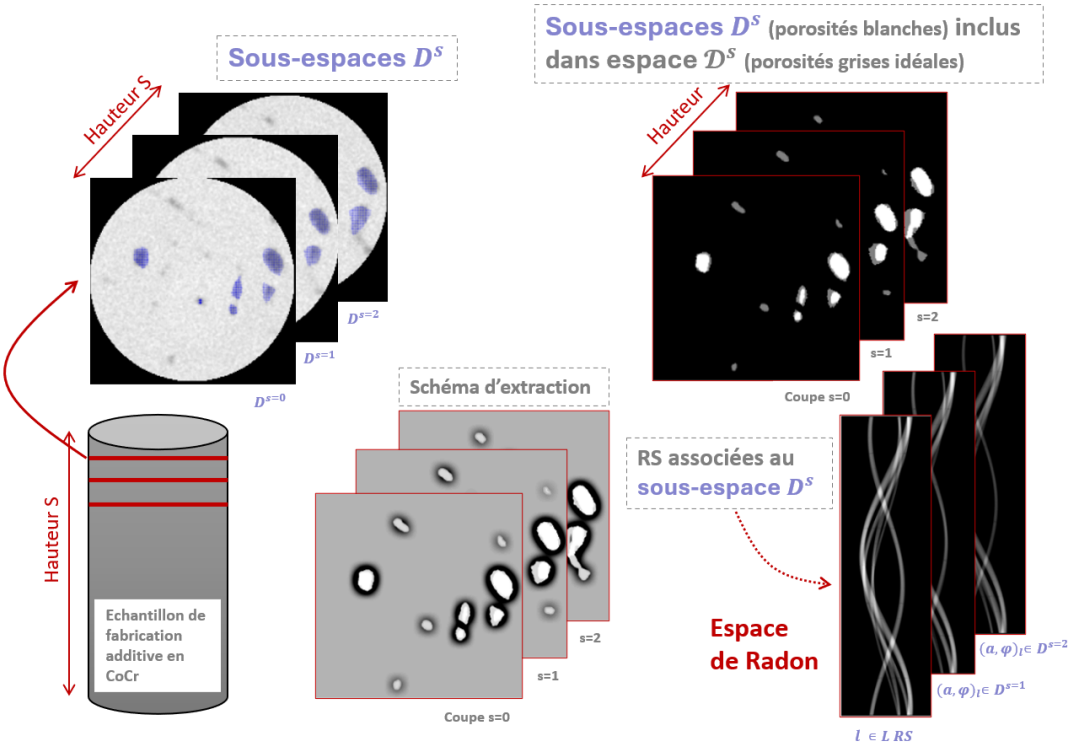


FIGURE 2.6 – Visualisation des extractions de porosités d'un échantillon sur quelques coupes : ces défauts sont ensuite isolés puis leurs RS associées sont projetées dans l'espace de Radon

La segmentation à l'échelle 2D, par coupe, est pertinente afin de gérer l'hétérogénéité spatiale des défauts et de caractériser des regroupements de défauts. Ainsi, on note l'équation 2.5 (page suivante) la partition des défauts sur la coupe s où chaque $\mathcal{D}_d$ avec la d-ième composante segmentée.

$$D^s = \bigsqcup_d D_d \quad \text{où} \quad D_d \subset \mathcal{D}^s \tag{2.5}$$

Ce type de segmentation est utilisé pour analyser chaque coupe tomographique indépendamment. Cette approche est pertinente lorsque les défauts présentent des variations locales importantes ou des morphologies complexes qui ne sont pas immédiatement visibles dans le volume global. Cette segmentation 2D constitue une base pour la construction de l'espace tridimensionnel des défauts, tout en permettant une analyse fine des variations locales. Elle n'est toutefois pas suffisante pour capturer la topologie complète des défauts, notamment leurs interactions inter-coupes et leur continuité spatiale. Elle est réalisée uniquement dans le volume transposé dans l'espace cartésien qui associe la grille polaire $(\mathcal{A} \times \phi)$ aux pixels cartésiens $(X \times Y)$ des défauts dans l'espace image.

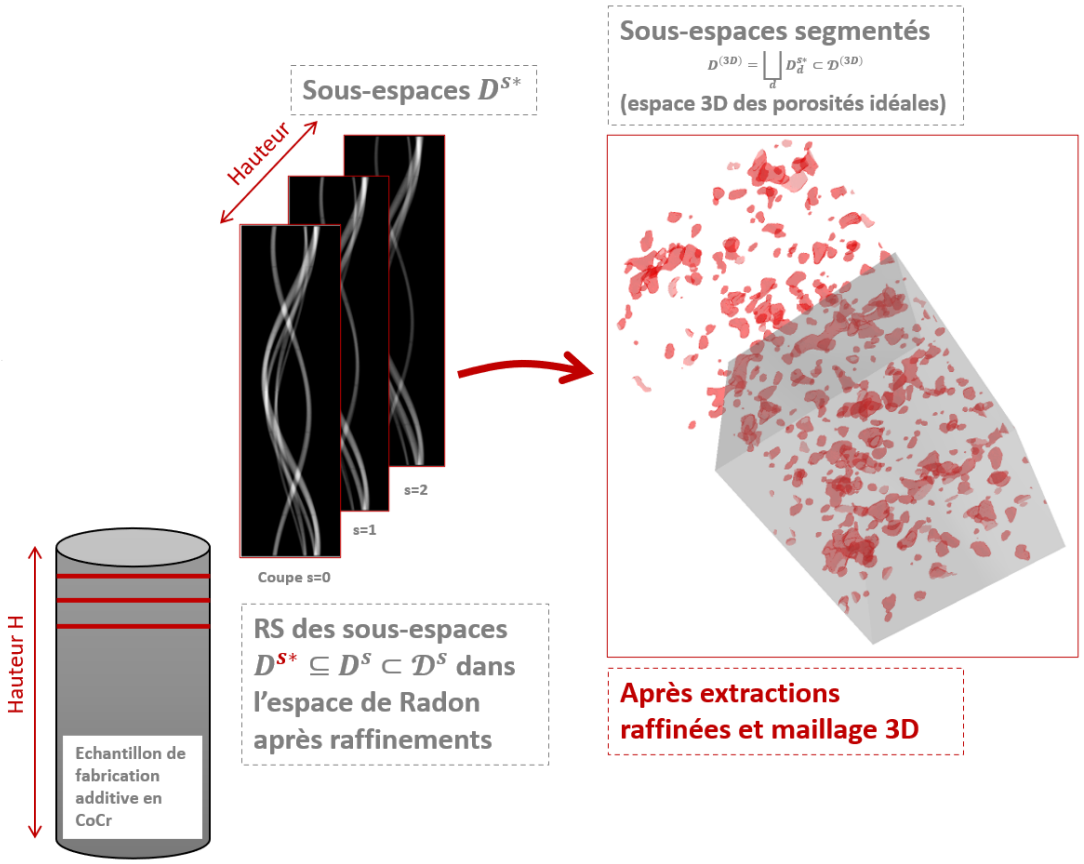


FIGURE 2.7 – Processus de segmentation volumique et d'extraction des porosités du même échantillon : les RS sont associés à un espace 3D puis les défauts sont segmentés

Pour chaque coupe tomographique indexée par s, on définit un sous-espace $D^s \subset \mathcal{D}^{(3D)}$ qui représente les défauts localisés dans cette coupe. L'ensemble des D^s forme une partition de l'espace $D^{(3D)}$, c'est-à-dire l'ensemble des défauts effectivement observés dans le volume reconstruit. Chaque défaut d segmenté dans une coupe s est noté $\mathcal{D}_d \subset \mathcal{D}^{(3D)}$ et correspond à une entité volumique cohérente, identifiable dans l'ensemble des coupes et permettant la synthèse de nouveaux défauts. Une illustration est donnée à la figure 2.7.

Cette structuration garantit la continuité spatiale et la traçabilité des défauts dans les différentes représentations, tout en fournissant une base solide pour les opérations d'injection ou d'augmentation.

Cette partie du chapitre a montré la faisabilité d'une extraction directe de défauts dans le domaine de Radon discret, à partir de sinogrammes bruts et de leurs signatures sinusoïdales. L'exploitation de ces propriétés, couplée à l'additivité de la transformée de Radon, permet d'isoler les défauts sans recourir à une reconstruction préalable.

La formalisation des notations et des espaces fonctionnels fournit un cadre rigoureux pour l'extraction et la segmentation. Les algorithmes 2D, suivis d'une segmentation par coupe, se révèlent efficaces pour isoler les défauts et préparer leur modélisation volumique.

Les deux sections suivantes présentent les pré-traitements appliqués aux sinogrammes, nécessaires pour stabiliser l'intensité et fiabiliser le seuillage en vue des étapes d'extraction. Ces traitements sont conçus pour des cas réels, en particulier les données CoCr de la base NIST, où les signatures des défauts sont faiblement contrastées. Les variations locales d'atténuation et l'inhomogénéité du fond rendent leur isolation difficile. Les prétraitements visent ainsi à renforcer les signatures des défauts tout en atténuant les fluctuations de fond, afin de permettre leur extraction et leur manipulation dans le domaine des projections.

Ce chapitre pose les fondations méthodologiques d'un processus d'analyse de sinogrammes, structuré en deux grandes phases : les Prétraitements (P) et les Extractions (E). Afin de clarifier cette démarche, un logigramme simplifié est proposé ci-dessous (figure 2.8), illustrant les étapes principales du traitement.

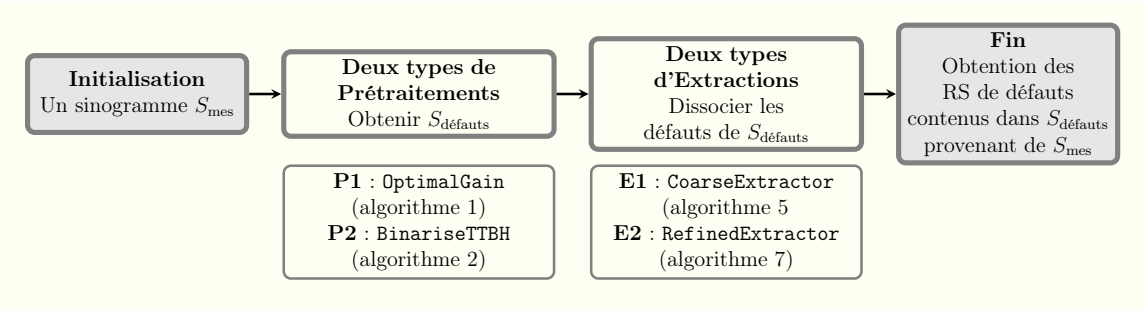


FIGURE 2.8 – Logigramme simplifié des phases de Prétraitements et d'Extractions en 2D. À partir d'un sinogramme initial S_{mes}, la chaîne de traitement permet d'extraire le sinogramme des défauts $S_{\text{défauts}}$ pour une coupe s (équation 2.6) avec les principales fonctions avec algorithmes associés

2.2 Pré-traitement 1 : l'intensité optimale du sinogramme

Ce premier pré-traitement consiste à ajuster l'intensité d'un sinogramme simulé pour améliorer le contraste entre les porosités et le reste de l'objet. La méthode repose sur un seuillage optimal des données mesurées, ce qui permet une extraction itérative fiable des RS.

L'objectif de la méthode présentée dans cette section est d'estimer une intensité scalaire optimale à appliquer à un sinogramme simulé, issu de la géométrie connue d'un échantillon supposé sans défaut. Le principe est de retrancher le sinogramme mesuré au sinogramme simulé précédent pour mettre en évidence les signatures des défauts internes. On suppose que seul le sinogramme de l'échantillon est disponible, ainsi qu'une représentation géométrique de sa forme (par exemple, un masque binaire du contour obtenu par CAO ou par segmentation).

Autrement dit, il s'agit de reconstruire un sinogramme de référence simulé, puis de l'ajuster en intensité pour que sa soustraction avec le sinogramme réel mette en évidence les anomalies. Ce traitement d'image permet ainsi d'estimer un sinogramme de défauts, facilitant l'extraction des signatures associées aux défauts internes.

2.2.1 Le sinogramme simulé

Soit S_{sim} le sinogramme simulé à partir de B_{sim} le masque binaire représentant la forme de l'objet. Pour un gain d'intensité γ, on génère un sinogramme simulé d'un objet f dans l'espace polaire (ρ, θ) est écrit comme $S_{\text{sim}}(\gamma) = \mathcal{R}_f(\rho, \theta)(\gamma \cdot B_{\text{sim}})$.

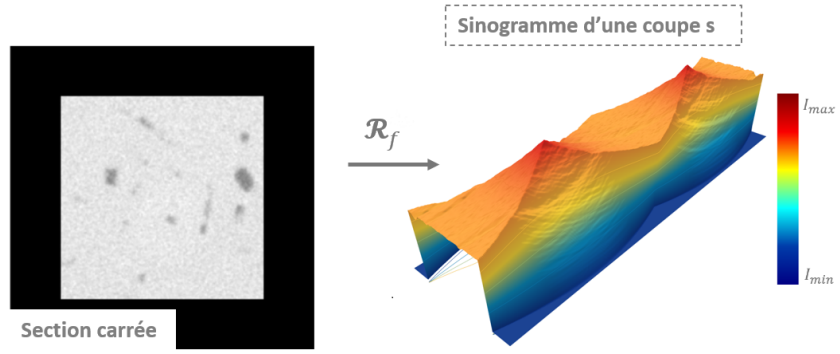
Pour alléger la notation, on écrira seulement $S_{\text{sim}}(\gamma) = \mathcal{R}(\gamma \cdot B_{\text{sim}})$, où $\mathcal{R}$ désigne la transformée de Radon. On précise que l'on travaille en discret, ainsi $S_{\text{sim}}(\gamma) \approx \gamma \cdot \mathcal{R}(B_{\text{sim}})$. Le sinogramme simulé est préalablement normalisé par son maximum afin de garantir une échelle comparable entre les données simulées et observées, et de neutraliser les effets liés à l'exposition ou au gain du détecteur.

Soit S_{mes} le sinogramme mesuré, sachant S_{mes} et S_{sim}, on suppose h une fonction quelconque telle que l'équation 2.6 objectif présentée.

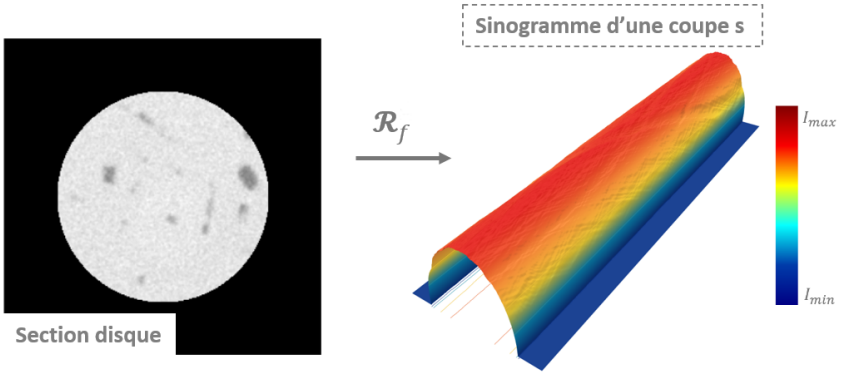
$$h : (S_{\text{mes}}, S_{\text{sim}}) \mapsto S_{\text{défauts}} \tag{2.6}$$

L'objectif est que le sinogramme de défauts $S_{\text{défauts}}$ soit le plus contrasté afin de faire ressortir les défauts. Il est préférable que B, le masque binaire, soit de forme convexe, ce qui, après reconstruction, inclut forcément la coupe de l'échantillon contenant les défauts. Invariante par rotation, la section disque impacte le moins possible les traces des défauts .

Une section circulaire est privilégiée en raison de son invariance par rotation. Lorsqu'elle est centrée sur l'axe d'acquisition, sa contribution au sinogramme reste régulière pour tous les angles de projection. Cette géométrie limite l'influence du support sur les signatures des défauts et améliore leur contraste relatif dans $S_{\text{défauts}}$. Un masque binaire convexe, idéalement circulaire, constitue ainsi un choix pertinent pour l'extraction des défauts comme le montre la figure 2.9 à la page suivante.



(a) Avec un masque carré



(b) Avec un masque disque

FIGURE 2.9 – Sinogrammes 3D simulés $S_{\text{sim}}(\gamma)$ à partir de deux masques binaires carrés et disques appliqués à une coupe de l'échantillon f et son sinogramme 3D associé $\mathcal{R}_f$ (d'après l'équation 2.3). Deux géométries sont comparées : une section carrée (a) et une section disque (b)

L'invariance par rotation d'une section circulaire produit une signature régulière dans le sinogramme, facilitant l'identification des défauts. À l'inverse, les géométries non circulaires génèrent des variations supplémentaires liées à la forme de l'objet, ce qui complique l'analyse des signatures de défauts. La section circulaire constitue ainsi un cadre particulièrement adapté aux traitements basés sur les sinogrammes.

2.2.2 Le critère de contraste

La qualité du contraste est évaluée à l'aide d'un critère de contraste, le contraste signal-à-bruit (*Contrast-to-Noise Ratio* **CNR**) [73], défini dans l'équation 2.7 où μ_s est la moyenne de l'intensité du signal, μ_b la moyenne du bruit et σ_b l'écart-type associé. Ce critère permet de quantifier la visibilité d'un signal par rapport au bruit de fond. Dans notre cas, il est utilisé pour dissocier les zones non informatives des signaux d'intérêt, notamment les marqueurs sinusoïdaux.

$$\text{CNR} = \frac{|\mu_s - \mu_b|}{\sigma_b} \tag{2.7}$$

Afin de contraster au mieux les défauts du reste de la structure de l'objet, il est pertinent de travailler avec la différence entre les sinogrammes. Même s'il s'agit d'une approximation discrète, la propriété d'additivité des sinogrammes est appliquée [33].

2.2.3 La fonction de coût des intensités des sinogrammes

L'intensité optimale γ^* est alors définie comme celle qui minimise la fonction des différences entre sinogrammes telle que $M_B(\gamma) = |S_{\text{mes}} - S_{\text{sim}}(\gamma)|$. On rappelle de S_{sim} est le sinogramme simulé à partir de B_{sim} le masque binaire représentant la uniquement la structure de l'objet. On obtient l'équation 2.8.

$$\gamma^* = \arg\min_{\gamma} \text{CNR}[M_B(\gamma)] = \arg\min_{\gamma} \text{CNR}(|S_{\text{mes}} - S_{\text{sim}}(\gamma)|) \tag{2.8}$$

Cette approche permet de modéliser la contribution attendue de la structure géométrique de l'échantillon au sinogramme et d'en extraire les résidus, interprétés comme les signatures des défauts, sans nécessiter de reconstruction tomographique. La fonction D_B est continue et présente une variation régulière autour de l'intensité réelle de la structure, c'est-à-dire la forme de l'échantillon. Elle est définie comme le CNR entre le sinogramme mesuré et un sinogramme simulé d'intensité γ.

Pour des valeurs trop faibles ou trop élevées, la différence entre les sinogrammes est dominée par la structure elle-même, ce qui augmente le contraste. Une valeur intermédiaire γ^* permet de compenser au mieux cette contribution, laissant apparaître les résidus liés aux défauts.

Sous l'hypothèse que la géométrie de l'objet est correctement modélisée, que les défauts sont localisés et que le bruit est modéré, cette fonction admet donc au moins un minimum local bien défini, et l'intensité optimale reste stable à quelques approximations près.

2.2.4 La chaîne de traitement

Soit S l'empilement de sinogrammes de l'espace des sinogrammes $\mathcal{S}$ de l'échantillon total et γ_n une suite de gains appartenant à un ensemble discret $\Gamma \subset [\gamma_{\min}, \gamma_{\max}[$, typiquement $\Gamma = [0.5, 1[$ dans nos cas d'étude. On présente dans l'algorithme 1 une fonction nommée `OptimalGain`, une méthode de recherche de gains optimaux via l'utilisation du `CNR`.

Algorithme 1 : Fonction `OptimalGain` : recherche du gain d'intensité optimal pour sinogramme

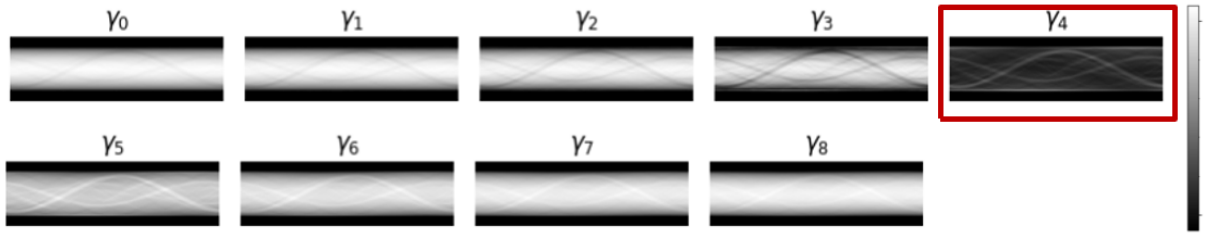
Input : Empilement des sinogrammes $S \in \mathcal{S}$, masque binaire B, ensemble discret de gains $\Gamma \subset [\gamma_{\min}, \gamma_{\max}[$

Output : Suite des gains optimaux γ_s^* pour chaque coupe s

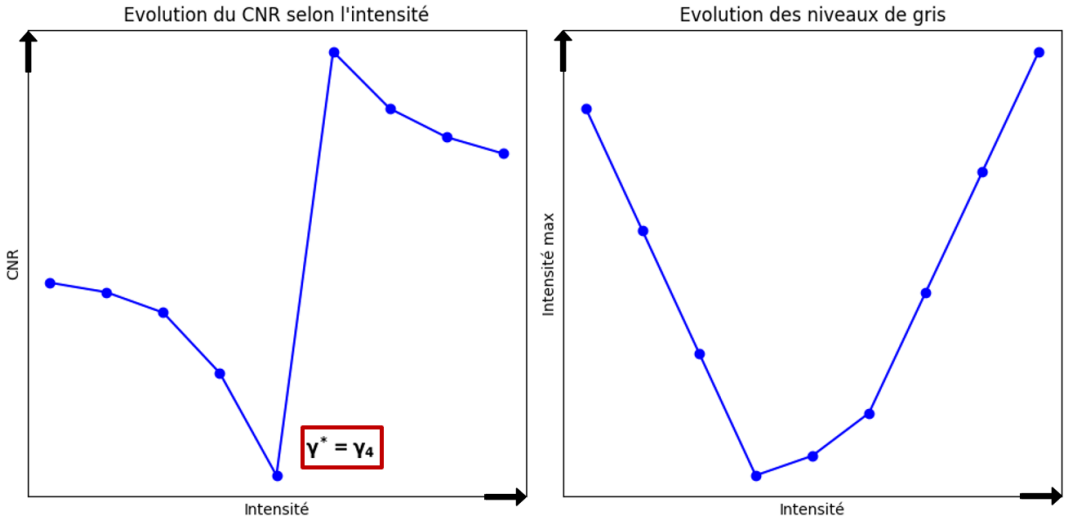
foreach $s \in \mathcal{S}$ **do**
- $S_{\text{mes}} \leftarrow \dfrac{S_s}{\|S_s\|_2}$ // Normalisation du sinogramme mesuré
- $B_s \leftarrow B(s)$ // Masque binaire associé à la coupe s
- **foreach** $\gamma_n \in \Gamma$ **do**
  - $S_{\text{sim}_n}(\gamma_n) \leftarrow \mathcal{R}(\gamma_n \cdot B_s)$ // Simulation du sinogramme
  - $M_{B_n} \leftarrow |S_{\text{mes}} - S_{\text{sim}_n}|$ // Différence entre sinogrammes
  - $c_n \leftarrow \texttt{CNR}(M_{B_n})$ // Évaluation du contraste
- **end**
- $\gamma_s^* \leftarrow \arg\min_{\gamma_n \in \Gamma} c_n$ // Gain optimal pour la coupe s

end

Dans notre cas d'étude, le masque binaire B est supposé constant sur l'ensemble des coupes, grâce à la section circulaire considérée pour les sinogrammes de la pile de l'espace $\mathcal{S}$. On fait ainsi l'hypothèse que le gain optimal est global, à savoir, $\gamma_s^* \approx \gamma^*$ pour tout s. Ce gain unique est ensuite appliqué à l'ensemble des sinogrammes du volume pour la suite des traitements. Ce principe est illustré dans la figure 2.10 où l'intensité optimale $\gamma^* = \gamma_4$ est identifiée comme celle maximisant le contraste des défauts.



(a) Optimisation de l'intensité dans le prétraitement des sinogrammes simulés



(b) Évolution schématique du CNR

FIGURE 2.10 – La série de sinogrammes (γ_1 à γ_8) (a) illustre en (a) l'effet de différents gains d'intensité appliqués au sinogramme simulé S_{sim} d'une coupe s. Les deux graphiques en (b) présentent respectivement l'évolution du CNR (voir l'équation 2.7) et de l'intensité maximale de la différence entre sinogrammes simulé et mesuré, en fonction du paramètre d'intensité γ

Ainsi, ce premier prétraitement a permis d'ajuster finement l'intensité des sinogrammes simulés à partir de masques binaires, en optimisant le contraste via le critère CNR. L'algorithme a été conçu pour sélectionner, coupe par coupe, le gain d'intensité le plus pertinent dans un espace discret. Cette étape améliore la qualité des sinogrammes simulés et prépare le seuillage adaptatif à venir.

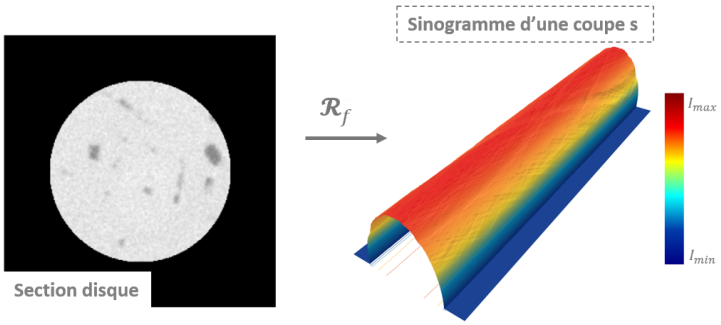
2.3 Pré-traitement 2 : seuillage du sinogramme

Cette partie traite du processus de seuillage appliqué aux sinogrammes issus de l'étape de prétraitement précédente. Ce seuillage doit être adaptatif puisqu'il dépend des niveaux de gris observés dans les sinogrammes qui résultent de la superposition de multiples signaux induisant des variations locales d'intensité [22]. Chaque niveau de gris correspond à plusieurs informations qui concourent au sein d'un même pixel avec une proportion variable. Le but n'est pas de résoudre le problème inverse mais de n'extraire que les signaux de plus forte importance correspondant aux contributions de plusieurs informations simultanées [23].

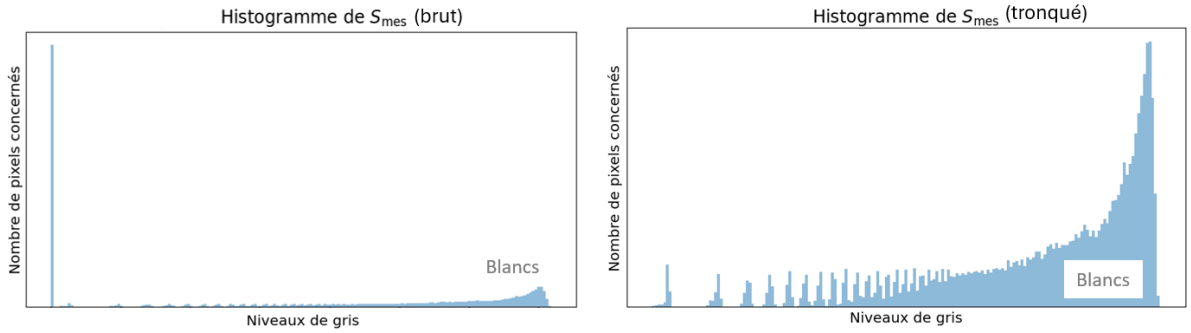
2.3.1 Le sinogramme mesuré

Soit S_{mes} le sinogramme obtenu à partir d'un masque binaire en forme de disque appliqué à l'échantillon f sur une coupe s. Les sinogrammes présentent généralement une distribution bimodale mais fortement asymétrique.

La majorité des niveaux de gris est concentrée autour de la structure de l'objet, ce qui crée un pic dominant dans l'histogramme. Les défauts, quant à eux, sont peu nombreux, localisés et faiblement contrastés. Ils sont confondus dans une région de l'histogramme caractérisée par une faible densité de probabilité, formant une queue étirée vers les basses intensités. Après soustraction du sinogramme de fond, la distribution est modifiée et étirée, facilitant l'extraction de défauts dans les parties suivantes.



(a) Coupe et sinogramme 3D associé



(b) Histogrammes associés

FIGURE 2.11 – Sinogramme simulé S_{sim} d'une coupe masquée de l'échantillon de CoCr et son sinogramme 3D associé (a) et histogrammes des intensités pour les sinogrammes bruts (gauche) et tronqués (droite) (b)

Le seuillage global est ensuite utilisé pour séparer les zones sombres (vides) des zones claires (matériau) dans l'histogramme du volume reconstruit. Cela est détaillé sur la page précédente, dans la figure 2.11, permettant d'analyser spécifiquement les porosités. Il s'agit d'un sinogramme simulé $S_{\text{sim}}(\gamma)$ d'un masque binaire en forme de disque appliqué sur l'échantillon CoCr d'une coupe et on a le sinogramme 3D associé $\mathcal{R}_f$.

Afin d'étudier au mieux les traces des défauts, on génère $S_{\text{défauts}}$ avec une section en forme de disque que l'on étudie dans la figure 2.12. L'histogramme associé (à droite) soulignant une concentration notable dans les zones claires.

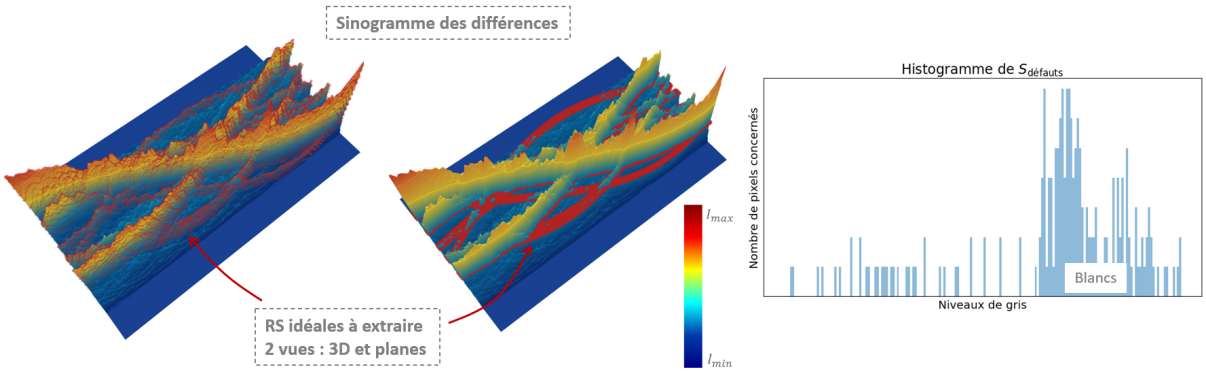


FIGURE 2.12 – Sinogramme des défauts ($S_{\text{défauts}}$) généré à partir d'une section en forme de disque, illustrant les traces de défauts détectées : (à gauche) vues de sinogramme 3D mettent en évidence les traces de défauts accumulées avec les RS totales extraites (en pointillés rouges) et (à droite) histogramme associé tronqué

2.3.2 Le seuil triangulaire sur l'histogramme

Parmi les méthodes de seuillage adaptatif appliquées aux sinogrammes telles que Otsu [75], moyenne, médiane ou K-means [77], le seuil du triangle (*Triangle Threshold for Bimodal Histograms*, **TTBH**) [98] se distingue par son approche géométrique.

Dans le contexte des sinogrammes différentiels, où les défauts apparaissent comme des signaux localisés et peu contrastés, le TTBH offre une segmentation plus précise que les méthodes fondées sur des critères statistiques globaux. Cette méthode est efficace dans des distributions asymétriques et sans séparation nette entre deux classes, notamment lorsque la classe des défauts est minoritaire. Il s'adapte mieux à ces ruptures de distribution pour isoler les anomalies dans les sinogrammes.

La méthode proposée est une soustraction obtenue à partir de la géométrie connue de l'échantillon sans défaut, avec une intensité optimale γ^* est alors notée M_B^*. On considère alors la matrice des différences normalisées dans l'équation 2.9.

$$M_{\text{norm}} = \frac{M_B^*}{\max M_B^*} = \frac{|S_{\text{mes}} - S_{\text{sim}}^*|}{\max\left(|S_{\text{mes}} - S_{\text{sim}}^*|\right)} \tag{2.9}$$

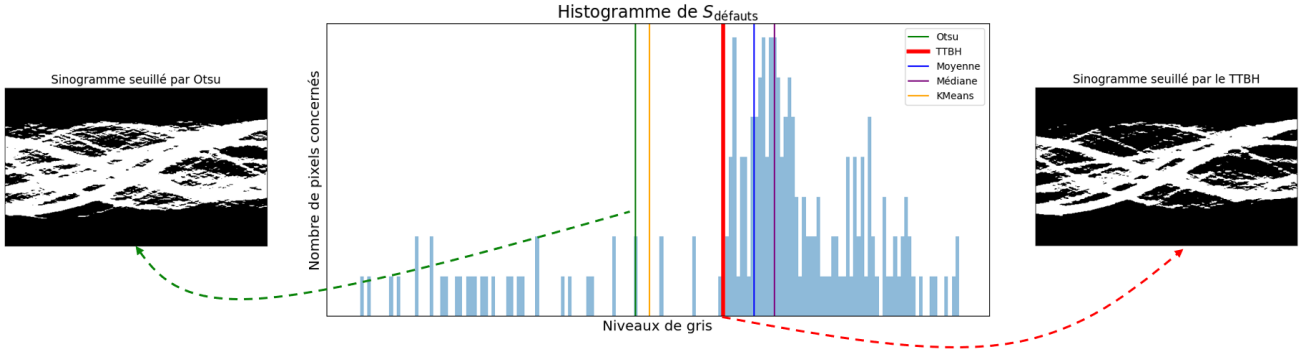
Pour chaque angle d'acquisition, on somme les intensités de tous les pixels le long de la ligne de détecteurs, ce qui revient à moyenner les contributions sur chaque ligne du sinogramme. Cela produit un vecteur où chaque valeur représente l'intensité globale

détectée à un angle donné, intégrant toutes les contributions projetées sur la ligne de détection.

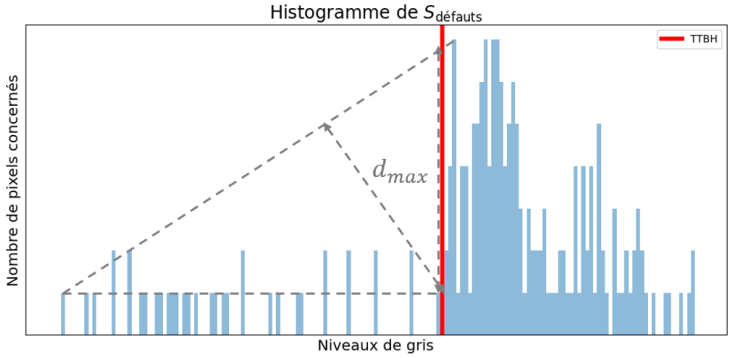
L'histogramme de cette projection reflète donc la distribution des niveaux de gris associés à l'ensemble des projections et permet d'identifier les contributions dominantes. Cette approche est particulièrement adaptée à la méthode TTBH, qui exploite la géométrie de l'histogramme pour détecter les ruptures de distribution associées à des défauts localisés [98]. Le masque binaire final, noté ici B_{TTBH}, est obtenu par l'équation 2.10.

$$B_{\text{TTBH}} = \begin{cases} 1 & \text{si } M_{\text{norm}} > \tau_{\text{TTBH}} \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \tag{2.10}$$

Cette stratégie permet de conserver uniquement les contributions les plus marquées dans le sinogramme différentiel, tout en s'adaptant à la distribution réelle des intensités, sans hypothèse forte sur leur origine détaillée dans la figure 2.13. La fonction `triangleThreshold` repose sur une méthode géométrique proposée par Zack et al. [98], conçue pour extraire un seuil optimal dans des histogrammes bimodaux asymétriques. Elle consiste à tracer une droite entre le maximum de l'histogramme (le pic principal) et l'extrémité de sa queue. Le seuil est alors défini comme le point de l'histogramme le plus éloigné de cette droite, c'est-à-dire celui qui maximise la distance perpendiculaire à la ligne tracée. Désormais, on notera le sinogramme seuillé S_{TTBH}.



(a) Histogramme avec seuils déterministes et statistiques et sinogrammes seuillés associés



(b) Détails du seuil TTBH dans l'histogramme associé

FIGURE 2.13 – Histogrammes des niveaux de gris de $S_{\text{défauts}}$ avec différentes méthodes de seuillage (Otsu, TTBH, moyenne, médiane, K-means) : (a) sinogrammes associés pour les seuils d'Otsu et TTBH et (b) le seuil TTBH déterminé par la distance $d_{\max}$

2.3.3 La chaîne de traitement

La fonction est utilisée dans la fonction `BinariseTTBH` de l'algorithme 2 pour déterminer le seuil optimal τ_{TTBH} à partir de l'histogramme des projections normalisées. Elle vise à extraire les défauts présents dans les sinogrammes mesurés, en s'appuyant sur une méthode de seuillage adaptatif fondée sur l'analyse de l'histogramme des différences.

Algorithme 2 : Fonction `BinariseTTBH` : binarisation du sinogramme par la méthode TTBH

Input : Image binaire f, sinogramme mesuré S_{mes}, gain optimal γ^*, nombre de classes N_{bins}, angle de projection θ

Output : Seuil TTBH et masque binaire des défauts

foreach $S \in \mathcal{S}$ **do**

- $S_{\text{sim}} \leftarrow \mathcal{R}(\gamma^* \cdot B(S))$ `// Simulation du sinogramme`
- $M \leftarrow |S_{\text{mes}} - S_{\text{sim}}|$ `// Différence entre sinogrammes`
- $M_{\text{norm}} \leftarrow \dfrac{M}{\|M\|_2}$ `// Normalisation des différences de sinogrammes`
- $M_{\text{mean}} \leftarrow \texttt{mean}[M_{\text{norm}}]$ `// Moyenne associée`
- $\text{h} \leftarrow \texttt{hist1D}[M_{\text{mean}}, N_{\text{bins}}]$ `// Histogramme des projections moyennes par ligne`
- $\tau_{\text{TTBH}} \leftarrow f[\texttt{triangleThreshold}(\text{h})]$ `// Seuil optimal par la méthode du triangle`
- $B_{\text{TTBH}} \leftarrow M_{\text{norm}} > \tau_{\text{TTBH}}$

end

Après simulation du sinogramme de fond à intensité optimale, une soustraction est effectuée pour isoler les anomalies. Ces différences sont ensuite normalisées, projetées ligne par ligne, puis analysées par histogramme. Le seuil optimal est déterminé par le TTBH, ce qui permet de générer un masque binaire des défauts.

Le second prétraitement a permis d'affiner la détection des défauts dans les sinogrammes mesurés grâce à une méthode de seuillage adaptatif fondée sur l'analyse de l'histogramme. La stratégie TTBH, appliquée à des projections normalisées, offre un seuil robuste pour la binarisation des différences entre sinogrammes simulés et mesurés. Cette étape renforce la sélectivité des RS et prépare les données à des extractions précises, abordées dans les sections suivantes.

Le traitement est effectué coupe par coupe au niveau du sinogramme, sans couplage explicite entre tranches dans l'algorithme d'extraction iSHT, les tentatives d'introduction d'a priori inter-coupes s'étant révélées peu robustes. La cohérence volumique observée a posteriori ne provient donc pas d'une contrainte imposée lors de l'extraction, mais des prétraitements du signal en amont. En pratique, des critères optimaux de contraste dont le CNR sont estimés et appliqués de manière identique sur des lots de sinogrammes successifs. Cette invariance des paramètres de prétraitement garantit une stabilité des distributions de signal et une comparabilité directe des réponses extraites entre coupes. L'extraction opérant ensuite dans un espace de RS paramétrées et non voxelique, la cohérence volumique est reconstruite au suivant par agrégation des ensembles de paramètres issus de chaque coupe.

2.4 Extraction 1 : extractions brutes de représentations spatiales

Dans cette partie, on cherche à extraire les informations clés les plus pertinentes dans les sinogrammes prétraités afin de reproduire des topologies de défauts, sans reconstruction. Autrement dit, il s'agit d'extraire un nombre de RS nécessaire et suffisant pour caractériser les défauts présents. Cette étape repose sur une détection initiale, qui ne garantit pas encore la pertinence topologique ou physique des structures identifiées. Elle constitue une initialisation sur laquelle s'appuie la phase de raffinement dans la sous-partie suivante.

2.4.1 Le logigramme des extractions brutes

L'algorithme d'extraction repose sur une recherche paramétrique de courbes sinusoïdales, des RS, dans le sinogramme binarisé afin d'identifier les signatures géométriques de défauts ponctuels. La démarche est présentée dans la figure 2.14.

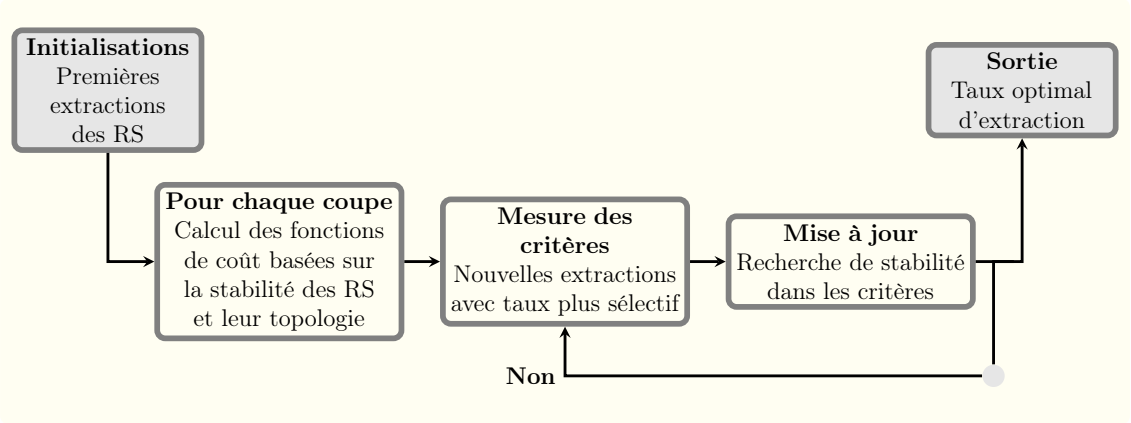


FIGURE 2.14 – Logigramme des extractions brutes via extracteur sinusoïdal en géométrie parallèle sur sinogrammes après prétraitements

2.4.2 L'extraction de sinusoïdes par coupes

On rappelle que chaque sinusoïde est définie par un couple de paramètres $(\mathcal{A} \times \phi)$ au niveau de la coupe s. Cela correspond à une première approximation des défauts, notée $D^s \subset \mathcal{D}^s$ qui désigne l'espace total des défauts non segmentés dans la coupe s où chaque élément est noté $(a, \varphi)_l$ (voir figure 2.5).

On a c_ρ qui correspond au gain à ajouter à la courbe qui dépend de ρ la longueur de la ligne de pixels d'acquisition du détecteur. La courbe est validée par l'algorithme si elle est entièrement contenue dans une enveloppe convexe détectée dans le sinogramme. En effet, cette convexité de la section en forme de disque, après reconstruction, inclura forcément la structure de l'échantillon. Dans notre cas particulier d'extraction avec une forme de disque, une superposition quasi parfaite des sinogrammes S_{sim} et S_{mes} est obtenue.

On propose l'algorithme 3 dont la fonction associée est nommée `SinusExtractor`.

Algorithme 3 : Fonction `SinusExtractor` : détection des sinusoïdes valides dans le sinogramme

Input : Sinogramme S_{sim}, taux d'extraction τ, fréquence f_θ, le gain c_ρ
Output : Matrice des RS de l'espace $(\mathcal{A} \times \phi)$

for $(a, \varphi) \in (\mathcal{A} \times \phi)$ *borné au ROI* **do**
  $p_{\theta_n} \leftarrow a \sin(2\pi f_\theta p_n + \varphi) + c_\rho$
  if $\frac{1}{N_{proj}} \sum y_n > \tau$ **then**
    Une RS détectée
  end
end

2.4.3 Une validation sur cas simple : la méthodologie Sinusoidal Hough Transform (SHT)

Cette section présente une validation sur un cas simple afin de comparer notre méthode d'extraction de RS par rapport aux approches classiques. Nous la confrontons notamment à la Sinusoidal Hough Transform (SHT), adaptée à la détection de courbes paramétriques dans les sinogrammes binarisés.

L'algorithme 4, associé à la fonction `SinogramCreator`, décrit le protocole utilisé. Pour plus de détails sur la SHT, le lecteur pourra se référer à l'annexe C consacrée à l'extraction de caractéristiques en traitement d'image.

Algorithme 4 : Fonction `SinogramCreator` : construction du sinogramme avec le passage des RS à une image 2D

Input : Matrice des RS de l'espace $\mathcal{A} \times \phi$
Output : Sinogramme 2D

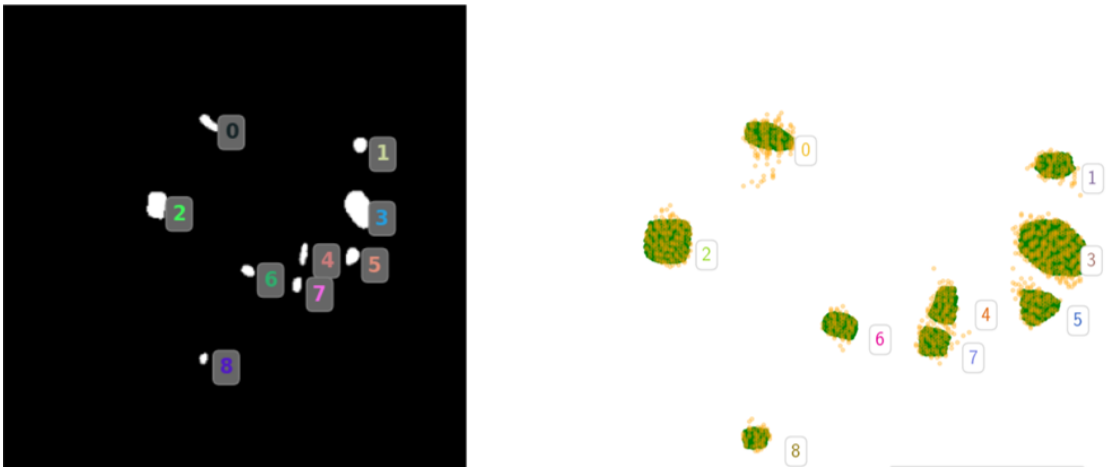
for $l \in L$ **do**
  $p_{\theta_l} \leftarrow a \sin(2\pi f_\theta p + \varphi) + c_\rho$ `// traces idéales de chaque RS`
  $S_l \leftarrow S_l + p_{\theta_l}$ `// accumulation des signaux pour créer une image`
end
$S_l \leftarrow S_l * U$ `// avec * l'opérateur de convolution et` U `un filtre médian`

On extrait alors les valeurs binaires du sinogramme S_{TTBH} le long des trajectoires discrètes des RS définies précédemment. Pour une RS donnée, la trajectoire est notée p_{θ_l}. Le critère de validation repose sur le calcul d'un taux de présence discret pour une série de seuils $\tau \in \mathcal{T}$, comme présenté dans l'équation 2.11. Ce critère mesure la coïncidence entre la trajectoire sinusoïdale et les pixels activés de l'image binaire, où L désigne le nombre de points discrétisant la RS et (p_{θ_l}, p_l) les coordonnées discrètes de la sinusoïde dans le sinogramme.

$$\tau = \frac{1}{L} \sum_{l=1}^{L} \frac{S_{\text{TTBH}}(p_{\theta_l}, p_l)}{\max\left[S_{\text{TTBH}}(p_{\theta_l}, p_l)\right]} \qquad \text{avec } \tau \in \mathcal{T} \tag{2.11}$$

En intégrant des taux de passage de rayons X au sein des pixels pour plus de précision, les résultats auraient pu être plus précis, en revanche, la complexité de calcul en est trop fortement augmentée [80]. Ainsi, nos résultats seront affinés dans une autre chaîne de traitement dite de raffinement. Cette stratégie permet ainsi de détecter efficacement les RS des défauts dans l'espace D^s, tout en maintenant un compromis acceptable entre précision et performance. Le filtre médian U permet de gérer les saturations liées au cumul d'informations afin de générer une image physiquement correcte.

L'algorithme d'extraction des sinusoïdes peut être interprété comme une forme restreinte de la transformée de Hough, adaptée à la détection de courbes paramétriques spécifiques dans un sinogramme binarisé. Dans la formulation classique de la transformée de Hough, chaque pixel actif de l'image vote dans un espace de paramètres pour toutes les courbes qui pourraient appartenir à générer. Ces signaux sont accumulés dans un espace auxiliaire, appelé accumulateur, dont les maxima indiquent la présence probable de structures géométriques.



(a) Défauts vérité terrain dans une coupe de l'échantillon

(b) Extractions de RS par les méthodes SHT (points jaunes) et iSHT (points verts)

FIGURE 2.15 – Comparaison entre la vérité terrain et les compromis biais variances des méthodes SHT et iSHT

Les écarts observés entre les deux approches s'expliquent principalement par la nature des mécanismes d'extraction dans la figure 2.15 (b). La méthode SHT repose sur un seuillage explicite de l'accumulateur, ce qui rend la détection fortement dépendante du choix de ce seuil. Cette approche peut conduire à une sélection sensible au bruit ou à une perte d'information lorsque les contributions associées aux défauts sont diffuses.

À l'inverse, notre approche iSHT repose sur une optimisation progressive de critères structurels visant à extraire des regroupements cohérents dans l'espace des paramètres. Cette stratégie permet de prendre en compte la structure globale des signatures sinusoïdales plutôt que des maxima locaux isolés.

En conséquence, iSHT présente un meilleur compromis biais–variance : elle réduit la variance en produisant des regroupements plus compacts et stables, tout en limitant le biais associé à un seuil arbitraire.

Dans notre cas, cette logique est inversée : le sinogramme, lui-même, est un accumulateur qui encode la projection intégrée de l'objet selon différents angles. Il n'est donc pas nécessaire de construire un accumulateur supplémentaire. L'algorithme procède plutôt à une exploration directe de l'espace des paramètres ($\mathcal{A} \times \phi$), en générant des courbes sinusoïdales théoriques et en évaluant leur cohérence avec les pixels activés dans le sinogramme binarisé. La détection de structures géométriques à partir d'un espace paramétrique, tout en l'adaptant à la nature intégrée et projective des données tomographiques.

2.4.4 Le taux optimal d'extraction

L'algorithme proposé est un processus itératif et adaptatif visant à ajuster le seuil d'extraction à partir de deux critères complémentaires : la stabilité géométrique du nuage de RS extraites, évaluée notamment à l'aide d'une version modifiée de la variation totale TV et la stabilité du nombre de sinusoïdes détectées au fil des itérations. L'objectif est de déterminer un seuil optimal pour l'extraction des sinusoïdes dans le sinogramme binarisé S_{TTBH}.

L'algorithme d'extraction adaptative des sinusoïdes repose sur une stratégie progressive de sélection du seuil. Il débute par une phase d'exploration multi-seuils permettant d'initialiser les métriques d'évaluation, puis exploite les deux critères précédents afin d'identifier des zones de comportement stable. Un mécanisme d'arrêt adaptatif est mis en œuvre dès l'apparition d'un plateau ou d'un point d'inflexion. Enfin, en l'absence de zone de stabilité clairement identifiée ou lorsque le nombre de sinusoïdes extraites demeure insuffisant, le seuil maximal est retenu par défaut, assurant une extraction même dans des configurations défavorables.

1) Les extractions initiales multi-seuils

Pour une série de seuils $\tau \in \mathcal{T}$, on applique l'algorithme et on extrait des couples ($\mathcal{A} \times \phi$) définissant les sinusoïdes présentes dans l'image binarisée. Chaque ensemble de sinusoïdes est ensuite converti en coordonnées cartésiennes via une transformation polaire-cartésienne. On cherche $\tau^* \in \mathcal{T}$ permettant d'extraire un nombre de RS nécessaire et suffisant afin de retrouver la topologie des défauts de l'espace D^s à la coupe s.

Dans cette optique, deux fonctions de coût complémentaires sont introduites. La première évalue la quantité d'information extraite à travers l'évolution du nombre de RS détectées. La seconde caractérise l'organisation géométrique du nuage de RS au moyen de la TV hybride. L'estimation de τ^* repose ainsi sur l'identification d'une saturation du nombre de RS et d'un changement de régime géométrique du nuage de représentations spatiales, détecté à partir d'un critère du second ordre appliqué à la TV.

Cela est mis en évidence dans la figure 2.16 à la page suivante. Au sinogramme binarisé S_{TTBH} est appliquée la fonction `CoarseExtractor` (voir l'algorithme 5).

Fonction de coût 1 : la variation totale hybride
La TV est traditionnellement définie comme une mesure de la somme des variations locales d'un signal ou d'une image. En traitement d'images, elle est utilisée dans les problèmes inverses et de débruitage afin de quantifier la complexité géométrique d'une structure tout en préservant les discontinuités significatives. Dans ce travail, ce concept est transposé à un ensemble discret de représentations spatiales définies dans l'espace paramétrique ($\mathcal{A} \times \Phi$).

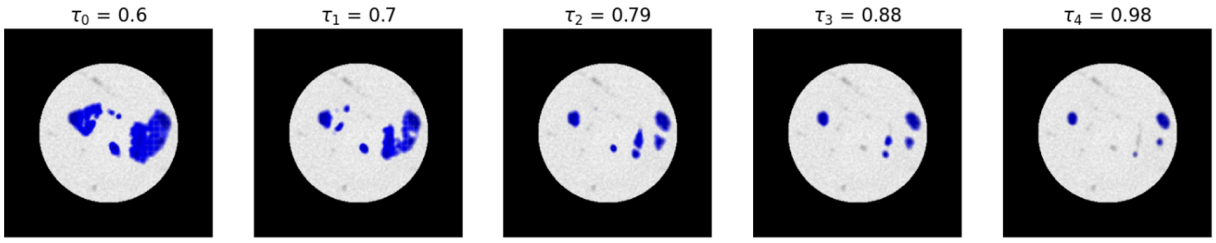


FIGURE 2.16 – Convergence du seuil τ_k (pour $k = 0, 1, 2, 3, 4$) vers τ^* dans la coupe s reconstruite sur laquelle sont superposées les RS extraites (bleues) de l'espace $D^s \subset \mathcal{D}^s$

Contrairement à la TV classique, fondée sur les relations de voisinage entre pixels, cette formulation s'appuie sur les relations géométriques entre RS dans l'espace des paramètres. Elle constitue ainsi un indicateur de cohérence géométrique du nuage de RS et favorise le regroupement de représentations appartenant à une même structure tout en limitant les associations incohérentes.

Les RS extraites sont projetées dans l'espace géométrique $(X \times Y)$ par transformation polaire-cartésienne. On note $\widetilde{\text{TV}}$ la variation totale hybride proposée. On rappelle que D_d^s désigne le d-ième défaut segmenté de la coupe s et que $\mathcal{L}_d = \{RS_l\}_{l=1}^{L_d}$ est l'ensemble des L_d représentations spatiales qui lui sont associées. La variation totale hybride est alors définie par l' équation 2.12.

$$\widetilde{\text{TV}}_r(D_d^s) = \frac{1}{L_d} \sum_{RS_l \in \mathcal{L}_d} \sum_{RS_{l'} \in \mathcal{N}_l^r} \|RS_l - RS_{l'}\|_2 \tag{2.12}$$

On définit le voisinage de rayon r de la RS de référence RS_l par l'équation 2.13. Les ensembles de voisinage sont construits efficacement à l'aide d'un arbre de recherche k-d (`KD-tree`) [40].

$$\mathcal{N}_l^r = \{RS_{l'} \in \mathcal{L}_d \mid 0 < \|RS_l - RS_{l'}\|_2 \leq r\} \tag{2.13}$$

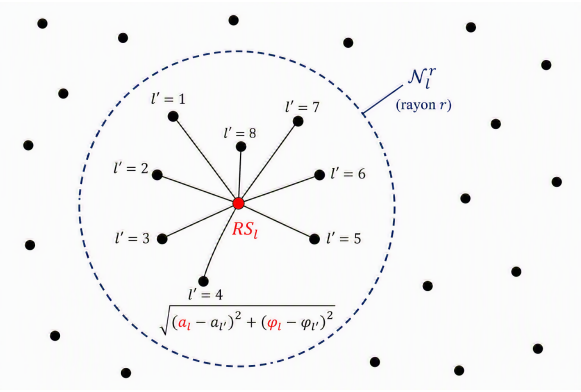


FIGURE 2.17 – Représentation du calcul de $\widetilde{\text{TV}}$ sur plusieurs RS

Dans la figure 2.17, le rayon r contrôle la granularité de l'analyse locale et la sensibilité de la mesure aux variations géométriques. Des valeurs faibles privilégient les interactions locales entre RS, tandis que des valeurs plus élevées favorisent une caractérisation plus globale de l'organisation géométrique du défaut.

La valeur de $\widetilde{\text{TV}}$ fournit une mesure de cohérence géométrique du nuage de RS. Une faible valeur traduit une organisation spatiale stable et homogène des représentations

extraites, tandis qu'une valeur élevée révèle une dispersion plus importante, généralement associée à des extractions instables ou bruitées. La normalisation par L_d permet de comparer des défauts décrits par un nombre différent de RS.

La TV calculée à chaque itération reflète la complexité géométrique des structures extraites. Pour détecter un changement de régime dans cette complexité, on s'intéresse à la courbure de cette fonction, estimée par sa dérivée seconde discrète. Lorsque cette courbure tend vers zéro, cela signifie que la TV devient localement linéaire, indiquant une stabilisation des structures extraites. Autrement dit, les regroupements de sinusoïdes deviennent homogènes au sein de l'espace des défauts $\mathcal{D}^s$, tout en restant hétérogènes entre eux. Cette propriété est essentielle pour permettre une segmentation cohérente des coupes, comme présentée dans l'équation 3.4.

Proposition 1 (Stabilisation géométrique de la TV par convergence vers un point d'inflexion de la TV))**.**
Soit $(\mathcal{A} \times \Phi)_n$ l'ensemble des représentations spatiales extraites à l'itération n pour un seuil τ_n, et soit $V_n := \widetilde{\mathrm{TV}}[(\mathcal{A} \times \Phi)_n]$ la variation totale hybride associée.

Si la dérivée seconde discrète $\Delta^2 V_n = V_{n+1} - 2V_n + V_{n-1}$ tend vers zéro, alors la suite (V_n) devient localement affine. Cette condition traduit une stabilisation de l'organisation géométrique des représentations spatiales extraites et marque la transition vers un régime où l'ajout de nouvelles RS modifie faiblement la structure du nuage de points.

Justification. La quantité $\Delta^2 V_n$ mesure la courbure discrète de la suite (V_n).
Lorsque $\Delta^2 V_n \to 0$, les incréments successifs $V_{n+1} - V_n$ varient peu et tendent vers un régime stationnaire. Dans le cadre de l'algorithme proposé, cette stabilisation indique que l'ajout de nouvelles RS modifie faiblement la structure géométrique du nuage extrait. L'annulation de la courbure discrète constitue ainsi un indicateur pertinent de convergence vers un régime géométrique stable.

Fonction de coût 2 : analyse différentielle du nombre de RS
Des observations empiriques montrent que la TV n'est pas entièrement indépendante du nombre de RS détectées. En effet, une augmentation du nombre de sinusoïdes entraîne une densification des points, ce qui peut influencer la valeur de la TV, même après normalisation. Pour pallier cette dépendance, une seconde métrique est introduite dans l'algorithme : la régularité du nombre de RS extraites. Cette régularité est évaluée à l'aide de la dérivée première discrète du nombre de RS, permettant d'identifier des plateaux, c'est-à-dire des zones où le nombre de détections reste stable malgré la variation du taux d'extraction.

Proposition 2 (Stabilisation du nombre de RS par convergence vers un plateau du nombre de RS)**.**
Soit $N_n := \#(\mathcal{A} \times \Phi)_n$ le nombre de RS extraites à l'itération n.

Lorsque la dérivée première discrète $\Delta N_n = N_{n+1} - N_n$ devient négligeable, le processus d'extraction atteint un régime de stabilisation. L'ajout ou la suppression de RS entre deux itérations successives devient alors négligeable, traduisant l'apparition d'un plateau dans la dynamique d'extraction.

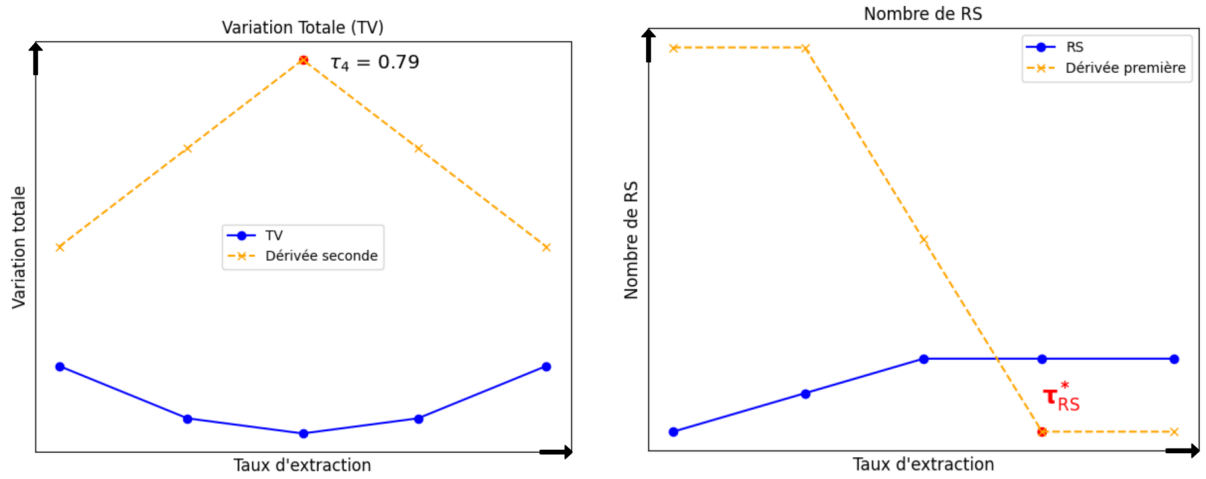
Justification. La quantité ΔN_n mesure la variation du nombre de RS extraites entre deux seuils successifs. Lorsque cette variation tend vers zéro, le nombre de structures détectées devient pratiquement constant. L'apparition d'un tel plateau indique que l'information géométrique extraite n'évolue plus significativement et fournit ainsi un indicateur de stabilité complémentaire à celui fondé sur la variation totale hybride.

2) Les doubles métriques différentielles

L'algorithme repose sur deux métriques différentielles complémentaires pour guider la sélection du taux d'extraction optimal τ^*. La dérivée première du nombre de RS permet d'identifier des plateaux, c'est-à-dire des zones où le nombre de sinusoïdes extraites reste stable malgré la variation du seuil. Cette stabilité est interprétée comme un indicateur de robustesse du système vis-à-vis du paramètre d'extraction des RS τ où le taux correspondant au début de ce plateau est noté τ^*_{RS}.

La dérivée seconde de la TV permet de détecter des points d'inflexion, c'est-à-dire des zones où la complexité géométrique des RS extraites change de régime. Cela traduit une transition entre des structures spatiales hétérogènes et homogènes dans l'espace des défauts $\mathcal{D}^s$ avec le taux associé à ce point d'inflexion noté τ^*_{TV}.

Cette complémentarité entre les deux approches : la stabilité du nombre de détections et l'instabilité géométrique, permet une sélection de seuil plus fine et plus robuste présentée dans la figure 2.18. Il est constaté qu'une convergence d'ordre 1 du nombre de RS se traduit par un plateau dans la dérivée première et qu'une convergence d'ordre 2 de la TV se manifeste par une annulation de la dérivée seconde.



(a) Point d'inflexion de la dérivée seconde de la TV (courbe orange)

(b) Convergence d'ordre 1 illustrée par la dérivée première du nombre de RS (courbe orange)

FIGURE 2.18 – Illustration des comportements des TV et RS selon leur ordre, avec les taux de convergence respectifs τ^*_{TV} (a) et τ^*_{RS} (b)

2.4.5 La chaîne de traitement

On présente dans l'algorithme 5 une méthode d'extraction adaptative et peu sélective des RS à partir de sinogrammes seuillés nommée `CoarseExtractor` (page suivante).

Soit τ_n une suite de taux d'extraction appartenant à un ensemble discret $\mathcal{T} \subset [\tau_{\min}, \tau_{\max}[$, typiquement $\mathcal{T} = [0.5, 1[$ dans nos cas d'étude. L'algorithme commence par trois itérations d'initialisation, nécessaires pour estimer les dérivées d'ordre 1 et 2 pour les calculs des deux fonctions de coût, respectivement le nombre de RS et la TV.

Algorithme 5 : Fonction `CoarseExtractor` : recherche du taux d'extraction optimal dans les sinogrammes seuillés

Input : Sinogrammes seuillés acquis en géométrie parallèle
Output : Taux d'extraction optimal τ^*

Initialisation :
for $n = 0$ **to** 2 **do**
  Extraire les RS avec τ_n
  Calculer V_n `// la TV associée aux RS extraites`
  Calculer N_n `// le nombre de RS détectées`
end
Calculer V_n'' (dérivée seconde de V_n) et N_n' (dérivée première de N_n)
while $\tau_n < \tau_{\max}$ ***et*** *(aucun plateau détecté* ***ou*** *aucun point d'inflexion détecté)* **do**
  $n \leftarrow n + 1$
  Extraire les RS avec τ_n
  Mettre à jour V_n, N_n, V_n'', N_n'
  if $|N_n - N_{n-1}| < \epsilon$ **then**
    Plateau détecté : $\tau^*_{\text{RS}} \leftarrow \tau_{n-1}$
  end
  if $|V_n''| < \epsilon$ **then**
    Point d'inflexion détecté : $\tau^*_{\text{TV}} \leftarrow \tau_{n-2}$
  end
end
if *aucun plateau détecté ou* N_n *trop faible* **then**
  $\tau^* \leftarrow \tau_{\max}$
else
  $\tau^* \leftarrow \frac{1}{2}(\tau^*_{\text{TV}} + \tau^*_{\text{RS}})$ `// taux idéal d'extraction`
end

En l'absence de plateau détecté ou si le nombre de RS reste inférieur à un seuil minimal, le seuil maximal est retenu par défaut. Sinon, le seuil optimal est défini comme la moyenne des deux seuils candidats comme proposé dans l'équation 2.14.

$$\tau^* = \frac{1}{2}\left(\tau^*_{\text{TV}} + \tau^*_{\text{RS}}\right) \tag{2.14}$$

Cette stratégie permet une extraction robuste et adaptative des sinusoïdes, en équilibrant la variabilité des détections et leur cohérence géométrique. Ce double critère, pris comme la moyenne des taux de convergence respectifs, aurait aussi pu être pondéré différemment selon des observations empiriques.

2.4.6 La preuve de concept : l'exploitation de la méthode itérative pour la dissociation des représentations spatiales

Dans cette continuité, une méthode itérative est proposée pour dissocier les RS des défauts dans les sinogrammes, les manipuler individuellement (par translation, rotation ou modification d'intensité), puis les réinjecter dans des sinogrammes de référence. Les preuves de concept associées à cette approche sont réalisées sur des cas pédagogiques et théoriques, correspondant à des configurations dans lesquelles les signatures des défauts sont distinctes du fond de l'objet. Ce cadre permet de valider les principes méthodologiques en limitant les effets de recouvrement ou d'interactions entre signaux, avant d'envisager des situations plus complexes. Ce procédé repose sur l'additivité de la transformée de Radon $\mathcal{R}_f$ et sur la reconstruction inverse $\mathcal{R}_f^{-1}$, permettant de générer des images enrichies contenant des défauts réalistes et contrôlés.

1) Les choix des algorithmes de reconstruction

L'ensemble des reconstructions présentées dans cette étude repose principalement sur l'algorithme de rétroprojection filtrée (*Filtered Back Projection*, **FBP**), choisi pour sa rapidité, sa simplicité de mise en œuvre et la possibilité de moduler la réponse fréquentielle via différents filtres. Toutefois, dans ce cas spécifique, une reconstruction itérative de type SART a été utilisée afin d'évaluer plus finement l'impact de défauts injectés dans le sinogramme [50]. En effet, ce type de reconstruction présente parfois une sensibilité accrue aux hautes fréquences, ce qui permet de mieux révéler les défauts de faible contraste ou de petite taille. Sa nature itérative permet également une robustesse supérieure aux incohérences locales induites par la manipulation directe dans l'espace de Radon.

2) L'approche schématique

La figure 2.19 illustre cette démarche en trois étapes successives.

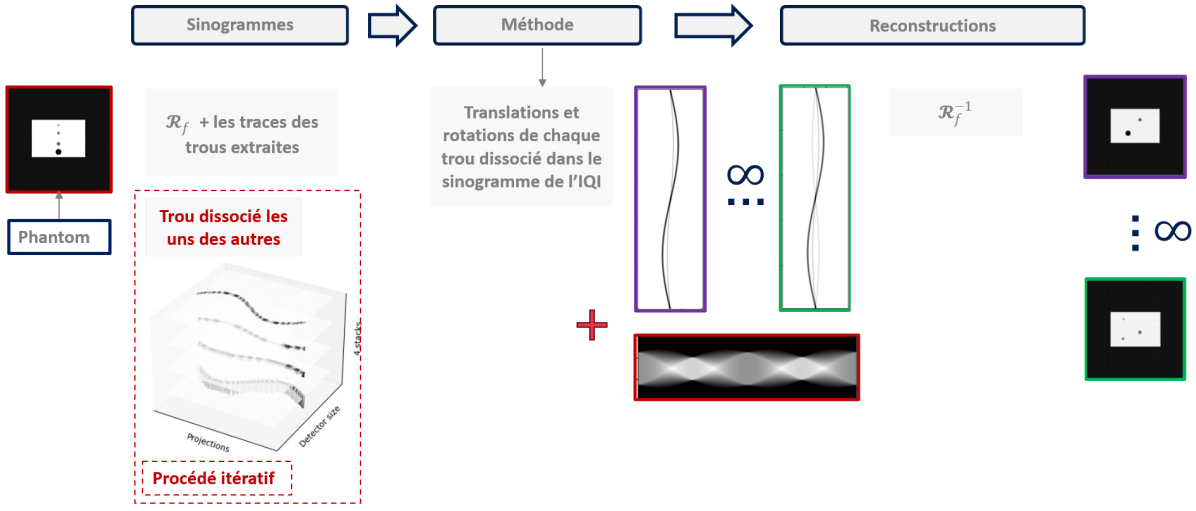
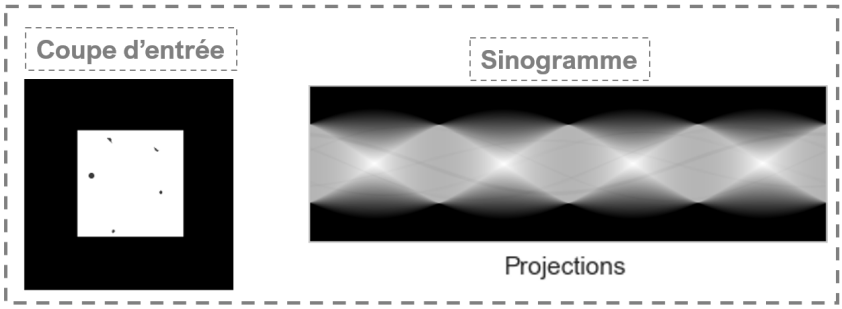


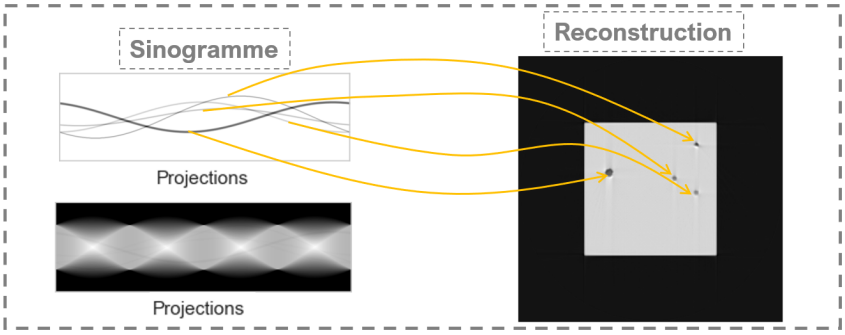
FIGURE 2.19 – Schéma d'application de la méthode itérative des extractions brutes de RS dans des coupes s de sinogrammes : extraction des signatures, dissociation et manipulation individuelle des défauts, puis reconstruction finale par R_f^{-1}

Elle débute par l'analyse des sinogrammes issus d'un phantom IQI simplifié, permettant l'extraction des signatures sinusoïdales associées aux défauts [44]. Ces signatures sont ensuite dissociées et manipulées individuellement dans l'espace de Radon, notamment par translation et rotation, afin de simuler des configurations variées. Enfin, les défauts modifiés sont réinjectés dans le sinogramme de référence et la reconstruction finale est réalisée. Ce processus permet de générer des images enrichies, contenant des défauts réalistes et contrôlés, tout en conservant la cohérence physique des projections. Cette preuve est détaillée dans "L'annexe POC2 : dissociations préliminaires des représentations spatiales" (annexe B).

La figure 2.20 approfondit cette démonstration en illustrant la capacité de la méthode à générer des sinogrammes enrichis dans des contextes variés. À un sinogramme binaire théorique de défauts, aux caractéristiques déjà dissociées du reste de l'image, à savoir $S_{\text{défauts}}$, est appliquée la fonction `CoarseExtractor` afin de dissocier les RS et de les réinjecter directement dans S_{sim} (voir l'algorithme 5). Contrairement à l'étude préliminaire basée sur un IQI, cette preuve de concept repose sur un phantom pour simuler des défauts de forme, de taille et d'intensité variés. Ce choix permet une plus grande liberté dans la recomposition des signatures sinusoïdales.



(a) Image d'entrée avec défauts simulés [8]



(b) Sinogramme augmenté reconstruit

FIGURE 2.20 – Validation visuelle de la méthode d'augmentation : dissociation, génération et recomposition des défauts dans un sinogramme cible (a) à partir d'un phantom synthétique, suivies d'une reconstruction (type SART) et (b) réinjection dans une coupe d'un objet cible simple simulé

À partir de cette image d'entrée, les sinogrammes associés sont analysés pour extraire les signatures individuelles. Chaque défaut est ensuite dissocié, traité séparément, puis réinjecté dans un sinogramme cible selon une configuration différente en termes de position, d'intensité et de matériau.

Le sinogramme des nouveaux défauts générés est présenté, suivi de celui dans lequel ces défauts sont ajoutés à une pièce réelle. La reconstruction finale (type SART), montre une image enrichie où les défauts sont visibles dans leur nouvelle configuration. Cette étape est représentée mathématiquement par l'opérateur inverse $\mathcal{R}^{-1}$, appliqué à une fonction modifiée des nouvelles signatures.

3) Résultat

Cette validation visuelle confirme la robustesse de la méthode pour produire des données synthétiques réalistes, tout en conservant la cohérence physique des projections. Elle ouvre la voie à une intégration directe dans des modules d'apprentissage automatique, en tant que stratégie d'augmentation de données contrôlée et interprétable.

Cette première phase d'extraction a permis d'identifier les RS à partir des sinogrammes prétraités, en s'appuyant sur une méthode adaptative fondée sur le taux d'extraction. L'algorithme proposé ajuste ce taux en fonction de critères de stabilité topologique et de TV, assurant une dissociation progressive des RS. Cette étape, bien que peu sélective, constitue une base structurante pour les extractions raffinées abordées dans la section suivante.

2.5 Extraction 2 : extractions raffinées de représentations spatiales

Après une première détection brute des régions d'intérêt dans le sinogramme, il est nécessaire de raffiner cette sélection pour ne conserver que les structures pertinentes. En effet, l'extraction brute peut inclure des artefacts, du bruit ou des zones sans signification physique. Cette deuxième chaîne de traitement itérative est mise en place pour affiner progressivement les RS détectées. Cette étape vise à améliorer la localisation des défauts dans un sinogramme binarisé. Cette approche permet de construire progressivement un espace de défauts raffiné $\mathcal{D}^{s*} \subset \mathcal{D}^{s}$, en exploitant la géométrie des sinusoïdes projetées dans le domaine reconstruit.

2.5.1 Logigramme des extractions raffinées

À partir d'un ensemble initial de paramètres $(\mathcal{A} \times \phi) \subset \mathcal{D}^{s}$ décrivant les sinusoïdes détectées à l'issue de l'extraction brute, le processus raffiné s'enclenche. Chaque itération commence par l'application d'une déformation locale du sinogramme. Puis, une étape de recalage des représentations spatiales est ensuite effectuée afin d'ajuster précisément les paramètres des sinusoïdes.

L'algorithme d'extraction repose sur une recherche paramétrique de courbes sinusoïdales dans le sinogramme binarisé afin d'identifier les signatures géométriques de défauts ponctuels. La démarche est présentée dans la figure 2.21 à la page suivante.

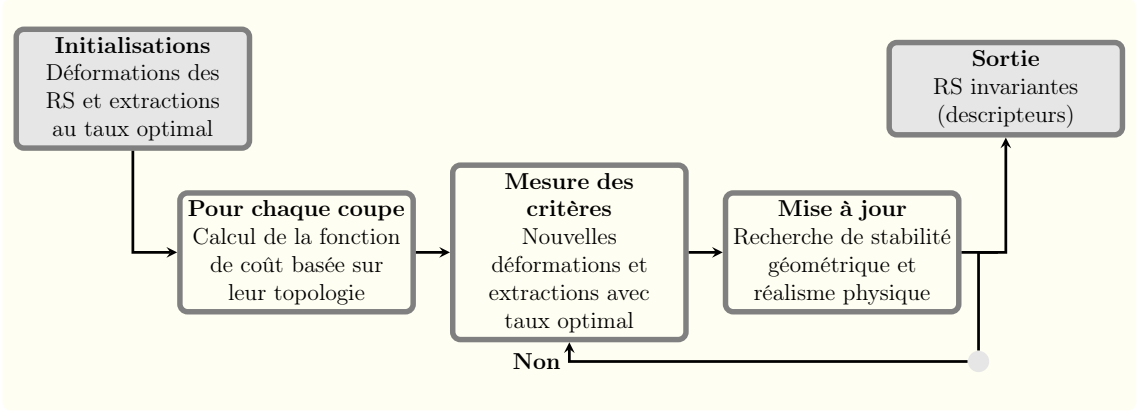


FIGURE 2.21 – Logigramme des extractions raffinées via extracteur sinusoïdal après extraction des RS avec un taux optimal τ^*

2.5.2 Les sinusoïdes déformantes

Les sinusoïdes déformantes sont pilotées par un couple de paramètres de l'espace $(\mathcal{A}_{\text{déf}} \times \phi_{\text{déf}})$, mis à jour à chaque itération. En exploitant le caractère sinusoïdal du sinogramme, l'objectif est de perturber les RS extraites afin de ne conserver que celles qui restent stables sous ces transformations contrôlées. Les RS ainsi préservées, dites raffinées, sont celles qui satisfont une condition d'invariance définie par une fonction de coût adaptée. Empiriquement, l'amplitude admissible des déformations ne doit pas dépasser un tiers de l'amplitude du sinogramme initial, ce seuil dépendant directement de la discrétisation du sinogramme, notée N_{pix}.

Les amplitudes de déformation sont définies par $a_{\text{déf}} \in \mathcal{A}_{\text{déf}} = \{a_{\text{déf},q}\}_{q=1}^{N_{\text{pix}}/3}$ où N_{pix} désigne le nombre de pixels de la ligne de détecteur. On note $M_{\text{déf}}$ la matrice des déformations, dont chaque élément est un couple $(a_{\text{déf},q}, \varphi_{\text{déf},q'})$ appartenant à l'espace $(\mathcal{A}_{\text{déf}} \times \Phi_{\text{déf}})$, comme présenté dans l'équation 2.15. Pour une amplitude de déformation $a_{\text{déf},q}$ donnée, les déformations sont appliquées pour l'ensemble des positions angulaires $\varphi_{\text{déf},q'} \in \Theta = \{\theta_{q'}\}_{q'=1}^{N_{\text{proj}}}$.

$$M_{\text{déf}} = \begin{bmatrix} a_1 & a_1 & \cdots & a_q & \cdots & a_{N_{\frac{N_{\text{pix}}}{3}}} \\ \varphi_1 & \varphi_2 & \cdots & \varphi_{q'} & \cdots & \varphi_{N_{\text{proj}}} \end{bmatrix}^{\mathsf{T}} = \left[a_q, \varphi'_q\right]_{q=1,\, q'=1}^{N_{\frac{N_{\text{pix}}}{3}},\, N_{\text{proj}}} \tag{2.15}$$

Par simplification, on ne travaillera qu'avec l'indice k afin de se placer dans la matrice des déformations des espaces $(\mathcal{A}_{\text{déf}} \times \phi_{\text{déf}})$.

2.5.3 Les vecteurs de Fresnel pour la composition de sinusoïdes

La somme de Fresnel est utilisée pour modéliser la composition de deux sinusoïdes de l'espace polaire, en particulier lors du recalage des RS après déformation du sinogramme. Elle permet de calculer les nouveaux paramètres des espaces $(\tilde{\mathcal{A}} \times \tilde{\phi})$ résultant de l'addition vectorielle de deux sinusoïdes décrites par leurs amplitudes et phases respectives.

1) La somme de Fresnel

Soit une RS de l'espace $(\mathcal{A} \times \phi)$ issue de l'extracteur brut représentée par (a, φ) et le couple $(a_{\text{déf}}, \varphi_{\text{déf}})$ correspondant à la sinusoïde de déformation. On obtient la paire $(\tilde{a}, \tilde{\varphi})$ qui s'exprime dans le plan complexe afin de faciliter les calculs où $i \in \mathbb{C}$ désigne l'unité imaginaire telle que $i^2 = -1$. On présente l'équation 2.16.

$$z = ae^{i\varphi}, \quad z_{\text{déf}} = a_{\text{déf}} e^{i\varphi_{\text{déf}}}, \quad \text{et si } \tilde{z} = z + z_{\text{déf}}$$
$$\text{alors } \tilde{z} = \tilde{a}\, e^{i\tilde{\varphi}} \quad \text{avec} \begin{cases} \tilde{a} = \sqrt{a^2 + a_{\text{déf}}^2 + 2\, a\, a_{\text{déf}} \cos(\varphi_{\text{déf}} - \varphi)} \\ \tilde{\varphi} = \arctan 2 \left(\frac{a \sin\varphi + a_{\text{déf}} \sin\varphi_{\text{déf}}}{a \cos\varphi + a_{\text{déf}} \cos\varphi_{\text{déf}}} \right) \end{cases} \tag{2.16}$$

Cette opération est équivalente à une addition vectorielle dans le plan cartésien, suivie d'un retour dans le repère polaire. Elle est utilisée dans une fonction `FresnelSum` pour recalculer les paramètres des RS après déformation du sinogramme. Dans le cadre du recalage, cette somme est appliquée entre les paramètres de l'espace des RS à l'issue des extractions brutes $(\mathcal{A} \times \phi)$ et l'espace des sinusoïdes déformantes $(\mathcal{A}_{\text{déf}} \times \phi_{\text{déf}})$. Cette opération est réversible (ou complémentaire) via la soustraction de Fresnel, permettant de revenir au repère initial. Cela joue ainsi un rôle central dans le suivi géométrique des RS au cours des itérations, en assurant la cohérence des transformations dans l'espace polaire.

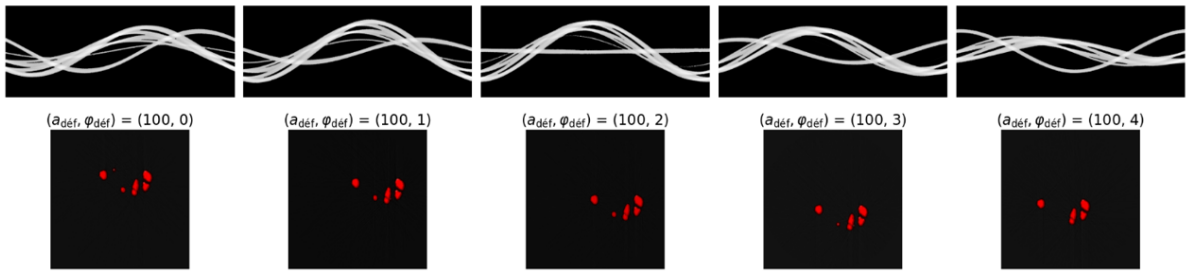
2) La soustraction de Fresnel

La soustraction vectorielle peut être vue comme l'opération complémentaire de la somme de Fresnel. Alors que cette dernière permet de combiner deux RS dans le plan complexe, la soustraction vise à retirer l'effet d'une composante connue. Les deux opérations reposent sur la même modélisation complexe $z = ae^{i\varphi}$, mais s'opposent dans leur finalité : l'une superpose, l'autre isole. Cette complémentarité permet d'exploiter la structure géométrique du plan complexe pour analyser, corriger ou déconstruire des signaux composites.

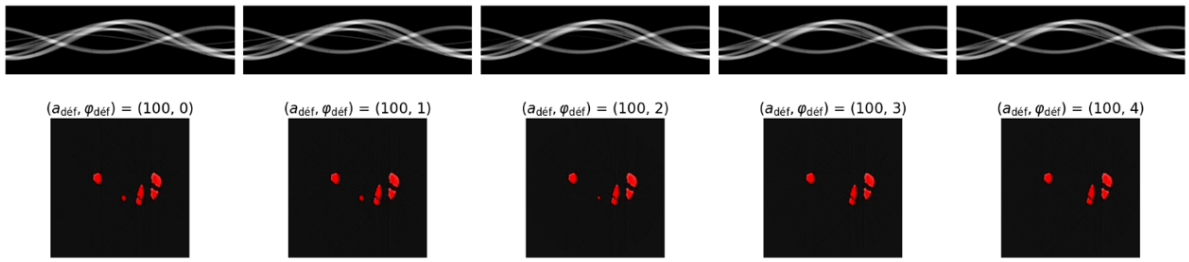
Soient les deux mêmes couples (a, φ) et $(a_{\text{déf}}, \varphi_{\text{déf}})$ que précédemment ont été représentés dans le plan complexe présentés dans l'équation 2.17. Cette opération est équivalente à une soustraction vectorielle et est utilisée dans une fonction `FresnelSubtract` pour retrouver les paramètres des RS avant déformation du sinogramme. Le processus est mis en évidence dans la figure 2.22 à la page suivante.

$$z = ae^{i\varphi}, \quad z_{\text{déf}} = a_{\text{déf}} e^{i\varphi_{\text{déf}}}, \quad \text{et si } \tilde{z} = z - z_{\text{déf}}$$
$$\text{alors } \tilde{z} = \tilde{a}\, e^{i\tilde{\varphi}} \quad \text{avec} \begin{cases} \tilde{a} = \sqrt{a^2 + a_{\text{déf}}^2 - 2a a_{\text{déf}} \cos(\varphi_{\text{déf}} - \varphi)} \\ \tilde{\varphi} = \arctan 2 \left(a \sin\varphi - a_{\text{déf}} \sin\varphi_{\text{déf}},\ a \cos\varphi - a_{\text{déf}} \cos\varphi_{\text{déf}} \right) \end{cases} \tag{2.17}$$

Dans le cadre de l'analyse des déformations appliquées aux RS, la TV constitue une métrique essentielle pour évaluer la stabilité des structures extraites.



(a) RS associées et reconstruites après déformation



(b) RS associées et reconstruites après recentrage

FIGURE 2.22 – Raffinement des RS après déformations pour $a_{\text{déf}}$ fixé à 100 et $\varphi_{\text{déf}} = \{0, 1, 2, 3, 4\}$ radians sur une image binaire issue de la BDD échantillon en CoCr [51]

La figure 2.23 illustre l'évolution de cette variation au fil des étapes de déformation, ainsi que sa dérivée première, permettant d'identifier le moment où les RS atteignent une configuration optimale.

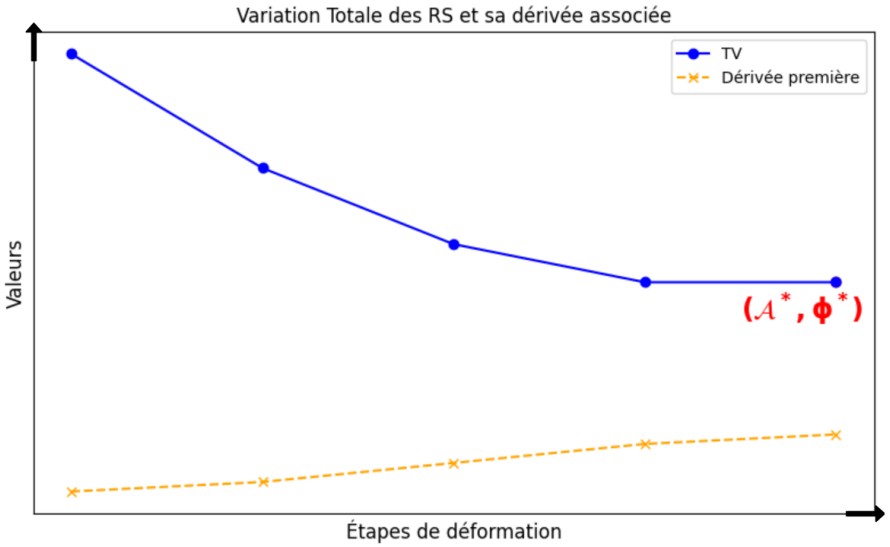


FIGURE 2.23 – Évolution de la TV des RS au cours des étapes de déformation par la fonction `RefinedExtractor` (algorithme 7) : métrique TV (courbe bleue) et sa dérivée première (courbe orange, échelle réduite) avec une convergence au point (a^*, φ^*)

La fonction `RefinedExtractor` (algorithme 7) est appliquée afin d'extraire au taux τ^* déterminé par la fonction `CoarseExtractor` (qui a été précédemment introduite dans l'algorithme 5) sur une image binaire issue de la BDD échantillon en CoCr [51].

2.5.4 La chaîne de traitement

Dans un premier temps, à la page suivante, la fonction `compute_RSR` implémente cette chaîne de traitement dans l'algorithme 6 avec la fonction `SinogramTransformer`. Elle suit les étapes suivantes. Le principe est de créer un sinogramme avec la fonction `SinogramCreator`, de le déformer via `FresnelSum`, de ne conserver que les RS invariantes au taux τ^*, de retrouver l'équivalent avec la fonction complémentaire `FresnelSubstract` et enfin de calculer un facteur de forme via la TV. On travaille avec $n \in \mathbb{N}$ fixé correspondant à une itération.

Algorithme 6 : Fonction `SinogramTransformer` : extraction des RS restreints à partir d'un sinogramme déformé

Input : Les RS $(a, \varphi)_n$ à itération n, les paires de déformation $(a_{\text{déf}}, \varphi_{\text{déf}})$ et le taux d'extraction τ^*

Output : V_n et les nouvelles RS $(\tilde{a}, \tilde{\varphi})_n \subset D^*_{s_n}$

$(\tilde{a}, \tilde{\varphi})_n \leftarrow$ `FresnelSum` $\Big[(a, \varphi)_n, (a_{\text{déf}}, \varphi_{\text{déf}})_n\Big]$

$S_n \leftarrow$ `SinogramCreator` $\Big[(\tilde{a}, \tilde{\varphi})_n\Big]$

$S_n \leftarrow S_n > M_{\text{TTBH}}$ `// seuillage`

Extraire les RS de S_n avec τ^*

$(\tilde{a}, \tilde{\varphi})_n \leftarrow$ `FresnelSubstract` $\Big[(a, \varphi)_n, (a_{\text{déf}}, \varphi_{\text{déf}})_n\Big]$

Calculer V_n

Dans un second temps, on présente dans l'algorithme 7 une méthode d'extraction adaptative pour déterminer des espaces $(\mathcal{A}^* \times \phi^*) \subset D^{s*}$ à partir des RS sélectionnées, par la fonction `RefinedExtractor`.

Algorithme 7 : Fonction `RefinedExtractor` : recherche des RS optimales

Input : Les RS caractérisées par $(a \times \varphi) \in D^s$, le taux d'extraction optimal τ^*

Output : Les RS optimales $(a \times \varphi)^* \in D^*_s$

Initialisation : **for** $n = 0$ **to** 1 **do**

  $(\tilde{a}, \tilde{\varphi})_n,\ V_n \leftarrow$ `SinogramTransformer` $\Big[(a \times \varphi)_n, (a_{\text{déf}},\ \varphi_{\text{déf}}),\ \tau^*\Big]$

end

Calculer V'_n (dérivée première de V_n)

while N_n *non vide* ***et*** *aucun plateau détecté* **do**

  $n \leftarrow n + 1$

  Mettre à jour V_n, V'_n

  $(\tilde{a}, \tilde{\varphi})_n,\ V_n \leftarrow$ `SinogramTransformer` $\Big[(a,\ \varphi)_n, (a_{\text{déf}},\ \varphi_{\text{déf}}),\ \tau^*\Big]$

end

Cette seconde phase d'extraction affine les RS obtenues précédemment en intégrant des déformations contrôlées et des critères de stabilité géométrique. L'algorithme proposé ajuste les RS en fonction de leur topologie et de leur cohérence physique, à partir du taux d'extraction optimal.

Cette chaîne permet de stabiliser les RS extraites, de réduire les faux positifs et d'identifier les structures les plus cohérentes dans le sinogramme. L'ensemble D^{s*} ainsi obtenu constitue une base fiable pour la segmentation volumique des défauts, en garantissant des descripteurs invariants et robustes.

2.6 La chaîne de traitement globale pour les extractions de la méthodologie iSHT

Dans le cadre de l'évaluation de l'extracteur développé dans le domaine de Radon, une analyse ciblée sur une coupe permet de mettre en évidence ses propriétés. Puis, afin de synthétiser les étapes clés de l'approche proposée, deux logigrammes sont présentés.

2.6.1 L'analyse sur une coupe

Contrairement à un détecteur, cet outil ne vise pas à identifier tous les défauts présents, mais à extraire ceux dont les signatures dans l'espace de Radon sont les plus représentatives.

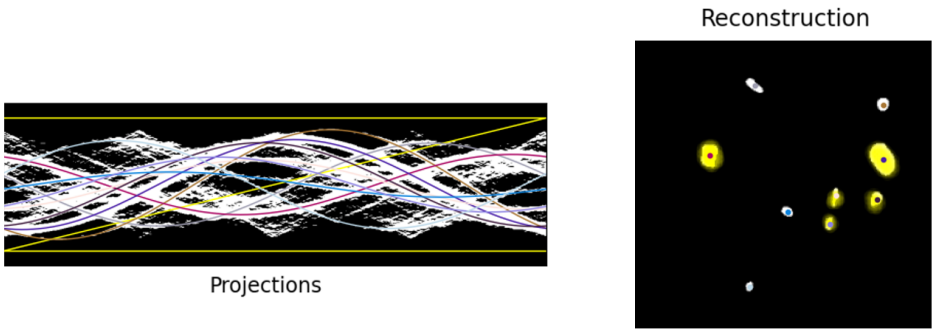


FIGURE 2.24 – Résultat de l'extracteur sur une coupe simulée avec des défauts quelconques. (à gauche) le sinogramme seuillé avec RS des CoMs des défauts les plus représentatifs (colorées). (à droite) la reconstruction par FBP avec superposition des RS (en jaune) sur la vérité terrain et les CoMs associés colorés

La figure 2.24 montre que les RS extraites sont comparées à la vérité terrain issue de la base CoCr [51]. Les CoMs des défauts extraits dans le sinogramme seuillé correspondent spatialement aux défauts réels, comme le montre leur superposition sur l'image binaire de référence. Cela confirme la capacité de l'extracteur à isoler des défauts pertinents.

2.6.2 Les logigrammes

Le logigramme offre une vue détaillée du processus, depuis le sinogramme mesuré jusqu'à l'obtention des RS associées aux défauts.

La phase de prétraitement vise à transformer le sinogramme initial S_{mes} en un sinogramme des défauts $S_{\text{défauts}}$, à travers deux opérations successives : la recherche d'un seuil d'intensité optimal γ^* et l'application d'un seuillage adaptatif τ_{TTBH}. Ces étapes permettent de restreindre l'espace d'analyse à une zone idéale.

La phase d'extraction s'appuie sur cet espace pour identifier les RS. Une première extraction brute afin de déterminer le seuil idéal τ^* au sens de nos deux métriques de convergence, à savoir la courbure de la TV et la différentielle du nombre de RS. Sur la base du seuil idéal déterminé précédemment, une deuxième extraction est réalisée, l'extraction raffinée, par déformations successives, avec un taux de sélectivité croissant dans un intervalle borné et convexe $[\tau, \tau_{\max}]$. Cette approche permet d'obtenir des RS de défauts idéales $(\mathcal{A}^* \times \phi^*) \subset D^{s*} \subseteq \mathcal{D}^s$ plus précises et discriminantes, avec le meilleur compromis biais-variance.

Le logigramme détaillé présenté ci-dessous dans la figure 2.25 explicite cette chaîne de traitement, en mettant en évidence les notations et les espaces utilisés à chaque étape. En pratique, il peut arriver qu'à l'issue des extractions brutes, aucun raffinement ne soit nécessaire. Selon les valeurs de TV, un raffinement n'est pas forcément mis en place ; cela est à adapter en fonction des cas pratiques.

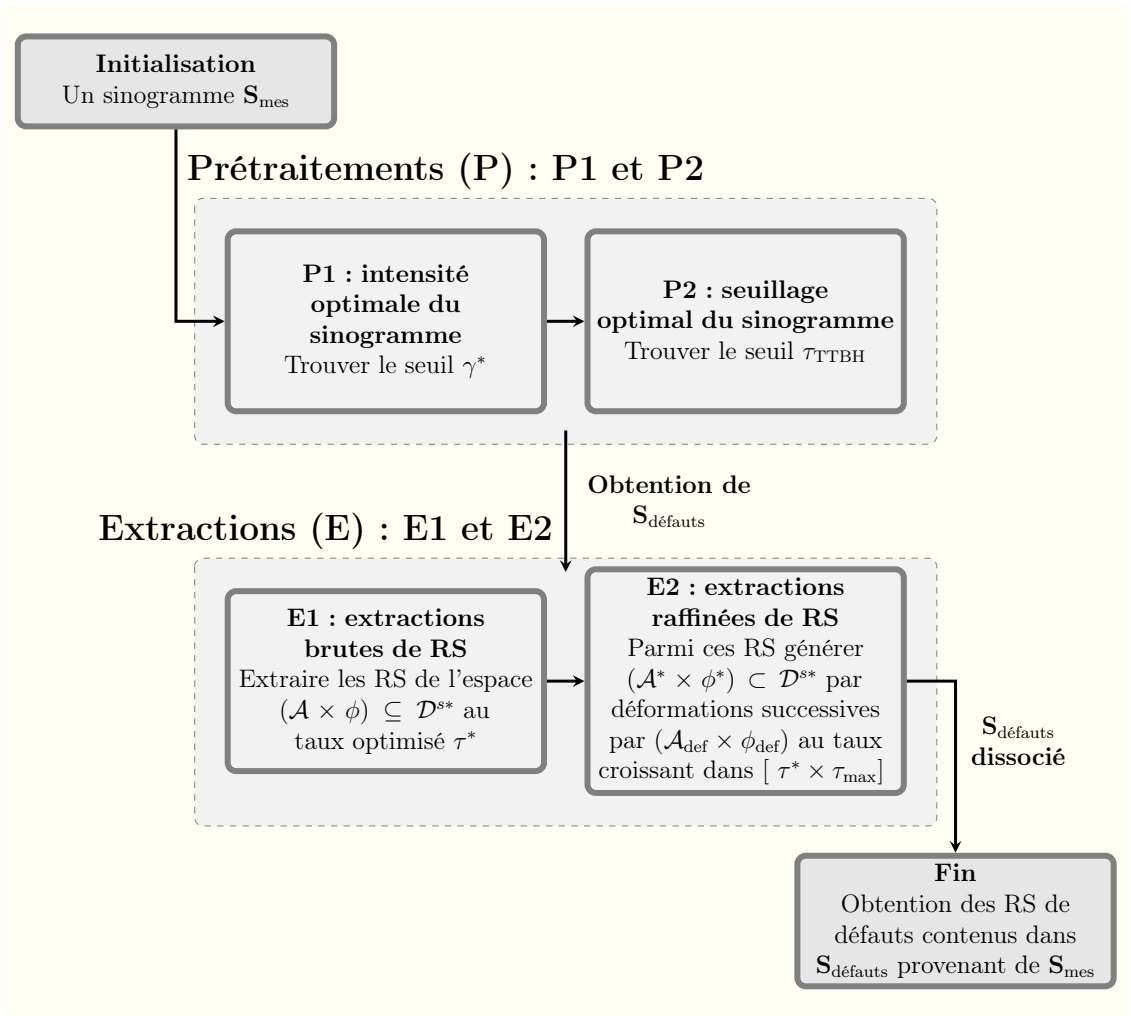


FIGURE 2.25 – Logigramme détaillé des deux phases de Prétraitements (**P1** et **P2**) et d'Extractions (**E1** et **E2**) avec notations et espaces principaux utilisés

Conclusion

Ce chapitre a présenté une chaîne de traitement complète pour l'extraction de RS directement dans le domaine de Radon discret à partir de sinogrammes mesurés. L'approche repose sur deux étapes successives : des prétraitements optimisant l'intensité puis le seuillage des sinogrammes suivis d'une double extraction, consistant en une détection brute peu sélective, afin d'initialiser un raffinement itératif des RS par déformations contrôlées. Cette structuration isole des marqueurs géométriques fiables sans recourir à une reconstruction, tout en maintenant la cohérence des défauts à chaque étape du processus.

Les prétraitements ont permis d'optimiser la qualité des sinogrammes en deux étapes : d'abord par l'ajustement de l'intensité via un gain optimal, ensuite par un seuillage adaptatif basé sur la méthode TTBH, conduisant à une représentation binaire des défauts. Ces opérations ont abouti à la génération d'un sinogramme différentiel plus lisible et plus discriminant, condition nécessaire à une extraction fiable des structures.

Les extractions se sont ensuite déroulées en deux temps. Une première phase, peu sélective, a permis d'identifier un ensemble initial de RS à partir d'un sinogramme de défauts simulé à un taux d'extraction optimisé et d'évaluer la stabilité topologique des structures extraites. Cette base a ensuite été raffinée par une seconde phase d'extraction, intégrant des déformations successives et des critères de cohérence géométrique. L'objectif était d'isoler les RS les plus invariantes et représentatives, formant l'ensemble des défauts optimisés. Les logigrammes présentés ont permis de visualiser la progression logique de cette chaîne, depuis le sinogramme mesuré jusqu'à l'obtention des RS de défauts.

Or, il est nécessaire de donner du réalisme à ces extractions 2D, coupe à coupe. Le chapitre suivant propose une approche volumique de la BDD de défauts extraite à l'issue de ce chapitre grâce à l'utilisation de plusieurs outils topologiques et morphologiques.

Chapitre 3

L'approche 3D : segmentation et reconstruction réaliste de surfaces

3.1 Préliminaire : la génération de sinogrammes unitaires 85
3.1.1 Présentation 86
3.1.2 La simulation réaliste de défauts dans le sinogramme 86
3.1.3 Le regroupement spatial dans le domaine spatial 88
3.1.4 Le ré-échantillonnage de l'espace polaire 89
3.1.5 Les cas applicatifs 90
3.1.6 Analyses quantitatives : locale et globale 94
3.2 Étape 1 : la segmentation volumique des porosités 96
3.2.1 Les résultats de l'approche 2D 97
3.2.2 La segmentation 97
3.2.3 La connexité en 2D puis en 3D 98
3.2.4 L'analyse topologique des défauts par parcours arborescent . . 98
3.2.5 L'étiquetage via des critères d'intérêt 99
3.3 Étape 2 : la reconstruction de surfaces 100
3.3.1 La morphologie des défauts 101
3.3.2 Allure de la BDD de défauts à l'issue des extractions dans le domaine de Radon 101
3.3.3 La méthodologie globale 101
3.3.4 L'étude comparative 102
3.4 Étape facultative : l'ajout de réalisme 104
3.4.1 La problématique 105
3.4.2 Le lissage et l'amélioration du réalisme géométrique 106
3.4.3 Le redressement et l'amélioration du maillage 107
3.5 Les résultats préliminaires à partir de la BDD volumique . . 110
3.5.1 La présentation des cas d'étude 110
3.5.2 Les synthèses sur objet théorique 110
3.5.3 Les synthèses sur un objet simple 112
3.5.4 Les synthèses sur une BDD industrielle 114

Introduction

Dans le chapitre précédent, nous avons présenté la méthodologie permettant de générer une BDD (non exhaustive) de défauts extraits coupe par coupe, sinogramme par sinogramme, au sein d'une zone d'intérêt d'un échantillon en CoCr. Or, un même défaut pouvant s'étendre sur plusieurs voxels, il apparaît naturellement sur plusieurs coupes successives.

Afin de donner plus de réalisme à cette BDD en 2D, ce chapitre présente une approche en 3D visant à segmenter, reconstruire et augmenter le réalisme de la représentation de défauts dans des volumes issus de tomographies industrielles.

Cette démarche s'appuie sur les extractions 2D précédentes tout en tenant compte de la morphologie spatiale et de la cohérence topologique des défauts. L'objectif est de générer des surfaces 3D réalistes à partir de sinogrammes élémentaires de défauts, au moyen d'étapes successives de segmentation, de reconstruction surfacique et d'amélioration géométrique.

La première section introduit la notion de sinogrammes unitaires comme base de travail élémentaire pour la modélisation en 3D. Elle présente les principes de simulation réaliste de défauts ainsi que le ré-échantillonnage de l'espace polaire pour améliorer la qualité des données.

La segmentation débute par une analyse coupe à coupe des images tomographiques, permettant d'isoler les défauts en 2D. Ces régions binaires sont ensuite regroupées en volumes cohérents via une analyse de la connexité. Des algorithmes de parcours arborescents sont utilisés pour identifier les composantes connexes et assurer une labellisation robuste.

À partir des volumes segmentés, un maillage surfacique est généré pour représenter les contours des défauts. Une méthodologie globale produit des maillages triangulés à partir de données voxelisées.

Une étape complémentaire est proposée pour améliorer la qualité géométrique des maillages obtenus. Un algorithme est proposé combinant recalage, pondération probabiliste et lissage, afin d'obtenir des défauts réalistes et exploitables pour la simulation ou l'interprétation physique.

Enfin, dans une dernière section, trois cas d'étude sont présentés afin d'évaluer la capacité d'injection de défauts et le niveau d'automatisation selon une complexité croissante, du phantom simple à l'objet cible du corps de pompe, même si les géométries les plus complexes requièrent encore une supervision humaine.

Ce chapitre propose donc une extension tridimensionnelle des extractions précédemment réalisées en 2D dans le domaine de Radon. Cette approche permet de générer des surfaces exploitables pour la simulation, l'analyse morphologique ou l'injection contrôlée dans des objets industriels présentés dans la figure 3.1 (page suivante).

Les travaux présentés dans cette partie s'appuient notamment sur des résultats qui proposent une méthode d'augmentation 3D des données brutes de tomographie pour améliorer l'inspection automatisée des défauts [55]. Cette approche, détaillée dans le cadre du symposium international DIR2025, constitue une base solide pour la segmentation et

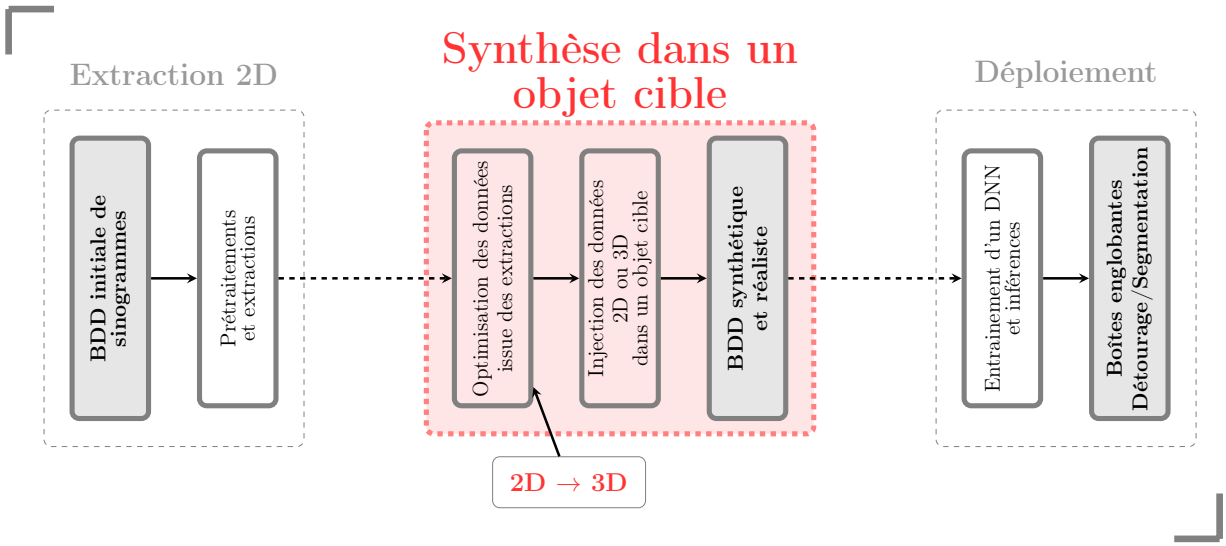


FIGURE 3.1 – Logigramme simplifié des phases de l'approche 3D du module de **Synthèse dans un objet cible** s'appuyant sur les extractions 2D dans le domaine de Radon (chapitre 2) avant d'opérer aux synthèses réalistes (chapitre 4)

la reconstruction réaliste des défauts volumiques dans les matériaux industriels.

> Lassalle-Astis, N., Desbarats, P., Baldacci, F., Brault, R. (2025). "3D Augmentation of Raw CT Data for Improved Automated Defect Inspections", *10th International Symposium on Digital Industrial Radiology and Computed Tomography*, 1 – 3 July 2025 in Paris, France. e-Journal of Nondestructive Testing Vol. 30(8),
> lien : www.ndt.net/article.

3.1 Préliminaire : la génération de sinogrammes unitaires

La génération de sinogrammes synthétiques constitue une étape clé pour simuler des défauts dans les volumes tomographiques tout en respectant les contraintes physiques de la technologie XCT. Cette section décrit la construction de sinogrammes unitaires à partir de RS, offrant une insertion contrôlée des défauts.

Les sinogrammes ainsi obtenus sont ré-échantillonnés en espace polaire pour s'adapter à la géométrie d'acquisition. Plusieurs cas d'étude sont explorés, suivis d'une analyse quantitative et d'une comparaison entre l'évaluation globale et locale. Enfin, l'intérêt de synthétiser les défauts directement dans l'espace des sinogrammes est discuté, afin de limiter les artefacts liés à la reconstruction.

Les sections suivantes détaillent les étapes clés de la méthodologie. Elles abordent la construction des sinogrammes unitaires, leurs propriétés et les techniques d'insertion réaliste de défauts en préservant la cohérence structurelle de l'objet support. À cela s'ajoute le traitement du regroupement spatial des régions à injecter à l'aide d'algorithmes de contour. La composition finale des sinogrammes est ensuite présentée, suivie d'un ré-échantillonnage en espace polaire pour adapter les données à la géométrie d'acquisition.

Enfin, une analyse quantitative est menée pour évaluer la qualité des sinogrammes générés, accompagnée d'une comparaison entre reconstruction globale et locale.

3.1.1 Présentation

Une fois les RS extraites, il devient nécessaire de les combiner pour générer de nouveaux scénarios de défauts dans les sinogrammes, tout en respectant les contraintes physiques propres à la technologie XCT.

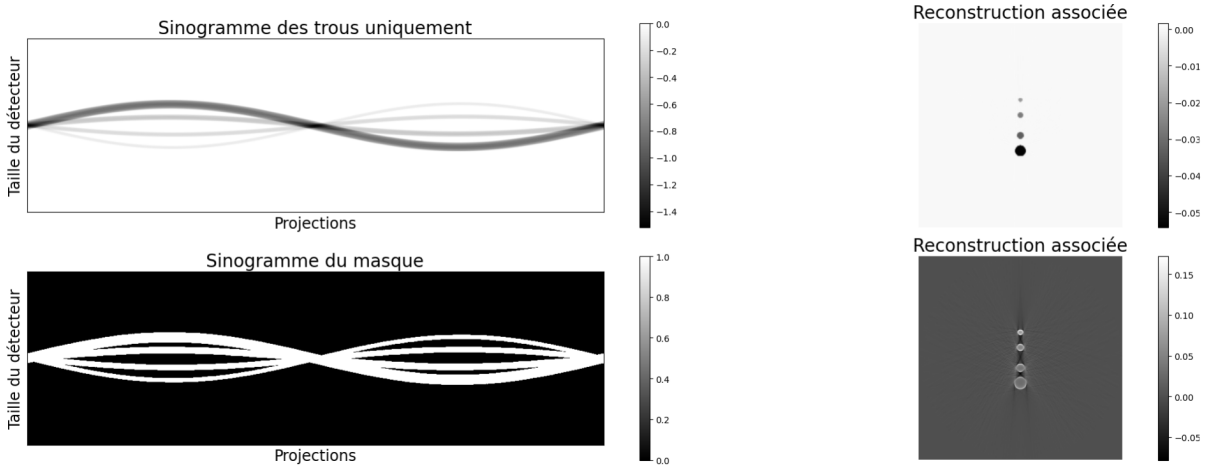


FIGURE 3.2 – Visualisation comparative des sinogrammes des trous de l'IQI uniquement et de leurs reconstructions associées. (en haut) il s'agit de la vérité terrain. (en bas) on montre que le sinogramme du masque associé aux traces des trous conduit à une reconstruction qui n'équivaut pas au phantom vérité terrain

L'espace de Radon utilisé en tomographie est un espace cumulatif défini par une représentation polaire. La géométrie des projections induit une répartition non uniforme de l'information dans le sinogramme : les régions situées à proximité du centre de rotation bénéficient d'un recouvrement plus important des projections, ce qui se traduit par une densité d'information plus élevée dans cette zone (voir la figure 3.2). Dans ce contexte, l'enveloppe du support de l'objet dans le sinogramme délimite la région utile contenant les trous de l'IQI. Les signatures sinusoïdales sont ensuite extraites à l'intérieur de ce masque à l'aide de la fonction `SinusExtractor` (algorithme 21).

3.1.2 La simulation réaliste de défauts dans le sinogramme

L'objectif de cette étude n'est pas de modéliser ou de compléter des données manquantes dans le sinogramme mais d'injecter de manière réaliste des défauts représentatifs en industrie. La méthodologie proposée s'appuie sur des défauts réels préalablement extraits coupe à coupe dans l'espace de Radon.Elle permet de rendre compte des caractéristiques physiques intrinsèques des défauts, notamment leurs propriétés morphologiques (forme, taille, irrégularités géométriques) ainsi que leurs propriétés topologiques (connectivité et organisation interne).

Cette approche permet également de reproduire des artefacts typiques de la tomographie RX, tels que les stries ou les anneaux. Le domaine du sinogramme est particulièrement adapté à la prise en compte de certains phénomènes physiques de l'acquisition, notamment

ceux liés à la polychromaticité du faisceau RX, qui s'y manifestent de manière plus explicite. Cette représentation facilite ainsi l'intégration d'altérations réalistes tout en conservant les propriétés géométriques des données.

1) La somme dans Radon

Dans ce contexte, une simple sommation arithmétique des sinogrammes peut conduire à une représentation peu réaliste des données. Bien que l'espace de Radon soit un espace cumulatif, l'intensité des signatures ajoutées doit demeurer cohérente avec les propriétés d'atténuation de l'objet et leur position dans le support du sinogramme. Une addition directe peut ainsi produire des contrastes excessifs ou des valeurs physiquement peu plausibles, affectant la qualité ainsi que l'interprétation des reconstructions obtenues.

Pour remédier à cette limitation, nous introduisons la notion de sinogrammes unitaires. Ces sinogrammes sont normalisés et associés à des objets d'intensité unitaire. L'idée est de construire un sinogramme global par une somme pondérée de sinogrammes unitaires, chaque composant correspondant à une sinusoïde bien définie dans l'espace de projection parallèle.

La notion de sinogramme unitaire ne correspond pas ici à la simple projection d'un objet d'intensité constante dans un cadre analytique continu mais à une construction discrète associée aux RS extraites. En théorie, l'opérateur de projection (transformée de Radon) est linéaire et la projection d'un objet d'intensité unitaire conduit effectivement à un sinogramme proportionnel à cette intensité. Toutefois, dans ce travail, les objets manipulés ne sont pas des fonctions continues mais des ensembles discrets de contributions paramétrées, issus de l'extraction sous forme de nuages de points dans l'espace polaire. Le sinogramme dit unitaire correspond alors à la projection normalisée d'une représentation spatiale élémentaire, où la normalisation vise à isoler la contribution géométrique indépendamment de l'intensité mesurée. Cette construction est donc liée à une discrétisation et à une reparamétrisation du signal.

2) L'opérateur somme en discret

Bien que la transformée de Radon soit théoriquement linéaire, comme présenté dans "L'état de l'art" (chapitre 1), cette propriété est adaptée dans l'espace discret par la quantification spatiale et angulaire, les effets de résolution non uniforme et les interpolations lors de la projection. La transformée de Radon discrète repose ainsi sur une somme pondérée des pixels traversés par chaque rayon de projection, comme exprimé dans l'équation 1.10. Il devient alors nécessaire d'adapter l'opérateur de somme afin de préserver la cohérence physique des intensités lors de la combinaison des sinogrammes unitaires.

Soit f une image discrète et $\mathcal{R}_f$ son sinogramme associé. Nous introduisons une fonction de pondération σ telle que la pondération d'une image avant projection soit approximativement équivalente à la pondération de son sinogramme après projection [18]. On présente l'équation 3.1.

$$\mathcal{R}_{\sigma(f)} = \sigma(\mathcal{R}_f) \tag{3.1}$$

L'opérateur σ réalise ainsi la combinaison pondérée des sinogrammes unitaires extraits. Après raffinement et regroupement spatial des RS, les contours des signatures sont estimés à

l'aide de l'algorithme bidimensionnel des `Marching Squares` [58], utilisé pour l'extraction de courbes isovaleurs dans des données discrètes 2D. La représentation est alors réduite à l'ensemble $(\tilde{A}, \tilde{\phi})$, où $\tilde{A}$ correspond aux amplitudes des signatures conservées et $\tilde{\phi}$ à leurs paramètres géométriques associés.

On utilise le formalisme posé dans "L'approche 2D : extractions de caractéristiques dans le domaine de Radon" (chapitre 2) où la segmentation par coupe permet d'isoler les défauts présents dans chaque plan tomographique afin de capturer les variations locales et l'hétérogénéité intra- et inter-classe. Cette étape permet d'extraire des entités cohérentes dans l'espace cartésien $(X \times Y)$, qui serviront de base à la construction volumique.

3.1.3 Le regroupement spatial dans le domaine spatial

Une étape de regroupement spatial est ensuite appliquée, typiquement via un algorithme de type `Marching Squares` afin d'identifier les régions cohérentes. Ces régions sont filtrées selon leur surface minimale.

Les régions ainsi extraites sont ensuite filtrées selon leur surface minimale. On considère qu'il faut au moins 3 voxels pour admettre la présence d'un défaut significatif. Cette étape permet de réduire la représentation RS en ne conservant que les entités pertinentes pour la reconstruction volumique. Ceci est réalisé par la fonction `ReduceRS` de l'algorithme 8.

Algorithme 8 : Fonction `ReduceRS` : réduction de la représentation RS en 2D par regroupement spatial à l'aide des `Marching Squares`

Input : $(\mathcal{A} \times \phi) \subset \mathcal{D}^s$
Output : $(\tilde{A} \times \tilde{\phi}) \subset \mathcal{D}^s$
Extraction des courbes isovaleurs par `Marching Squares`
Identification et regroupement des régions associées aux RS
foreach *région de défauts* **do**
  if *surface* > 3 *pixels* **then**
    Extraire les polygones $(x, y)_{l \in \mathbb{N}}$ de la région associées aux RS $(a, \varphi)_{l \in \mathbb{N}}$
    Ajouter à la liste des défauts
  end
end

Enfin, la prise en compte des variations de densité d'information dans le sinogramme a permis de corriger les effets liés à la discrétisation, afin de générer de nouveaux sinogrammes à l'aide de la fonction `SinogramCreator` (algorithme 4). En conservant un système de coordonnées cartésiennes, les étapes de segmentation, de transformation des défauts et d'augmentation assurent la cohérence physique des défauts volumiques.

Cette approche préserve l'intégrité du signal pour les applications industrielles. La méthodologie structurée proposée permet de mettre en place un flux d'augmentation efficace des défauts en 2D.

3.1.4 Le ré-échantillonnage de l'espace polaire

Les sinogrammes unitaires offrent plusieurs bénéfices dans le cadre de la modélisation et de la reconstruction inverse. Ils permettent un contrôle précis de l'intensité finale où chaque sinogramme est associé à une intensité connue, ce qui garantit une composition maîtrisée lors de la synthèse. Leur modularité permet donc de combiner plusieurs sinogrammes pour simuler des objets complexes, en conservant une traçabilité claire des contributions individuelles. Ainsi, cette approche renforce la robustesse aux artefacts en contrôlant la combinaison des sinogrammes unitaires et en limitant les incohérences d'intensité susceptibles d'apparaître lors de la discrétisation des projections. Cette stratégie est particulièrement pertinente dans les cas de reconstruction avec porosités ou défauts, où l'on souhaite isoler les contributions spécifiques de chaque composant dans le sinogramme global.

1) Les problématiques liées au discret

La somme directe de sinogrammes, bien que simple à mettre en œuvre, peut induire des erreurs significatives d'interprétation. Trois facteurs principaux expliquent cette limitation. D'abord, la discrétisation du Radon repose sur des pas angulaires et spatiaux qui modifient la densité d'échantillonnage. L'opérateur usuel d'addition ne tient pas compte de ces pondérations, ce qui peut biaiser la contribution de chaque projection. Ensuite, la répartition de l'information dans le sinogramme n'est pas homogène : le recouvrement des projections varie selon la position, entraînant des différences locales de densité d'information. Une somme directe peut alors accentuer ces déséquilibres et produire des contributions d'intensité peu cohérentes [33].

Enfin, le modèle physique de l'imagerie par transmission repose sur la loi de Beer-Lambert où l'additivité s'applique aux lignes intégrales et non aux intensités mesurées [22]. Pour garantir la cohérence géométrique et physique des reconstructions, il est préférable d'utiliser des sinogrammes unitaires, construits de manière contrôlée, permettant une composition fidèle et modulable des objets simulés.

2) Le ré-échantillonnage des représentations spatiales

Afin de générer des sinogrammes unitaires, une étape cruciale consiste à corriger la grille d'échantillonnage afin d'aligner les RS extraites du sinogramme avec la géométrie réelle du défaut. La correction de grille permet ainsi d'assurer une cohérence spatiale, une densité homogène des points de reconstruction et une réduction des artefacts liés à une discrétisation inadéquate. Le ré-échantillonnage permet donc de compenser le caractère non uniforme du domaine de Radon, intrinsèquement lié à sa représentation polaire. En effet, dans ce domaine, les fréquences spatiales sont plus élevées au centre de l'image qu'en périphérie, ce qui peut induire une distorsion dans la reconstruction si l'échantillonnage n'est pas adapté.

3) Les porosités en fabrication additive

En présence de porosités ou de zones de manque de matière, la contribution de ces régions au sinogramme global doit être traitée avec précaution. Théoriquement, chaque composant d'un objet possède une atténuation propre, traduite dans l'espace de Radon par une intensité spécifique. Afin de modéliser correctement les effets de ces porosités,

nous introduisons la notion de hyposignal, défini comme la différence entre le sinogramme de la structure métallique et celui des zones poreuses. Dans ce cadre, la RS des porosités est soustraite du sinogramme de l'objet cible, ce qui permet de générer un signal atténué, cohérent avec la physique de la mesure.

3.1.5 Les cas applicatifs

L'approche décrite précédemment permet de synthétiser des défauts réalistes dans les sinogrammes à partir de la méthodologie des sinogrammes unitaires afin d'obtenir des sinogrammes élémentaires normalisés. À partir de l'équation 3.1, il devient possible de dissocier la géométrie de la signature projetée de son intensité.

On montre les résultats sur une coupe issue de trois cas d'étude différents. Tout d'abord, on propose d'étudier le profil des intensités produit par la coupe centrale de l'IQI contenant les cylindres évidés. Nous considérons ensuite un phantom simulé à partir d'une CAO d'un objet cible dans lequel des défauts ont été ajoutés manuellement. Ces défauts sont extraits puis évalués qualitativement après reconstruction. Enfin, l'échantillon de CoCr avec l'extraction puis la reconstruction d'un défaut à partir de son sinogramme unitaire associé sont étudiés avec des analyses quantitatives locales et globales.

1) L'objet de référence : l'indicateur de qualité d'image (IQI)

La figure 3.3 illustre la différence entre un sinogramme construit directement à partir des RS que l'on qualifie de "sinogramme brut", sans normalisation ni pavage préalable et un sinogramme construit à partir de sinogrammes élémentaires/unitaires, après une étape de pavage et de contrôle des intensités. Par sinogramme brut, on suppose l'application de la fonction `SinogramCreator` sans le traitement proposé par `ReduceRS` (respectivement les algorithmes 4 et 8).

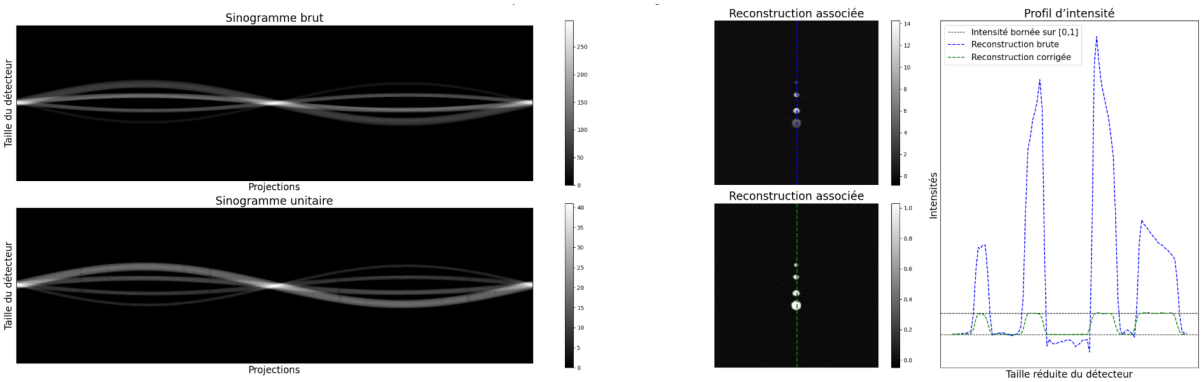


FIGURE 3.3 – Comparaison entre sinogramme brut et sinogramme unitaire dans le cas du phantom de l'IQI. (à gauche) les sinogrammes respectifs sont générés par la fonction `SinogramCreator` via l'algorithme 4. (à droite) les profils d'intensité extrait montre la différence entre les reconstructions type FBP

Cela met en évidence la nécessité d'une décomposition préalable des RS avant la construction du sinogramme total. Les sinogrammes unitaires constituent une représentation normalisée des signatures élémentaires associées aux défauts, dont l'intensité est bornée entre 0 et 1. La reconstruction du sinogramme à partir de ces composantes élémentaires garantit alors une meilleure cohérence physique des défauts synthétisés.

Les profils d'intensité de la figure 3.3 montrent que le sinogramme unitaire présente une réponse quasi-impulsionnelle, traduisant essentiellement la présence ou l'absence d'une signature projetée. Cette observation valide l'analyse locale réalisée sur l'objet de référence. L'évaluation de cette propriété est étendue à d'autres objets cibles dans la suite du manuscrit.

2) La combinaison de représentations spatiales de défauts

Dans le cadre de la synthèse de défauts, une expérience intéressante consiste à combiner plusieurs sinogrammes unitaires, chacun représentant un défaut typé, afin d'évaluer si leur superposition conserve les propriétés unitaires du signal.

La figure 3.4 illustre ce phénomène : deux sinogrammes unitaires contenant une porosité sont combinés pour générer un sinogramme synthétique, qui reste lui-même unitaire. Ce résultat est notable car il suggère que l'addition de défauts dans l'espace des sinogrammes unitaires peut être linéairement interprétée, avec une reconstruction cohérente et normalisée.

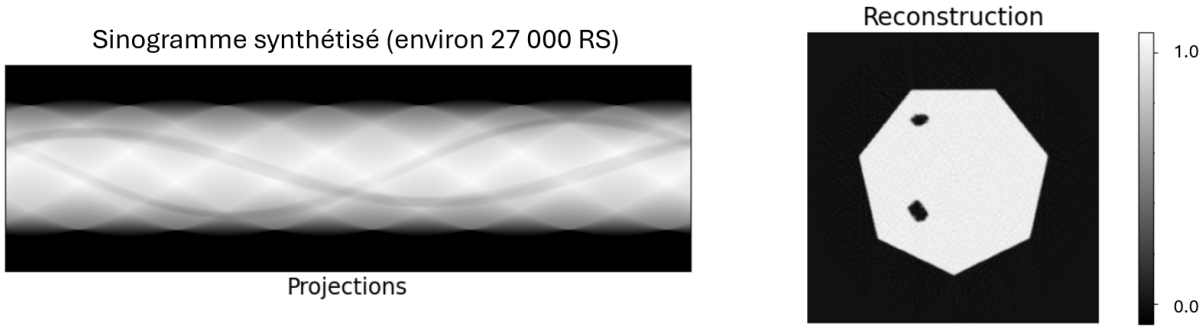
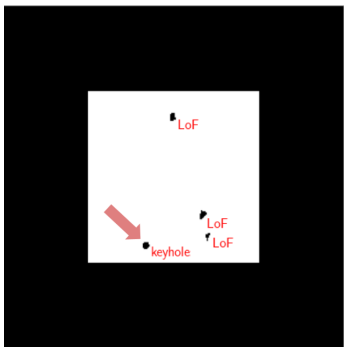


FIGURE 3.4 – Le sinogramme brut (à gauche) synthétisé et le sinogramme unitaire (environ 27 000 RS) de deux défauts de fabrication additive combinés. (à droite) la reconstruction associée dont l'intensité maximale est d'environ 1, grâce au travail sur sinogrammes unitaires

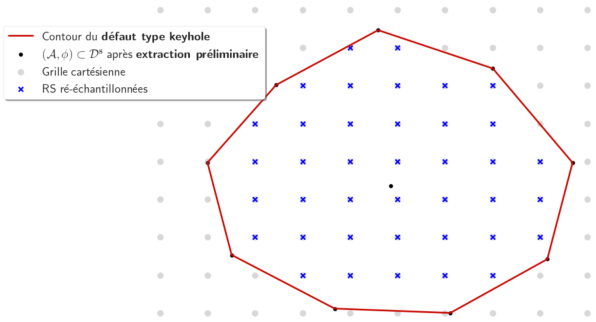
3) Le cas du phantom avec défauts de fabrication additive

Comme présenté à la page suivante en figure 3.5, il s'agit de la génération d'un sinogramme unitaire à partir d'un défaut issu d'une BDD simulée réaliste à partir de défauts extraits dans les sinogrammes des coupes de l'échantillon de CoCr. Par exemple, il est choisi de générer le sinogramme unitaire du keyhole. Ainsi, ce défaut est isolé de la coupe qui le porte. Ce défaut est extrait avec une méthodologie qui exploite le domaine de Radon sous forme de coordonnées en 2D. Cette approche est valable dans les cas avec une faible densité de défauts dans le but d'une analyse dimensionnelle précise, comme présenté dans "L'annexe POC2 : dissociations préliminaires des représentations spatiales" (annexe B).

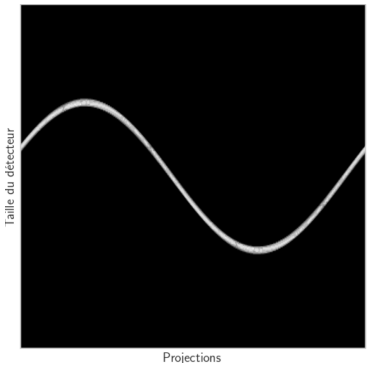
La géométrie extraite est ensuite rééchantillonnée sur une grille régulière en sous-figure (b), permettant un maillage dense et isotrope. C'est une étape cruciale car elle uniformise la résolution spatiale du défaut. Le sinogramme unitaire associé en projetant la forme discrétisée selon l'ensemble des angles de la géométrie est présenté en sous-figure (c).



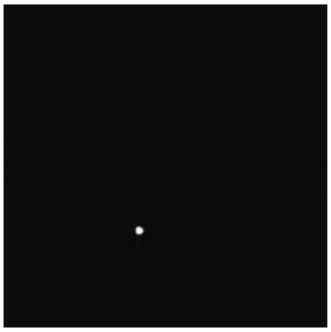
(a) Coupe étiquetée de défauts sur une coupe



(b) Grille ré-échantillonnée



(c) Sinogramme unitaire



(d) Reconstruction

FIGURE 3.5 – Résultat de la génération d'un sinogramme unitaire (c) à partir d'une coupe de défaut d'une BDD simulée avec des défauts réalistes provenant de l'échantillon de CoCr. Après l'extraction du défaut de type keyhole repéré avec une flèche rouge (a), on procède à son rééchantillonnage (b) afin de construire le sinogramme (c) puis sa reconstruction (type FBP) associée (d)

Le résultat obtenu est la signature du défaut dans le domaine de Radon, indépendante du matériau support.

Enfin, la reconstruction permet de valider la cohérence du signal généré : la localisation, l'intensité relative et la compacité du défaut reconstruit constituent des critères de vérification essentiels pour garantir que la procédure produit des sinogrammes physiquement réalistes et directement injectables dans des acquisitions réelles.

Après l'extraction de défauts dans le sinogramme d'une coupe s de l'échantillon, on obtient les RS telles que $(\mathcal{A} \times \phi) \subset \mathcal{D}^s$, cette fois, via la méthodologie d'extraction présentée dans le corps du document dans "L'approche 2D : extractions de caractéristiques dans le domaine de Radon" (chapitre 2). Ces paramètres sont transformés par les mêmes processus que dans les cas d'étude précédents, à savoir l'IQI et le phantom simulé.

À la page suivante, la figure 3.8 met en évidence les intensités non uniformes et non maîtrisées entre le sinogramme brut et le sinogramme unitaire dans le cas du CoCr. Lorsque l'on extrait un nombre équivalent de points au centre et en périphérie de la coupe, les projections correspondantes ne possèdent pas le même nombre de RS.

Ainsi, le sinogramme unitaire supprime cet effet en imposant un ré-échantillonnage isotrope du défaut, ce qui restaure une résolution homogène. La reconstruction associée présente alors une forme compacte et régulière.

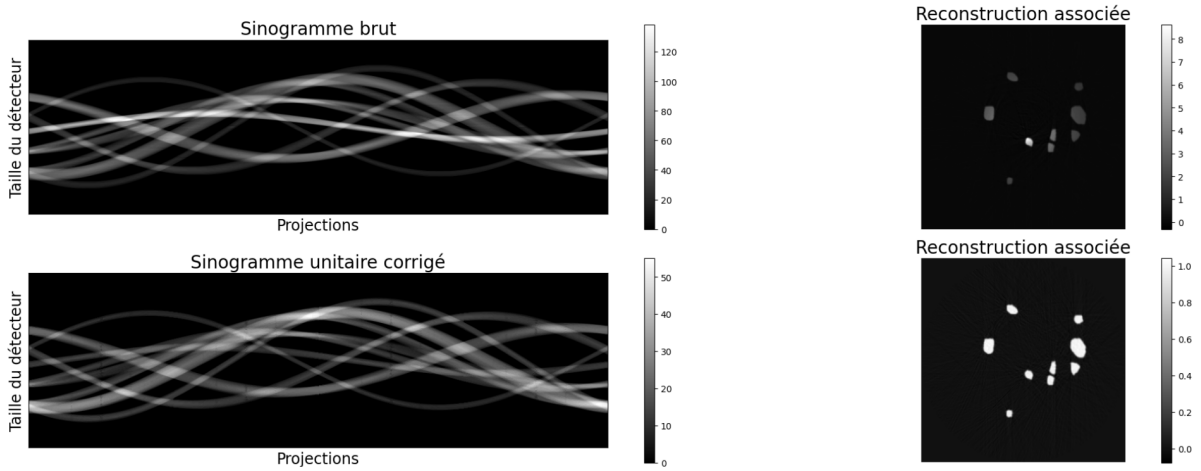
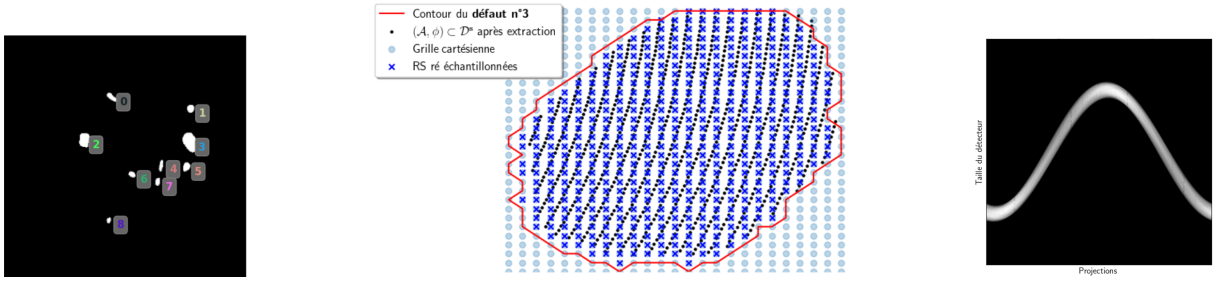


FIGURE 3.6 – Comparaison entre sinogramme brut et sinogramme unitaire d'une coupe du phantom en CoCr. (à gauche) les sinogrammes respectifs sont affichés : le sinogramme brut (en haut) et le sinogramme unitaire (en bas), chacun accompagné de sa reconstruction associée (type FBP)

La figure 3.9, quant à elle, illustre l'ensemble du processus permettant de générer un sinogramme unitaire pour un défaut extrait dans l'échantillon de CoCr. La coupe binaire étiquetée (a) sert de vérité terrain pour l'identification du contour du défaut choisi (ici le défaut n°3). À partir de ce contour, un ré-échantillonnage isotrope est effectué (b). À partir de la géométrie ré-échantillonnée, la projection Radon est calculée conformément à l'algorithme 4, ce qui conduit au sinogramme unitaire (c).



(a) Coupe étiquetée des défauts binaires uniquement

(b) Grille ré-échantillonnée

(c) Sinogramme unitaire

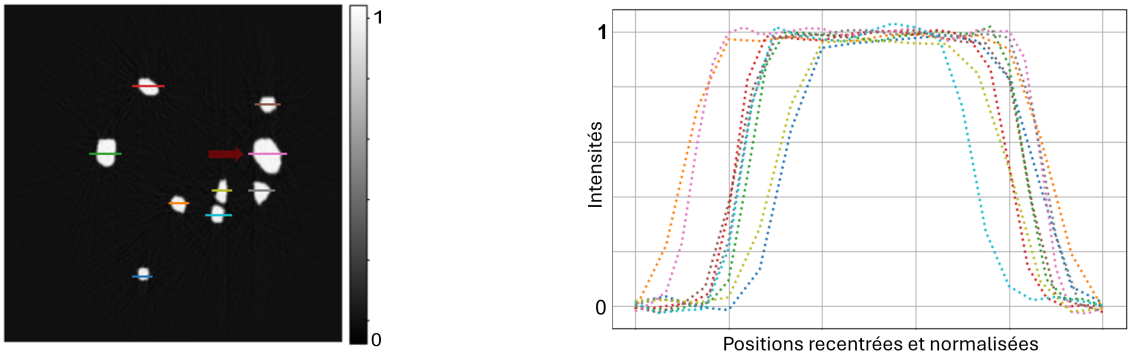
FIGURE 3.7 – Résultat de la génération d'un sinogramme unitaire (c) d'une coupe de défaut binaire exemple (n°3) de l'échantillon de CoCr via l'algorithme 4 où le défaut sélectionné dans (a) est ré-échantillonné dans (b)

3.1.6 Analyses quantitatives : locale et globale

L'évaluation quantitative d'un sinogramme unitaire ne peut se limiter à des métriques globales, qui ne sont pas suffisamment sensibles aux variations locales de géométrie induites par la reconstruction. Une analyse locale est donc menée en premier lieu, afin de caractériser finement la capacité du modèle à restituer la morphologie réelle d'un défaut. En complément de cette analyse locale, une évaluation globale est réalisée afin de quantifier objectivement la qualité de la reconstruction sur l'ensemble de l'image. Deux métriques classiques sont utilisées : l'indice de similarité structurale (SSIM) et le rapport signal sur bruit (SNR) [91].

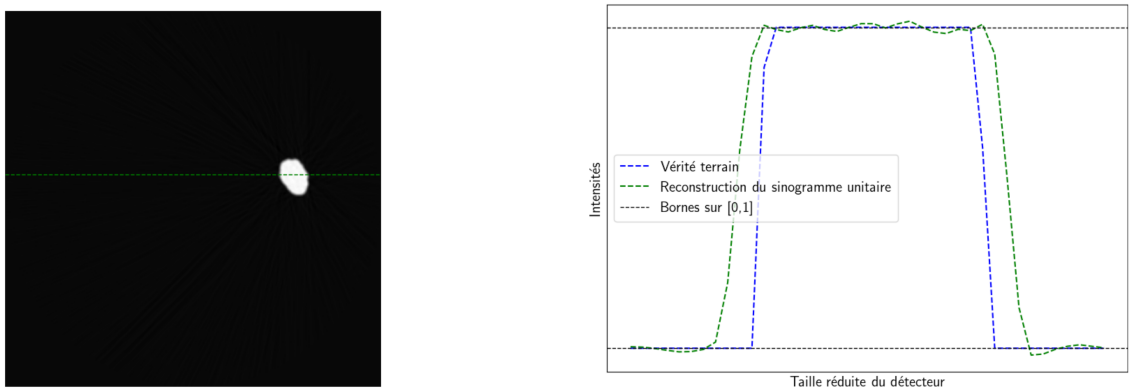
1) L'analyse locale

Dans un premier temps, afin d'évaluer finement la cohérence géométrique des sinogrammes unitaires obtenus, nous proposons une analyse locale centrée sur l'ensemble des défauts de la figure 3.8. On constate que la valeur cible 1 est atteinte malgré un léger bruit.



(a) Sinogramme unitaire reconstruit (b) Profils associés superposés

FIGURE 3.8 – Analyse du sinogramme unitaire reconstruit par FBP d'une coupe du phantom en CoCr. (à gauche) les segments de pixels extraits dans la coupe reconstruite. (à droite) les profils associés superposés



(a) Sinogramme unitaire reconstruit (b) Profils

FIGURE 3.9 – Sinogramme unitaire reconstruit par FBP du défaut extrait (n°3) de l'échantillon de CoCr (a) avec extraction d'une ligne de pixels comparée à la vérité terrain (b) présentée dans le graphe par des profils

Dans un second temps, nous proposons une analyse locale centrée sur le défaut binaire n°3 extrait dans la figure 3.9 précédente. Ce défaut présente une forme compacte et un contour bien défini, ce qui en fait un cas d'étude représentatif pour examiner la fidélité de la reconstruction unitaire.

Le sinogramme unitaire est reconstruit par FBP (a) puis son intensité est comparée à la vérité terrain binaire. Pour cela, le profil est comparé à celui issu de la coupe binaire d'origine (b). Cette comparaison de profils permet de quantifier la capacité du sinogramme unitaire à restituer la géométrie réelle du défaut, en termes de largeur, de bord et d'homogénéité interne.

2) Le critère structurel

Contrairement aux mesures basées uniquement sur l'erreur pixel à pixel, la métrique de similarité structurelle *Structural Similarity Index* (SSIM) quantifie simultanément la préservation des intensités, du contraste et de la structure de l'image. Elle est définie par l'équation 3.2.

Soient les images I_1 et I_2, μ_{I_1}, μ_{I_2} sont les moyennes locales des images, $\sigma^2_{I_1}$, $\sigma^2_{I_2}$ sont les variances locales, $\sigma_{I_1 I_2}$ est la covariance locale et C_1 et C_2 sont des constantes détaillées dans l'article de Wang et al. [92].

$$\mathrm{SSIM}(I_1, I_2) = \frac{(2\mu_{I_1}\mu_{I_2} + C_1)(2\sigma_{I_1 I_2} + C_2)}{(\mu^2_{I_1} + \mu^2_{I_2} + C_1)(\sigma^2_{I_1} + \sigma^2_{I_2} + C_2)} \tag{3.2}$$

Le SSIM varie entre 0 et 1, une valeur proche de 1 indiquant une forte similarité. Dans le cas des sinogrammes unitaires, les scores élevés obtenus montrent que l'extraction préserve l'intensité et la structure du défaut, tout en assurant une bonne dissociation vis-à-vis de son environnement.

3) Le critère de bruit

Le SNR mesure la puissance du signal par rapport au bruit entre I_1 et I_2 comme présenté dans l'équation 3.3. Ce critère quantifie la fidélité globale de la reconstruction en comparant l'énergie du signal à celle de l'erreur.

$$\mathrm{SNR}(I_1, I_2) = 10 \log_{10} \left(\frac{\mathrm{mean}(I_1^2)}{\mathrm{mean}[(I_1 - I_2)^2]} \right) \tag{3.3}$$

Les résultats quantitatifs globaux obtenus dans le tableau 3.1 ci-après traduisent une bonne fidélité globale entre l'image reconstruite et la vérité terrain. Néanmoins, cette interprétation doit être nuancée par la configuration particulière de la coupe considérée : les défauts occupent une place faible par rapport à leur objet support. Dans ces conditions, les métriques globales, dominées par les régions majoritaires, diluent les erreurs locales et produisent des valeurs élevées.

Critère	Valeur	Commentaire
SSIM	0.980	Ce score proche de 1 indique une forte similarité structurelle entre l'image reconstruite et la référence
SNR	13.6 dB	Un SNR supérieur à 10 dB est généralement considéré comme bon, indiquant que le signal est dominant par rapport au bruit

TABLEAU 3.1 – Résumé des résultats quantitatifs globaux de la reconstruction spécifiquement au défaut binaire (n°3) de l'échantillon de CoCr

Une analyse locale des profils d'intensité met au contraire en évidence des écarts significatifs, invisibles pour les métriques globales dont la nature intégrative masque les variations sur de petites régions. Ces divergences s'expliquent principalement par l'élargissement de la fonction d'étalement du point induit par la rétroprojection filtrée de type FBP [50].

Synthétiser les défauts directement dans le sinogramme permet de contourner ces problématiques en conservant une représentation plus fidèle et physiquement cohérente des objets simulés. Cette approche garantit une meilleure maîtrise des conditions d'observation, tout en évitant les effets secondaires liés au filtrage et à la reconstruction.

L'introduction des sinogrammes unitaires constitue une avancée méthodologique pour la simulation et l'insertion de défauts dans les volumes tomographiques. En combinant segmentation 2D, réduction des RS via `Marching Squares` et construction contrôlée des sinogrammes, cette approche garantit une cohérence physique, géométrique et radiométrique essentielle pour les applications industrielles.

La gestion de l'hyposignal, la modularité des sinogrammes et la robustesse face aux artefacts liés à la discrétisation permettent de générer des défauts réalistes, traçables et compatibles avec les contraintes du système RX. Cette méthodologie ouvre la voie à des stratégies d'augmentation de données fiables, exploitables pour l'apprentissage et la validation de modèles de détection ou de reconstruction.

3.2 Étape 1 : la segmentation volumique des porosités

L'analyse des porosités dans les volumes de XCT requiert une segmentation précise et cohérente des défauts à l'échelle volumique. Cette première étape consiste à extraire, regrouper et caractériser les régions d'intérêt à partir des données segmentées des RS en deux dimensions, puis à reconstruire l'information dans l'espace tridimensionnel. La démarche adoptée repose sur des méthodes classiques du traitement d'image, basées sur la détection des composantes connexes et l'analyse topologique des régions segmentées. Chaque défaut est ainsi identifié comme une composante connexe du volume binaire, en tenant compte de la continuité spatiale et de la connectivité entre les coupes.

Ces algorithmes permettent d'explorer les connexions entre voxels pour identifier les volumes associés aux défauts, facilitant leur classification et leur interprétation. La labellisation des défauts repose ensuite sur des critères d'intérêt géométriques et physiques.

Parmi ceux-ci, la solidité et la sphéricité sont des indicateurs clés pour évaluer la compacité et la forme des porosités. Un des descripteurs les plus utilisés est le diamètre sphérique équivalent (**ESD**, *Equivalent Spherical Diameter*) permettant une classification fiable et une base solide pour les analyses statistiques et mécaniques.

La suite des différentes étapes est présentée dans la figure 3.10 de la page suivante. Cette chaîne de traitement met en évidence les différentes étapes qui suivent l'extraction (décrites au chapitre 2), jusqu'à leur synthèse dans des objets cibles (abordées au chapitre 4). Après la génération des sinogrammes unitaires, les deux étapes centrales de ce chapitre sont la segmentation volumique des porosités et leur construction sous forme de maillages surfaciques.

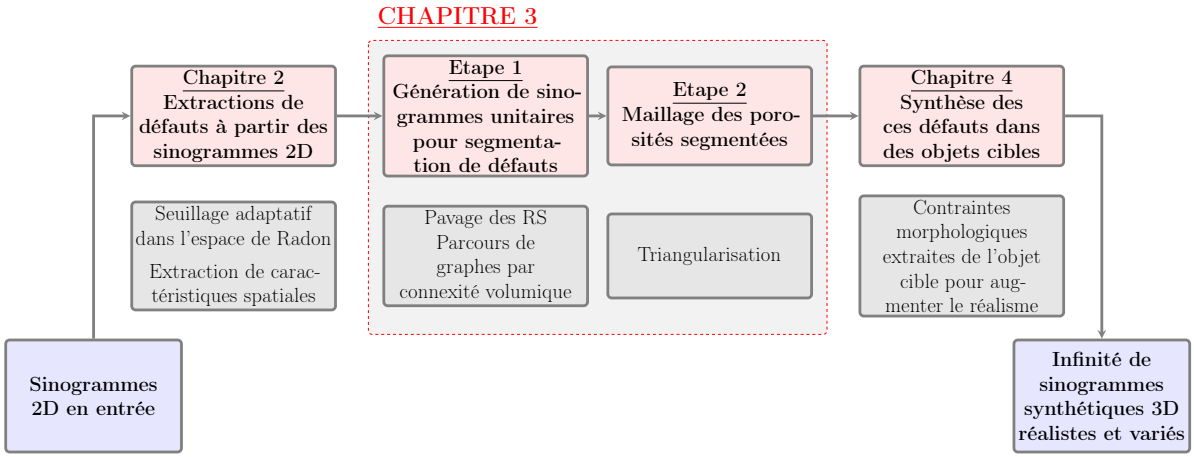


FIGURE 3.10 – Vue d'ensemble pour la génération de défauts volumiques après extraction de RS. On présente les deux étapes du chapitre 3 : la segmentation pour la génération de sinogrammes unitaires et le maillage de porosités afin de préparer la future synthèse dans un objet cible

3.2.1 Les résultats de l'approche 2D

A l'issue de la partie sur l'extraction des défauts, nous obtenons la matrice $(\mathcal{A}\times\phi) \subset D^{s*}$ pour toutes les coupes s du volume de sinogrammes étudiés. En appliquant une simple conversion selon les relations de l'équation 2.2 du chapitre 2.

Afin de donner du réalisme à ces extractions, il est nécessaire de les appréhender de façon volumique. Il faut tout d'abord segmenter les différentes RS puis mailler les sommets segmentés afin d'obtenir des porosités consistantes. Cette première étape vise à extraire et segmenter les porosités présentes dans les sinogrammes. Cela repose principalement sur des notions topologiques.

3.2.2 La segmentation

La segmentation des porosités dans l'approche RS consiste à détecter et regrouper les voxels connexes au sein du volume des RS empilées. Une analyse strictement 2D ne permet pas de restituer la topologie réelle des défauts, en particulier en ce qui concerne leur continuité et leurs connexions entre plans successifs. Une segmentation tridimensionnelle est dès lors requise pour caractériser correctement ces structures.

On rappelle l'espace $\mathcal{D}^{(3D)}$, constitué de l'ensemble des défauts segmentés dans le volume. Chaque défaut $\mathcal{D}_d$, avec $d \in \mathbb{N}$, correspond à une composante connexe cohérente à travers les coupes tomographiques, pouvant être maillée afin de synthétiser de nouveaux défauts. L'espace $\mathcal{D}^{(3D)}$ est alors défini comme l'union disjointe de ces défauts, comme indiqué dans l'équation 3.4.

$$\mathcal{D}^{(3D)} = \bigsqcup_d \mathcal{D}_d, \quad \text{avec } \mathcal{D}_i \cap \mathcal{D}_j = \emptyset \quad \text{si } i \neq j \tag{3.4}$$

3.2.3 La connexité en 2D puis en 3D

La connexité permet d'identifier et de regrouper en une même composante les éléments spatialement adjacents et présentant des caractéristiques homogènes.

La connexité 2D correspond au fait que deux pixels sont considérés comme appartenant à la même composante s'ils sont adjacents selon un voisinage donné (4 ou 8), ce choix influençant directement la détection et la séparation des objets dans une image binaire.

Une image étiquettée est une généralisation d'une image binaire où chaque pixel non nul reçoit un identifiant unique d'objet, de sorte que la valeur 0 représente le fond et que les intensités positives indiquent l'appartenance à des objets distincts.

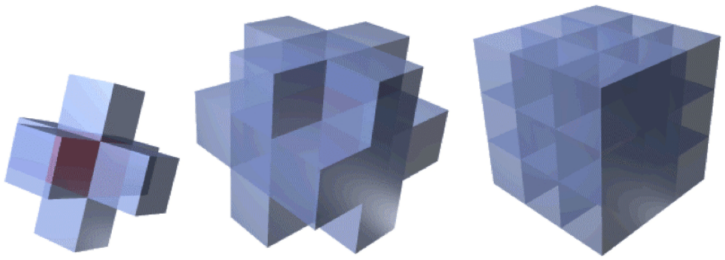


FIGURE 3.11 – Connexité 6, connexité 18 et connexité 26 (de gauche à droite) [88]

En 3D, la connexité définit l'appartenance des voxels à une même composante selon un voisinage donné correspondant respectivement aux voisins par face, par arête ou dans tout le cube 3×3×3 (voir figure 3.11).

3.2.4 L'analyse topologique des défauts par parcours arborescent

La compréhension de la topologie des porosités dans un volume XCT est essentielle pour leur caractérisation et leur modélisation. Elle permet d'analyser la distribution des défauts et leur organisation dans l'espace, en tenant compte de leurs formes, de leur connectivité et de leur disposition spatiale. Contrairement à la géométrie, seules les caractéristiques globales des espaces sont considérées [43]. Ces propriétés topologiques jouent un rôle clé dans l'étude de l'extension des porosités, de leur éventuelle coalescence et de leur influence sur les propriétés mécaniques du matériau [52].

Afin d'extraire cette information, nous proposons une approche algorithmique fondée sur le parcours d'arbre, permettant d'isoler chaque composante connexe et de la labelliser. L'objectif est d'extraire chaque partition connexe, c'est-à-dire chaque sous-ensemble maximal de voxels connectés selon une relation de voisinage définie.

Pour cela, un parcours de graphe est mis en œuvre, assimilable à un parcours d'arbre lorsque la structure locale est arborescente. Deux stratégies classiques sont envisagées :

l'exploration en profondeur qui permet de suivre les ramifications d'un défaut complexe et l'exploration en largeur qui permet une croissance uniforme autour d'un point de départ. Chaque parcours permet de visiter l'ensemble des voxels appartenant à une même composante connexe et de construire une structure arborescente locale.

Chaque région connectée est ensuite labellisée, permettant une segmentation fine et l'extraction de propriétés géométriques et topologiques comme présenté dans l'algorithme 9 avec la fonction `SegmentationFromRS`. Le volume minimal $V_{\min}$ est introduit afin d'éliminer les détections non significatives. En pratique, un défaut est généralement considéré comme exploitable en tomographie lorsqu'il est décrit par au moins trois voxels dans chaque direction de l'espace, garantissant une caractérisation géométrique suffisamment fiable.

Algorithme 9 : Fonction `SegmentationFromRS` : segmentation des coordonnées de défauts dans le volume des RS cartésiennes et extraction de propriétés

Input : Empilement des RS $\mathcal{D}^{(3D)}$, volume minimal $V_{\min}$
Output : $\mathcal{D}^{(3D)}$ où chaque $\mathcal{D}_{k\in\mathbb{N}}$ est un défaut segmenté et labellisé
Exploration en profondeur par exploitation de la connexité volumique `// travail sur la topologie volumique`
Association d'une étiquette pour chaque région `// segmentation`
foreach $d \in \mathbb{N}$ **do**
    `// coordonnées des défauts`
    if *volume de* $D_d > V_{min}$ **then**
        Extraire la matrice de coordonnées spatiales $(X \times Y)$ de la région associée aux RS de l'espace $(\mathcal{A} \times \phi)$
        Extraction de caractéristiques de défauts (région extraite, région convexe associée, boîte englobante correspondante, solidité)
    end
end

3.2.5 L'étiquetage via des critères d'intérêt

La segmentation tridimensionnelle de régions est effectuée à l'aide de la fonction `regionprops`, disponible dans des bibliothèques telles que *scikit-image* [90]. Cette fonction parcourt le graphe des connexités et attribue une étiquette unique à chaque région, tout en extrayant des propriétés géométriques. Dans le cadre de la fabrication additive métallique sur lit de poudre, les porosités sont des défauts inhérents au procédé. Ces pores présentent des morphologies variées, sphériques, allongées, irrégulières, et peuvent être isolés ou interconnectés. Leur caractérisation morphologique est cruciale pour évaluer la qualité du matériau et prédire ses propriétés mécaniques. À partir des surfaces reconstruites, on caractérise les défauts segmentés par différents critères proposés par la fonction `regionprops` : les régions extraites et convexes associées, la boîte englobante correspondante et la solidité.

1) Définition de la solidité

Elle est définie comme le rapport entre les volumes réels et l'enveloppe convexe de la porosité extraite, avec V qui correspond au volume de la région et V_{convexe} le volume de l'enveloppe convexe. L'équation 3.5 suivante définit la solidité.

$$\text{Solidité} = \frac{V}{V_{\text{convexe}}} \tag{3.5}$$

Une solidité égale à 1 indique une forme parfaitement convexe alors qu'une valeur inférieure traduit la présence de concavités. Ce critère permet d'évaluer le degré de compacité. Ce critère constitue un indicateur pertinent pour les structures poreuses et utile pour détecter des irrégularités dans les objets segmentés [76].

2) Le diamètre équivalent sphérique

Les porosités présentent généralement des morphologies irrégulières. Afin de disposer d'un indicateur de taille unique et comparable d'un défaut à l'autre, il est courant d'utiliser un diamètre équivalent calculé à partir de leur volume tridimensionnel [94].

L'ESD est une mesure permettant de représenter la taille d'une porosité irrégulière par le diamètre d'une sphère ayant le même volume, comme défini dans l'équation 3.6.

$$\text{ESD} = \left(\frac{6V}{\pi}\right)^{1/3} \tag{3.6}$$

Cette grandeur, généralement exprimée en millimètres, permet de simplifier l'analyse statistique des pores en les ramenant à une forme géométrique standard (la sphère), facilitant ainsi les comparaisons et les simulations [47].

3.3 Étape 2 : la reconstruction de surfaces

La reconstruction de surfaces constitue une étape clé dans le processus d'analyse morphologique des défauts internes détectés dans les volumes XCT. Elle intervient après la segmentation volumique (voir Étape 1) et permet de transformer les données binaires voxelisées en représentations géométriques exploitables. Cette conversion est indispensable pour accéder à des descripteurs de forme, visualiser les structures reconstruites et préparer les données pour des simulations numériques ou des analyses statistiques.

À partir des volumes segmentés, un maillage surfacique est généré afin de représenter les contours des défauts sous forme de structures polygonales. Cette opération repose sur des algorithmes de reconstruction volumique, dont le plus couramment utilisé est `Marching Cubes`. Ce dernier permet d'extraire des isosurfaces à partir de volumes discrets, en produisant un maillage triangulaire conforme à la géométrie locale des objets. Le maillage obtenu est ensuite utilisé pour calculer des propriétés morphologiques telles que le volume, la surface, la compacité ou la sphéricité. L'étape de reconstruction de surfaces se décompose en plusieurs sous-parties : la définition du maillage et de ses propriétés géométriques et topologiques, la triangularisation des surfaces, l'analyse morphologique des défauts reconstruits, et enfin la présentation de l'algorithme utilisé. Ces éléments sont détaillés dans les sous-sections suivantes ainsi que par le logigramme de la méthodologie globale (figure 3.12).

3.3.1 La morphologie des défauts

La morphologie mathématique fournit un cadre théorique pour décrire et quantifier la forme et la structure des objets dans une image ou un volume. En 3D, l'analyse morphologique s'appuie sur la reconstruction de surfaces pour extraire des descripteurs tels que le volume, la surface, la compacité ou la sphéricité. La qualité de la reconstruction de surfaces influence directement la précision de ces mesures morphologiques.

Un maillage tridimensionnel est généralement défini comme $M = (V, E, F)$, où V représente l'ensemble des sommets, c'est-à-dire des points dans l'espace $\mathbb{R}^3$, E désigne les arêtes reliant deux sommets, et F correspond aux faces, souvent triangulaires, formées par des ensembles d'arêtes [43]. La structure d'un maillage repose sur deux aspects fondamentaux : sa géométrie et sa topologie. La géométrie est donnée par les coordonnées des sommets, les courbes et les surfaces associées, tandis que la topologie décrit la connectivité entre les sommets et les relations de voisinage entre les éléments constitutifs du maillage.

La triangularisation est une opération qui consiste à approximer une surface continue par un ensemble de triangles adjacents. Elle permet de représenter numériquement des surfaces complexes sous forme de maillages polygonaux, facilitant ainsi leur visualisation, leur analyse géométrique et leur traitement numérique, notamment pour le calcul de surface, de courbure ou d'autres propriétés morphologiques.

3.3.2 Allure de la BDD de défauts à l'issue des extractions dans le domaine de Radon

La BDD de défauts extraits puis segmentés synthétise les caractéristiques géométriques et morphologiques associées aux défauts extraits de la base CoCr. Pour chaque porosité identifiée, il est relevé les éléments décrivant sa géométrie discrète, à savoir le nombre de sommets et de faces constituant le maillage, ainsi que ses paramètres morphologiques principaux : volume, ESD et sphéricité. Ces descripteurs permettent de comparer objectivement les différentes familles de porosités et de caractériser leur variabilité structurelle.

3.3.3 La méthodologie globale

Dans le cadre de l'étude de la porosité, les RS extraites sont converties en maillages 3D afin de représenter explicitement la géométrie des pores. Cette étape permet d'accéder à leur topologie, leur connectivité et leur distribution spatiale, et d'en déduire des descripteurs morphologiques tels que le volume, la surface, la compacité ou la sphéricité. Elle assure ainsi la transition entre une donnée binaire voxelisée et une représentation géométrique exploitable pour l'analyse quantitative ou la visualisation.

Pour générer ces maillages, l'algorithme `Marching Cubes` [63] est utilisé. Il extrait la surface correspondant à l'isovaleur considérée en évaluant, pour chaque cube de huit voxels, l'une des 256 configurations triangulées possibles [58], fournissant un maillage polygonal cohérent de la porosité.

La méthodologie proposée s'appuie sur une chaîne de traitement structurée, illustrée à la figure 3.12, à la page suivante. La méthodologie commence par l'empilement matriciel des sinogrammes segmentés (chapitre précédent), suivi de la segmentation volumique

des porosités dans l'espace 3D (Étape 1). Les régions d'intérêt sont ensuite identifiées et converties en maillages surfaciques exploitables (Étape 2), préparant ainsi la synthèse de défauts réalistes dans des objets cibles.

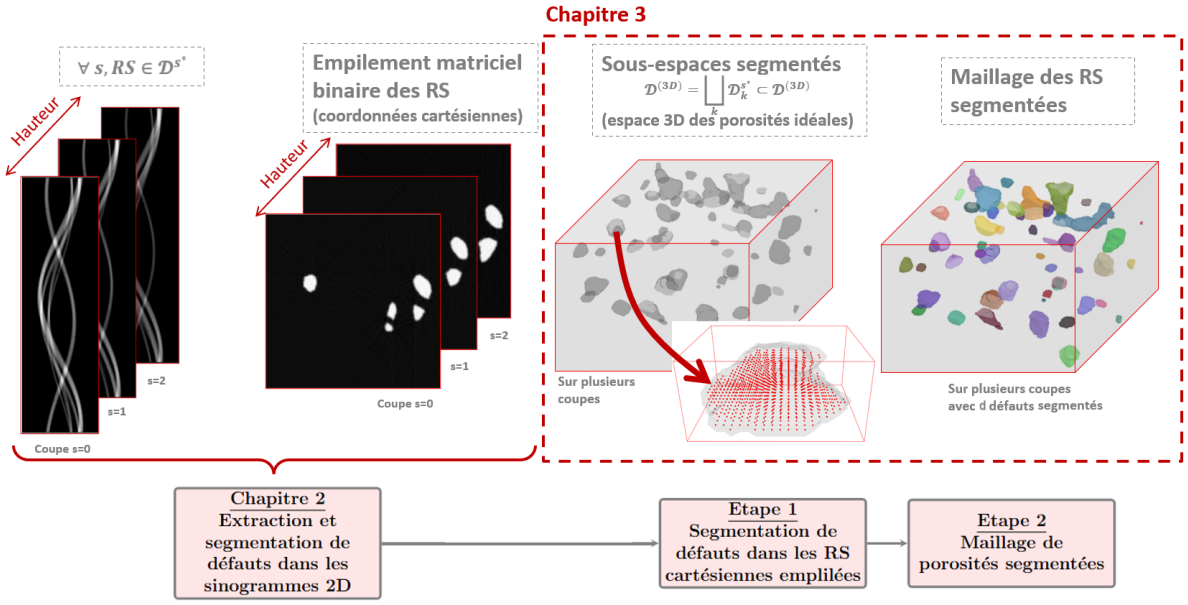


FIGURE 3.12 – Chaîne de traitement pour la génération de défauts volumiques à partir de sinogrammes 2D

3.3.4 L'étude comparative

Dans le cadre de cette étude, les distributions des caractéristiques géométriques des porosités segmentées dans l'échantillon de CoCr ont été comparées avant et après application de la méthode d'extraction proposée. Cette analyse vise à évaluer la préservation des propriétés morphologiques des défauts lors des processus d'extraction et de reconstruction.

La figure 3.13 présente les distributions obtenues à partir des défauts segmentés dans les données de référence CoCr, tandis que la figure 3.14 montre les mêmes distributions après application de la méthodologie d'extraction corrigée. Il faut, tout d'abord, procéder à un recalage entre les volumes segmentés. Il s'agit du volume de vérité terrain de l'échantillon en CoCr et du volume issu de cet échantillon par traitement de ses sinogrammes associés puis maillés. L'objectif est de pouvoir comparer les défauts segmentés dans les volumes respectifs selon leur volume, leur diamètre équivalent type ESD, leur sphéricité et leur écart-type spatial.

Chaque histogramme est associé à une approximation continue (courbe rouge) afin de mettre en évidence la tendance dominante de la distribution. Le mode principal est indiqué par la ligne verticale pointillée noire.

La figure 3.15 illustre cette nécessité : on y observe les maillages obtenus après l'étape 2 (en rouge), comparés aux maillages de référence (vérité terrain, en gris). Les différences de forme et de régularité mettent en évidence l'intérêt d'une correction morphologique pour rapprocher les objets reconstruits de leur géométrie réelle.

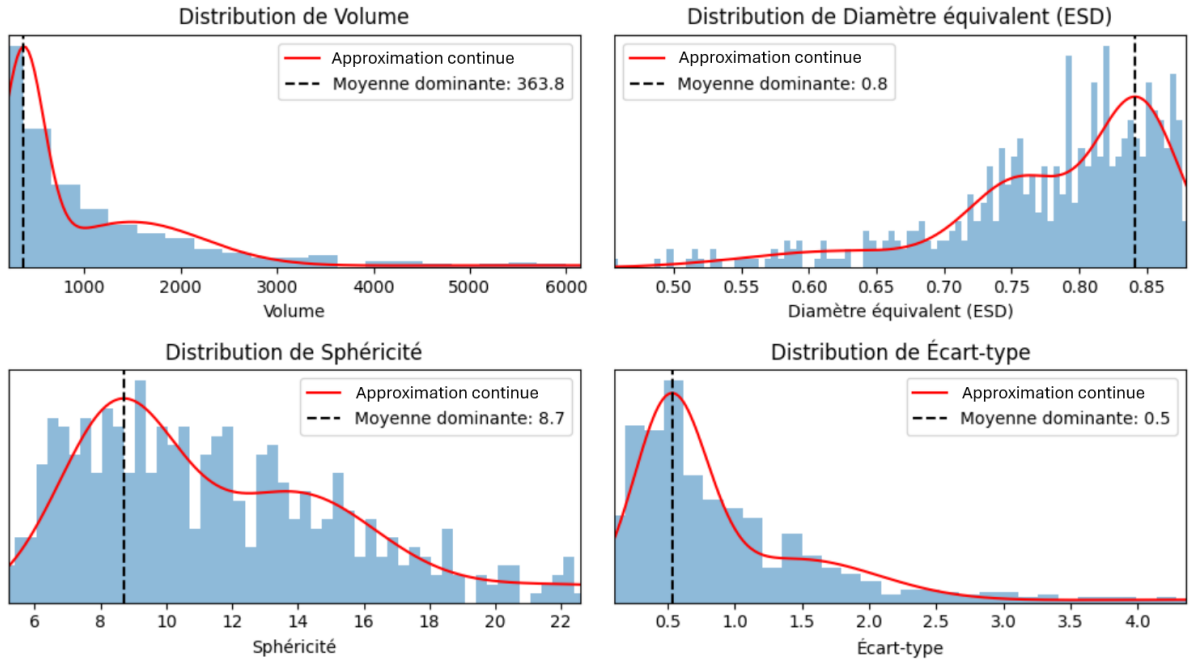


FIGURE 3.13 – Distributions des caractéristiques de chaque porosité segmentée de l'échantillon de CoCr : approximation gaussienne (courbe rouge)

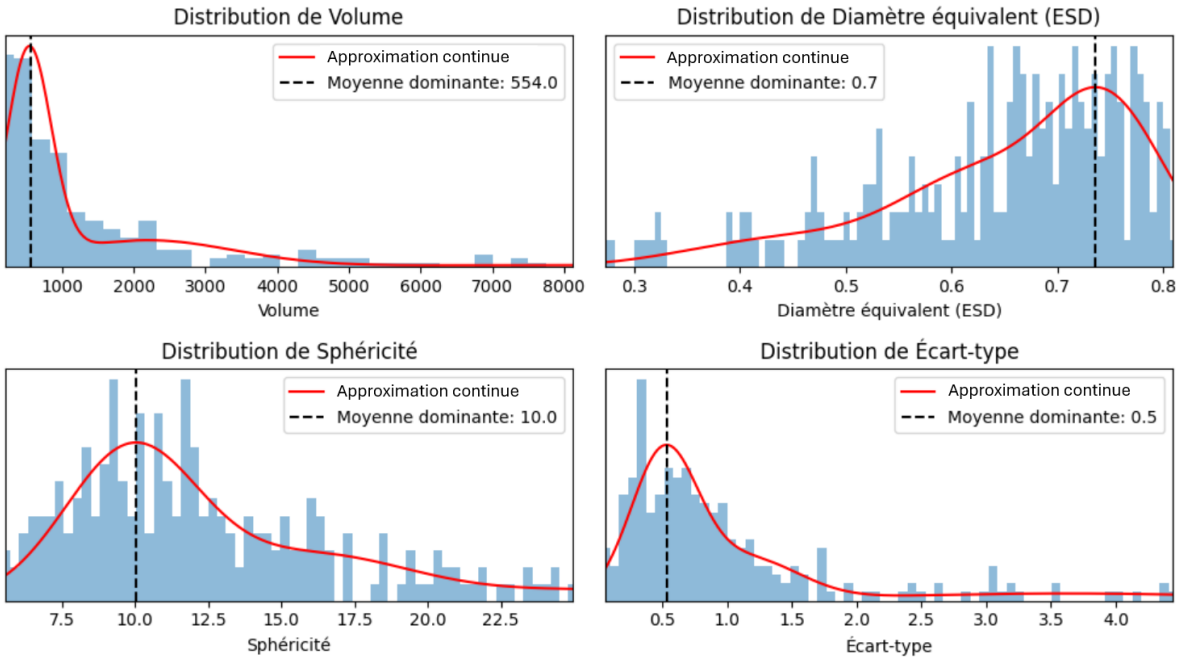
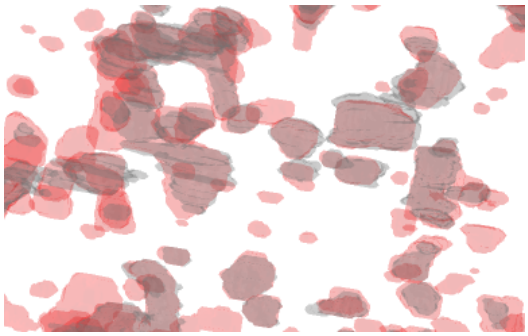


FIGURE 3.14 – Distributions des caractéristiques de chaque porosité après les extractions corrigées : approximation gaussienne (courbe rouge)

Afin de proposer une lecture synthétique, la figure 3.15 rassemble une comparaison visuelle des maillages ainsi qu'un résumé quantitatif des indicateurs les plus représentatifs. Cette figure récapitulative met en évidence le niveau de concordance entre les défauts de référence et les défauts obtenus après application de la méthodologie d'extraction. On rappelle que la méthodologie iSHT est un extracteur et non un détecteur, notamment dans la sous-figure (a).



(a) Comparaison visuelle entre les maillages reconstruits (rouge) et les défauts de référence (gris).

Critères	**Référence CoCr**	**Synthèses maillées**	**Détails**
ESD	~ 0.8	~ 0.7	Légère sous-estimation des tailles
Sphéricité	~ 8.7	~ 10	Défauts plus réguliers en synthèse
Écart-type des barycentres	~ 0.5	~ 0.5	Reproduction des irrégularités

(b) Comparaison quantitative des caractéristiques géométriques.

FIGURE 3.15 – Comparaison entre les défauts de référence CoCr et les défauts obtenus après extraction

Ainsi, les distributions des caractéristiques géométriques montrent que la méthodologie d'extraction préserve globalement les propriétés morphologiques des porosités de référence. Malgré de légères variations sur certains critères, les tailles, formes et irrégularités observées restent cohérentes avec celles de la vérité terrain, confirmant la pertinence de l'approche pour la génération de défauts représentatifs. Cette variabilité résiduelle présente également un intérêt dans le contexte de l'augmentation de données. Dès lors que les caractéristiques permettant de distinguer les deux types de défauts sont préservées, les variations de forme observées contribuent à enrichir la diversité des exemples générés sans altérer leur réalisme physique.

Les maillages obtenus après l'étape 2 présentent souvent des irrégularités géométriques. Ces artefacts sont principalement dus à la nature discrète des données voxelisées, aux effets de segmentation couche par couche et aux limitations physiques du système d'acquisition. Ils peuvent se traduire par des contours anguleux, des concavités artificielles ou des incohérences dans la continuité spatiale des défauts.

Pour pallier ces limitations, une étape facultative d'ajout de réalisme est introduite. Elle vise à améliorer la qualité géométrique des maillages par des opérations de recalage morphologique et de lissage. Le recalage repose sur l'ajustement des CoMs des coupes du défaut afin de rétablir une cohérence spatiale. Cette opération permet d'imposer une continuité dans le volume en reliant des informations initialement indépendantes. En complément, un lissage laplacien est appliqué afin de régulariser localement les surfaces en redistribuant les sommets selon leur voisinage. Cette démarche permet d'obtenir des défauts plus réalistes, mieux structurés dans le volume et plus adaptés aux analyses physiques ou aux simulations.

3.4 Étape facultative : l'ajout de réalisme

L'amélioration du réalisme géométrique des défauts reconstruits constitue une étape complémentaire mais essentielle afin de garantir la qualité des analyses morphologiques ainsi que leur compatibilité avec les outils de simulation. Cette phase intervient après la génération initiale du maillage et vise à corriger les artefacts induits notamment par la discrétisation volumique et la segmentation couche par couche.

Une première approche classique consiste à appliquer un lissage de surface, tel qu'un lissage laplacien, afin de régulariser le maillage. Cette opération permet d'atténuer les irrégularités locales (rugosités, concavités artificielles) tout en préservant la topologie globale du défaut. Elle conduit ainsi à une surface plus stable et plus cohérente avec la géométrie physique sous-jacente.

Une seconde approche repose sur un redressement du maillage basé sur l'alignement des CoMs des sections du défaut. Elle vise à rétablir une cohérence entre les coupes en reconstruisant une structure interne plus régulière. Les sommets du maillage sont ensuite réajustés en fonction de cette structure corrigée, afin d'améliorer la continuité spatiale et l'alignement global du défaut dans le volume. Pour éviter des variations liées aux fluctuations locales des CoMs, une régularisation probabiliste est introduite. Un coefficient ξ, modélisant ces variations est mis à jour de manière progressive à chaque itération.

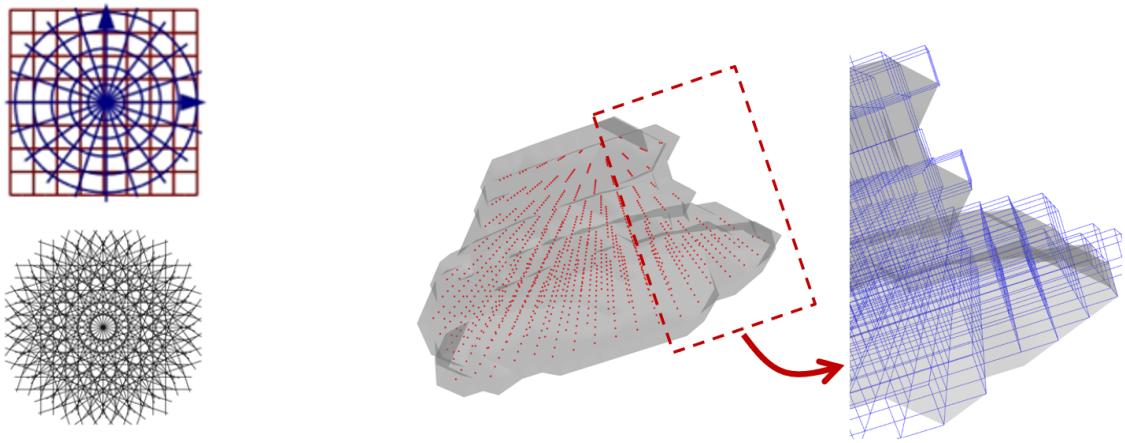
Enfin, l'ensemble de ces opérations est intégré dans l'algorithme 10 `RealisticMesh`, qui combine recalage des centroïdes, pondération probabiliste et lissage laplacien. Ce processus permet d'obtenir un maillage corrigé, plus fidèle à la morphologie réelle des défauts reconstruits, tout en facilitant l'extraction de descripteurs robustes pour les étapes d'analyse ou de simulation.

3.4.1 La problématique

L'obtention d'un maillage 3D à partir de données segmentées constitue une étape fondamentale pour la caractérisation morphologique des objets d'intérêt, tels que les porosités issues de la fabrication additive. Toutefois, le maillage brut issu de la reconstruction présente fréquemment des artefacts géométriques résultant de plusieurs facteurs. D'une part, la résolution limitée inhérente à la physique du détecteur lors de l'acquisition induit des imprécisions. D'autre part, la discrétisation du sinogramme, intrinsèquement non uniforme, engendre une densité de points variable, avec des fréquences spatiales plus élevées à proximité du centre de rotation. Enfin, l'extraction des RS, couche par couche, sinogramme par sinogramme, ne coïncide pas nécessairement avec la direction réelle du dépôt de poudre (par exemple dans le cas du procédé PBF), ce qui peut introduire des discontinuités et des transitions abruptes entre sinogrammes. Ainsi, la conversion des RS polaires en coordonnées cartésiennes tend à accentuer ces ruptures après le maillage de l'étape 2 (voir figure 3.16, page suivante).

Pour garantir la pertinence des analyses morphologiques et la compatibilité avec les outils de simulation, il est donc nécessaire d'enrichir ce maillage par des opérations de post-traitement visant à améliorer son réalisme géométrique. Cette étape inclut notamment le lissage des surfaces, la prise en compte des particularités morphologiques des défauts, ainsi que l'alignement ou le redressement des objets reconstruits. Ces améliorations permettent d'obtenir des représentations plus fidèles aux structures réelles, tout en facilitant l'extraction de descripteurs robustes et l'interprétation physique des résultats [72].

Par ailleurs, l'amélioration de la qualité du maillage en termes de régularité, d'échantillonnage et de forme des triangles motive le recours au remaillage. Ce processus vise à produire, à partir d'un maillage initial, une nouvelle version satisfaisant des critères de qualité tout en restant fidèle à la géométrie d'origine [6].



(a) Au niveau physique : discrétisation (haut) et fréquences spatiales variables dans le sinogramme (bas)

(b) Nature multicouche de la pièce produite par fabrication additive et extraction couche à couche par notre extracteur

FIGURE 3.16 – Illustration des deux problématiques motivant l'étape facultative (a) contraintes physiques de discrétisation et de contenu fréquentiel (b) structure multicouche issue de notre extracteur

3.4.2 Le lissage et l'amélioration du réalisme géométrique

Une fois le maillage 3D généré en fin d'étape 2, il est fréquent d'observer des irrégularités géométriques dues à la nature discrète des données voxelisées. Pour y remédier, des techniques de lissage sont appliquées, parmi lesquelles le filtre laplacien, particulièrement répandu, agit en redistribuant les positions des sommets du maillage selon leurs voisins.

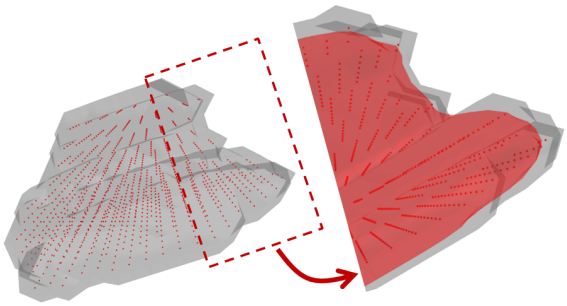


FIGURE 3.17 – Exemple d'un lissage Laplacien d'un nuage de points maillés associé à un défaut de fabrication additive

Le lissage constitue ainsi une étape essentielle pour obtenir des surfaces analytiques plus fidèles à la réalité physique (voir figure 3.17). Le problème majeur du lissage Laplacien sa tendance à rétrécir le maillage initial.

Pour renforcer le réalisme géométrique des objets reconstruits, plusieurs stratégies peuvent être mises en œuvre. Le redressement du maillage, par exemple, consiste à repositionner les objets selon leur CoMs, ce qui facilite leur alignement dans un repère commun et améliore la cohérence des analyses comparatives.

3.4.3 Le redressement et l'amélioration du maillage

Ces améliorations contribuent à produire des représentations exploitables pour la simulation, la classification ou l'optimisation de procédés [43].

1) L'utilisation des centroïdes d'isovaleurs

L'analyse des centroïdes d'isovaleurs ou d'isosurfaces constitue une approche pertinente pour étudier l'évolution spatiale d'un volume. Chaque isosurface peut être interprétée comme une enveloppe définie par une valeur scalaire constante, telle que la densité ou l'intensité.

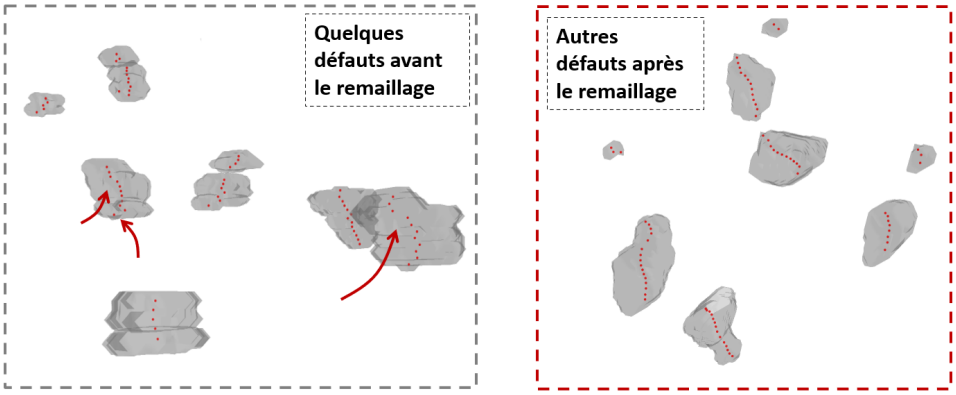


FIGURE 3.18 – Illustrations des maillages avant et après traitements. (à gauche) centroïdes avec des placements bruités (flèches rouges). (à droite) les centroïdes obtenus après traitements

En calculant le centroïde de chaque isosurface, ils peuvent être ajustés selon la distribution spatiale des isosurfaces afin de restaurer la continuité volumique, représentative de l'axe morphologique du défaut. Cette méthode considère la morphologie volumique, en complément des descripteurs géométriques classiques [43]. La problématique est illustrée dans la figure 3.18.

Les placements des CoMs présentent des variations irrégulières et ne sont pas alignés, marqueurs d'une extraction réalisée coupe par coupe. Les barycentres extraits initialement présentent une trajectoire fortement irrégulière et non colinéaire à cause de l'extraction réalisée coupe par coupe. En revanche, les centroïdes obtenus après correction du maillage de référence présentent une trajectoire régulière fidèle à la structure volumique réelle.

2) La méthodologie

À l'issue de la seconde étape de traitement, chaque défaut segmenté est soumis à une méthodologie d'extraction permettant de reconstruire sa structure tridimensionnelle. Cette approche repose sur le calcul des CoMs de chacune des coupes successives du volume segmenté, définissant ainsi une trajectoire initiale assimilable au squelette géométrique du défaut qui, est sensible aux irrégularités introduites par la segmentation et par l'extraction couche par couche. Afin d'améliorer sa cohérence spatiale, un post-traitement adaptatif est appliqué. Chaque centre de masse est déplacé vers le barycentre de sa section selon un facteur de relaxation contrôlé, permettant de régulariser les fluctuations locales tout en

conservant l'organisation générale du défaut. Cette opération introduit une interdépendance entre les coupes successives et favorise une transition plus progressive le long de l'axe principal du défaut. Les sommets du maillage sont ensuite réajustés en fonction de cette trajectoire corrigée afin de réaligner la géométrie reconstruite sur ce squelette régularisé. Enfin, un lissage laplacien est appliqué au maillage. De manière analogue aux opérateurs de diffusion, ce traitement rapproche chaque sommet de la moyenne de ses voisins immédiats, réduisant ainsi les concavités artificielles, les irrégularités locales et les artefacts liés à la voxélisation. Cette chaîne de post-traitements améliore la continuité spatiale et la compacité des défauts reconstruits sans modifier significativement leur volume global ni leurs caractéristiques morphologiques principales. Les métriques de référence telles que l'ESD ou la sphéricité sont ainsi préservées tout en produisant des maillages plus réalistes et géométriquement plus cohérents.

3) Le modèle probabiliste simple

Dans de nombreux contextes numériques ou physiques, il est nécessaire de mettre à jour un coefficient aléatoire ξ à chaque itération tout en évitant des variations abruptes. Pour cela, on propose une méthode de mise à jour régularisée fondée sur une combinaison entre l'estimation actuelle et la valeur précédente du coefficient. On considère une variable aléatoire ξ issue d'une loi normale centrée réduite proposée dans l'équation 3.7 où $\sigma_{\text{obs}} = 0.5$ est issu des observations réalisées sur les distributions présentées dans la figure 3.13.

$$\xi \sim \mathcal{N}(\mu, \sigma_{\text{obs}}^2) \quad \text{avec } \mu = 0 \quad \text{et} \quad \sigma_{\text{obs}} = 0.5 \tag{3.7}$$

Ce principe est utilisé dans le cadre du post-traitement géométrique des défauts reconstruits. Après l'étape de reconstruction surfacique, chaque coupe du défaut possède un centre de masse C^s. Afin de réduire les fluctuations locales observées entre coupes successives, ce centre est déplacé vers le barycentre de sa section selon une relaxation contrôlée par le paramètre λ qui contrôle l'intensité de la correction de l'équation 3.8.

$$C^{s+1} = (1 - \lambda)\, C^s + \lambda\, C^{\text{barycentre}} \qquad \text{avec} \qquad 0 < \lambda \leq 1 \tag{3.8}$$

Pour $\lambda = 0$, aucun déplacement n'est appliqué. À l'inverse, lorsque λ tend vers 1, le centre de masse est fortement attiré vers le barycentre local de la section. Cette formulation correspond à un terme correctif proportionnel à l'écart entre l'état courant et un état d'équilibre : chaque élément est progressivement attiré vers une moyenne locale afin de limiter sa dispersion spatiale.

D'un point de vue géométrique, ce traitement introduit une dépendance entre les coupes successives et régularise la trajectoire des CoMs du défaut reconstruit. Contrairement à un lissage volumique classique, l'opération n'agit pas directement sur les voxels ou sur les intensités du sinogramme, mais sur la distribution spatiale des représentations extraites. Les sections conservent ainsi leurs dimensions globales tandis que leur alignement devient plus cohérent.

Cette correction tend à rendre le squelette du défaut plus régulier et plus compact en rapprochant progressivement les CoMs des différentes coupes. Les fluctuations locales sont réduites sans modification significative du volume final ni des métriques globales telles que l'ESD ou la sphéricité. Le post-traitement conserve donc la morphologie générale du défaut tout en améliorant la cohérence spatiale de sa reconstruction.

4) L'algorithme proposé

Afin de corriger les irrégularités morphologiques observées après la reconstruction initiale des défauts, nous proposons l'algorithme `RealisticMeshCorrector` (voir l'algorithme 10). Il repose sur une régularisation de la trajectoire définie par les CoMs des coupes successives. Chaque centre est déplacé vers le barycentre de sa section selon un facteur de relaxation λ, introduisant une dépendance entre les coupes voisines et réduisant les fluctuations locales du squelette reconstruit. Les sommets du maillage sont ensuite réalignés sur cette trajectoire corrigée avant l'application d'un lissage laplacien destiné à atténuer les artefacts liés à la segmentation et à la voxelisation.

Algorithme 10 : `RealisticMeshCorrector` : correction morphologique par régularisation des CoMs et lissage laplacien

Input : Maillage $M_d^{(3D)} = (V, E, F)_d^{(3D)}$ et coefficient de relaxation $\lambda \in [0, 1]$
Output : Maillage corrigé $\widetilde{M}_d^{(3D)} = (\widetilde{V}, E, F)_d^{(3D)}$

foreach $d \in \mathbb{N}$ **do**
  Extraire les coupes successives $\{M_d^s\}_{s=1}^{S}$
  for $s = 1$ **to** H **do**
    $C^s \leftarrow \texttt{mean}(V_d^s)$ // Centre de masse de la coupe
    $C^s_{\text{bary}} \leftarrow \texttt{Barycentre}(M_d^s)$ // Barycentre de la section
    $\widetilde{C}^s \leftarrow (1 - \lambda)C^s + \lambda C^s_{\text{bary}}$ // Relaxation géométrique
    $\Delta^s \leftarrow \widetilde{C}^s - C^s$ // Translater tous les sommets de M_d^s selon Δ^s
  end
  $\widetilde{M}_d^{(3D)} \leftarrow \texttt{LaplacianSmoothing}(\widetilde{M}_d^{(3D)})$ // Régularisation finale du maillage
end

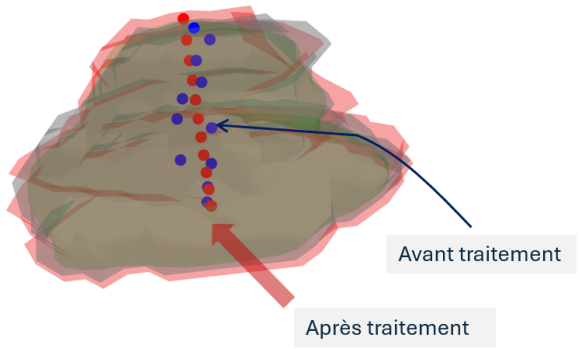


FIGURE 3.19 – Exemple de corrections des CoMs et du maillage sur un défauts extrait dans l'échantillon de fabrication additive

La figure 3.19 illustre la démarche : les CoMs calculés sur les coupes successives du défaut (bleu) sont déplacés vers une trajectoire régularisée (rouge), le squelette corrigé est ensuite utilisé pour réaligner le maillage avant l'application d'un lissage laplacien. Les maillages superposés illustrent respectivement l'état initial après extraction (gris), l'effet du recalage des CoMs (rouge) et le résultat final après lissage (vert).

Ainsi, le résultat est un maillage plus régulier et spatialement plus cohérent, tout en préservant les propriétés morphologiques globales du défaut.

3.5 Les résultats préliminaires à partir de la BDD volumique

Cette section présente les résultats obtenus après l'application de l'algorithme d'augmentation sur différents cas d'usage. Les défauts unitaires insérés pour la synthèse de nouveaux cas proviennent de l'extraction du chapitre 2 et de l'approche 3D du chapitre 3. Ces défauts ont ensuite été injectés dans des objets cibles variés via leur sinogramme, permettant de simuler des configurations réalistes et diversifiées, tout en conservant une cohérence physique et géométrique.

3.5.1 La présentation des cas d'étude

Trois cas d'étude sont présentés pour illustrer la diversité des scénarios simulés. Le premier cas concerne la simulation de défauts issus de fabrication additive sur des formes géométriques simples, permettant une validation rapide des principes de l'algorithme. Le second cas porte sur l'injection de défauts CoCr dans un phantom synthétique, offrant un compromis entre complexité et contrôle. Enfin, le troisième cas explore l'injection manuelle de sinogrammes de défauts extraits dans un objet industriel complexe, le corps de pompe. Cela permet d'évaluer la pertinence de l'approche dans un contexte applicatif guidé par un placement manuel des défauts. En effet, à ce stade, il n'est pas encore prévu de gérer les bords des objets cibles lorsqu'ils ne sont pas convexes ou que les structures, interne et/ou externe, sont complexes. Cette simplification est volontaire, la gestion des bords et des structures complexes de l'objet cible est traitée dans le chapitre suivant par l'analyse des informations structurelles disponibles dans le domaine de Radon.

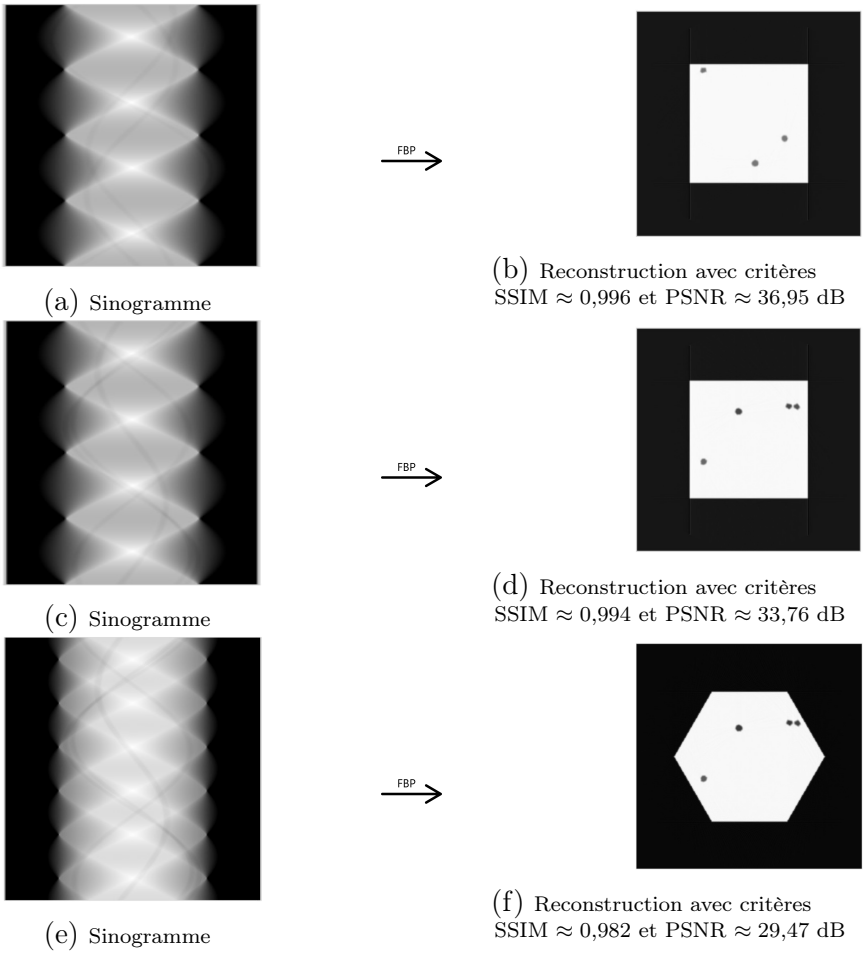
3.5.2 Les synthèses sur objet théorique

Cette partie présente une série de résultats obtenus par simulation de défauts inspirés de la fabrication additive [8]. Les défauts sont extraits d'images simulées, puis réinjectés dans des sinogrammes associés à des coupes d'objets théoriques simples, principalement des formes polygonales, pleines et convexes. L'objectif est d'évaluer l'impact de ces défauts sur la qualité des reconstructions en tenant compte de différentes stratégies d'augmentation. La nature synthétique de ces données permet de disposer d'une vérité terrain, utilisée comme référence pour l'évaluation quantitative des reconstructions. Les résultats sont ainsi analysés à l'aide du *Structural Similarity Index Measure* (SSIM) et du *Peak Signal-to-Noise Ratio* (**PSNR**).

Chaque exemple est accompagné de sinogrammes augmentés et de leurs reconstructions associées (par FBP), permettant une évaluation visuelle de la qualité de l'augmentation et de son impact sur les performances de reconstruction. Les défauts injectés proviennent des extractions proposées à la fin du chapitre 2.

À la page suivante, la figure 3.20 illustre trois exemples de sinogrammes augmentés (colonne gauche), suivis du processus de reconstruction par FBP et des résultats obtenus à partir de quelques défauts typiques extraits dans l'échantillon de travail en CoCr. Les

reconstructions mettent en évidence une diminution progressive du SSIM et du PSNR à mesure que la complexité des défauts injectés augmente. En effet, ces premiers résultats mettent également en évidence les limites d'une injection directe des défauts dans les sinogrammes. La dégradation rapide des reconstructions observée lorsque le nombre de défauts augmente souligne l'intérêt de l'approche par sinogrammes unitaires introduite par la suite. Cette dernière permet de contrôler individuellement les contributions des défauts et d'y associer des coefficients d'atténuation représentatifs des matériaux simulés, améliorant ainsi le réalisme physique des synthèses générées (voir la figure 3.21).



(a) Sinogramme

(b) Reconstruction avec critères SSIM ≈ 0,996 et PSNR ≈ 36,95 dB

(c) Sinogramme

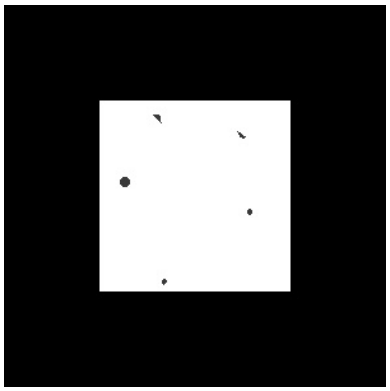
(d) Reconstruction avec critères SSIM ≈ 0,994 et PSNR ≈ 33,76 dB

(e) Sinogramme

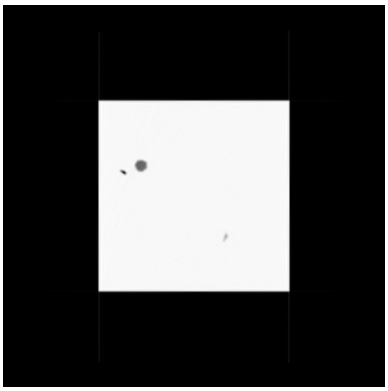
(f) Reconstruction avec critères SSIM ≈ 0,982 et PSNR ≈ 29,47 dB

FIGURE 3.20 – Synthèse de défauts extraits et réinjectés dans des sinogrammes associés à des coupes d'objets cibles puis reconstruits. Les reconstructions sont étudiées qualitativement via les critères de SSIM et PSNR (b, d, f)

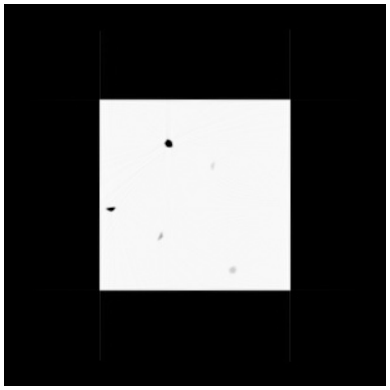
À la page suivante, la figure 3.21 présente d'autres exemples de synthèse, cette fois à partir d'une image simulée d'entrée. Les défauts sont injectés dans des sections géométriques variées (carrées ou polygonales), permettant d'évaluer la robustesse de la reconstruction face à des configurations plus complexes.



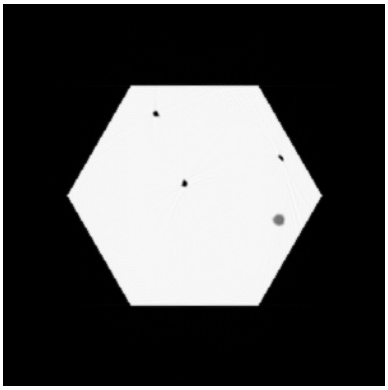
(a) Image d'entrée d'une image simulée



(b) Synthèse de 3 défauts dans une section carrée



(c) Synthèse de 5 défauts dans une section carrée



(d) Synthèse de 5 défauts dans une section polygonale

FIGURE 3.21 – Autres synthèses de sinogrammes reconstruits dans des coupes d'objets cibles simples simulés

La métrique PSNR évalue la qualité d'une image reconstruite en la comparant à une image de référence. Elle est définie dans l'équation 3.9 à partir de l'erreur quadratique moyenne (MSE) entre les deux images. Soient les images (carrées dans nos cas) où I est l'image originale, K l'image reconstruite avec $\max(I^2)$, la valeur maximale possible d'un pixel.

$$\text{PSNR} = 10 \cdot \log_{10}\left(\frac{\max(I^2)}{\text{MSE}}\right) \quad \text{avec} \quad \text{MSE} = \frac{1}{N_{\text{pix}}^2}\sum_{i=1}^{m}\sum_{j=1}^{n}\left[I(i,j) - K(i,j)\right]^2 \tag{3.9}$$

3.5.3 Les synthèses sur un objet simple

Dans un premier temps, des défauts typés, notamment de type keyhole et LoF extraits d'échantillons de fabrication additive en CoCr [51] sont projetés dans des sinogrammes unitaires. Cette approche permet un contrôle précis de leur intensité, de leur position et de leur géométrie. Les sinogrammes ainsi générés sont ensuite reconstruits par FBP afin d'évaluer la qualité des défauts synthétisés.

1) Un cube avec deux trous cylindriques

L'objet cible est une CAO simple : un cube contenant deux cylindres intérieurs. Ce choix permet de valider la méthode sur une géométrie maîtrisée avant de l'appliquer à des cas industriels plus complexes.

La figure 3.22 présente le processus complet : de la projection des défauts à leur reconstruction, en passant par la génération des sinogrammes unitaires associés aux défauts étudiés (keyhole et LoF).

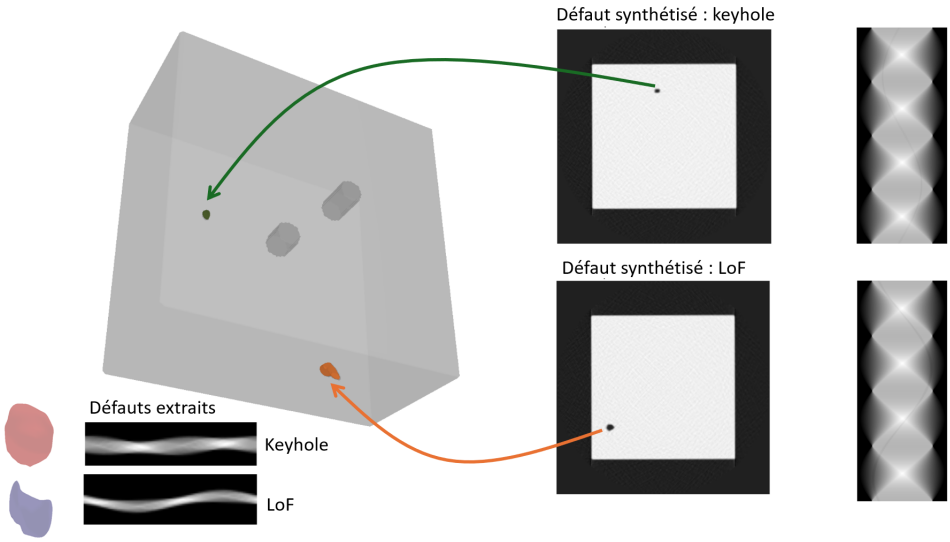


FIGURE 3.22 – Schéma de synthèse de défauts types LoF et keyhole sur un objet simple : les sinogrammes unitaires des défauts sont injectés dans celui de l'objet puis reconstruits

2) D'autres objets géométriques

L'augmentation de défauts sur des objets simples constitue une étape préparatoire essentielle pour le développement de modèles d'intelligence artificielle dédiés à la détection et à la segmentation. En simulant des défauts typés dans des géométries contrôlées, il devient possible de générer des jeux de données annotés, variés et réalistes, adaptés à l'entraînement supervisé. Ces sinogrammes synthétiques permettent notamment de tester la sensibilité des algorithmes à la forme, à la position et à l'intensité des défauts, tout en garantissant une cohérence physique dans les reconstructions.

À la page suivante, la figure 3.23 ouvre ainsi la voie à des applications industrielles où la reconnaissance automatique de défauts dans des volumes tomographiques constitue un enjeu majeur, notamment pour le contrôle qualité en fabrication additive ou en inspection non destructive. Ces objets cibles, simples et simulés, présentent une structure interne composée de plusieurs formes extrudées, permettant d'évaluer la robustesse de l'augmentation dans des configurations géométriques contrôlées.

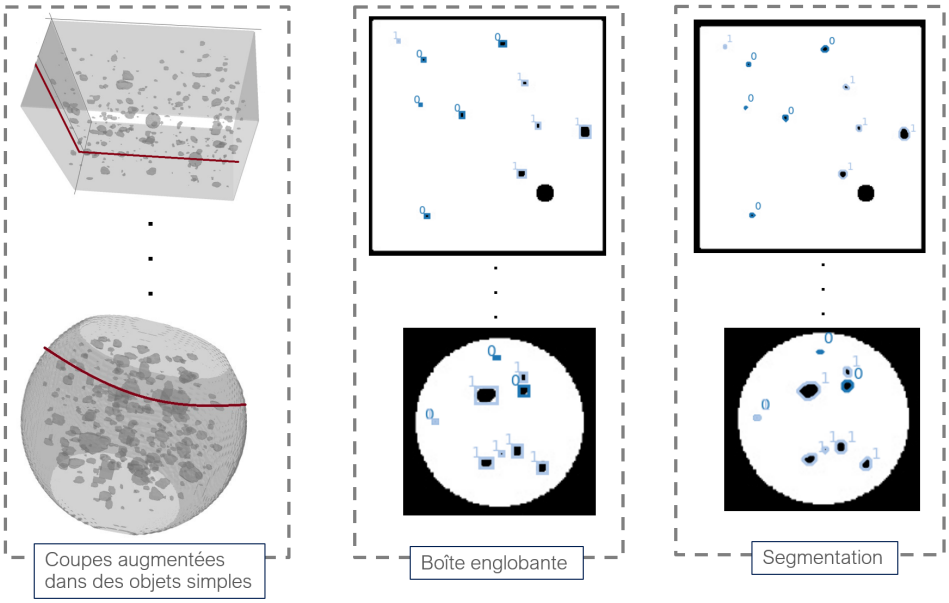


FIGURE 3.23 – Illustration de la synthèse de défauts dans des objets simples, coupes et étiquettes associée. (à gauche) visualisation en 3D et coupe (en rouge) dans les objets cibles (au centre) boîte englobante autour des défauts (à droite) segmentation des défauts après l'application des méthodologies iSHT et de reconstruction de surfaces

3.5.4 Les synthèses sur une BDD industrielle

Dans un second temps, les mêmes défauts extraits sont réinjectés manuellement dans des coupes brutes (non reconstruites) d'un objet industriel complexe : un corps de pompe. Cette approche vise à tester la robustesse de la méthode d'augmentation directe dans un contexte réaliste, sans passer par une reconstruction préalable.

1) Le corps de pompe

Ce jeu de données provient d'une acquisition XCT d'un corps de pompe métallique. La pièce a été fabriquée par fabrication additive et ne présente aucun caractère confidentiel.

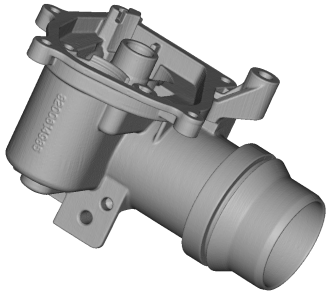


FIGURE 3.24 – Présentation de la CAO du corps de pompe

- Type de données : entiers signés sur 16 bits, `Little endian` (pour rappel : les octets les moins significatifs sont stockés en premier en mémoire, convention courante qui doit être prise en compte lors de la lecture ou du traitement des données brutes)
- Dimensions du volume : $512 \times 512 \times 798$ voxels
- Dimensions physiques : $11.0 \times 11.0 \times 15.96$ cm
- Résolution spatiale axe (X, Y, Z) : $0.2148 \times 0.2148 \times 0.200$ mm

Ce jeu de données contient des défauts typiques de ce procédé, notamment des manques de matière (défauts segmentés en rouge) dont les paramètres d'acquisition sont détaillés en figure 3.24.

2) La synthèse de défauts

Contrairement à l'objet simple, le corps de pompe présente des géométries internes plus variées et des artefacts potentiels liés à la complexité de la pièce. L'injection directe dans les sinogrammes permet de simuler des défauts dans des zones critiques, tout en conservant la structure des données d'acquisition.

La figure 3.25 illustre plusieurs exemples de coupes brutes augmentées, mettant en évidence la diversité des configurations simulées et leur intégration dans des géométries complexes.

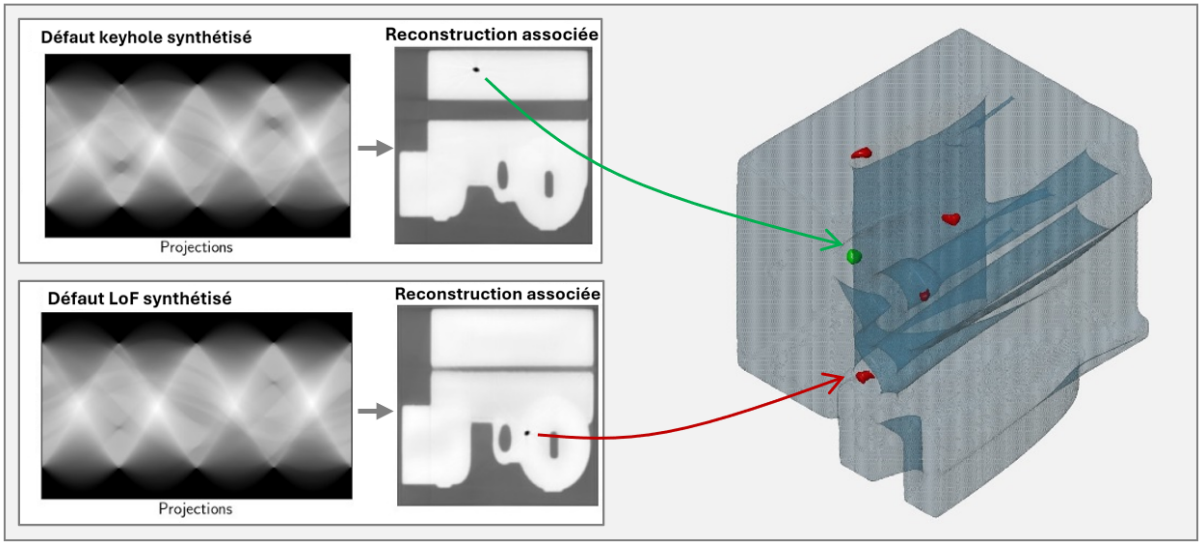


FIGURE 3.25 – Exemples de sinogrammes et leur reconstruction associée de type FBP d'un corps de pompe industriel, augmentés par injection manuelle de sinogrammes unitaires de défauts extraits de la base CoCr : défauts de type LoF et keyhole insérés manuellement directement dans les sinogrammes (à gauche) sans reconstruction préalable

Cette partie valide la robustesse de la méthode et ouvre la voie à une généralisation dans l'espace volumique. En effet, la cohérence morphologique et topologique des défauts devient cruciale lorsqu'on passe à des volumes 3D, notamment pour garantir une continuité spatiale et une intégration réaliste dans des géométries industrielles. La partie se poursuit donc avec l'étude des résultats volumiques obtenus après application de l'algorithme SinoDAM, en tenant compte des contraintes tridimensionnelles définies dans le cahier des charges.

À la page suivante, le tableau 3.2 met en évidence que l'augmentation de la complexité géométrique réduit l'autonomie de l'injection : les cas les plus complexes nécessitent une supervision (en gras).

Cas d'étude	Phantom simulé simple	CAO avec cylindres évidés	Corps de pompe
Injection de défauts 2D	oui	non	non
Injection de défauts 3D	non	oui	oui
Modifications géométriques	oui	oui	oui
Injection automatique	oui	oui	oui
Besoin de supervision	non	**oui**	**oui**

TABLEAU 3.2 – Résumé des capacités d'injection et du niveau d'automatisation pour les trois cas d'étude considérés à l'issue de l'approche 3D : le phantom simulé simple, la CAO avec cylindres évidés et le corps de pompe

Conclusion

Ce chapitre a introduit une méthodologie tridimensionnelle pour la segmentation, la reconstruction et l'amélioration géométrique de défauts dans des volumes issus de tomographies industrielles. En s'appuyant sur des sinogrammes unitaires comme base de modélisation, cette approche permet de dépasser les limites des traitements 2D en intégrant la cohérence spatiale et topologique des défauts.

La segmentation volumique repose sur une analyse coupe-à-coupe des images tomographiques, suivie d'un regroupement par connexité 3D. Cette étape garantit une labellisation robuste des défauts, en tenant compte de leur continuité spatiale. Les volumes segmentés sont ensuite convertis en maillages surfaciques via des algorithmes de triangulation adaptés aux données voxelisées, permettant une représentation fidèle des contours.

Une étape complémentaire d'amélioration géométrique est proposée, combinant recalage spatial, pondération probabiliste et lissage topologique. Cette phase vise à produire des surfaces réalistes, exploitables pour la simulation numérique, l'analyse morphologique ou l'interprétation physique. L'utilisation de centroïdes d'isovaleurs et de modèles probabilistes simples permet d'affiner la géométrie des défauts tout en respectant les contraintes industrielles.

L'ensemble de la démarche s'inscrit dans une logique d'augmentation réaliste des données brutes, en continuité avec les travaux présentés dans [55]. Elle constitue une base solide pour les développements méthodologiques du chapitre suivant, qui approfondit cette approche en l'étendant au domaine volumique. Ce nouveau chapitre propose une méthodologie d'injection de défauts dans des volumes industriels, en tenant compte de contraintes physiques, morphologiques et topologiques. Il s'appuie sur la base de défauts typiques segmentés et labellisés dans le chapitre 2, enrichie par des traitements dans le domaine de Radon. L'objectif est de générer des scénarios d'augmentation cohérents et représentatifs, en intégrant les défauts dans des objets cibles issus du même procédé de fabrication.

Ainsi, la démarche repose sur une double approche : d'une part, le traitement dans l'espace volumique permet de préserver la cohérence morphologique des défauts ; d'autre part, le traitement dans le domaine de Radon garantit leur compatibilité avec les contraintes physiques de la tomographie. Le chapitre suivant introduit une méthodologie d'injection de défauts dans des volumes industriels, conçue pour automatiser la synthèse de scénarios réalistes dans des objets nouveaux. Cette approche veille à respecter les spécificités de placement, de densité et de visibilité des défauts dans les sinogrammes, afin d'assurer une intégration cohérente et physiquement plausible dans des géométries diverses.

Chapitre 4

La méthodologie d'augmentation 3D

4.1 La matrice des contraintes physiques 121
4.1.1 La description globale 121
4.1.2 L'érosion morphologique dans un volume 3D 122
4.1.3 Les pré-traitements sur les sinogrammes 122
4.1.4 La tomographie locale pour l'extraction de points spécifiques . 124
4.1.5 La sélection du point intérieur optimal 125
4.1.6 Le logigramme récapitulatif 128
4.2 L'algorithme d'augmentation des données 129
4.2.1 La construction de l'élément structurant 130
4.2.2 Les transformations géométriques 131
4.3 Les résultats volumiques des augmentations après le SinoDAM 133
4.3.1 La BDD de défauts augmentés 133
4.3.2 Les études quantitatives des défauts après extractions et traitements morphologiques 135
4.3.3 L'augmentation du réalisme dans l'injection de défauts dans un volume : les cartes de distribution 139
4.3.4 L'algorithme SinoDAM 140
4.4 Les synthèses contrôlées par cartes de distribution et diversité des objets cibles 141
4.4.1 Les synthèses sur un objet cible de référence 141
4.4.2 Les synthèses dans divers objets cibles simulés 142
4.4.3 Les synthèses avec une carte de distribution spécifique 143
4.4.4 Les synthèses dans divers objets cibles industriels de fabrication additive 144

Introduction

Le chapitre précédent a montré comment transformer ces données, initialement segmentées coupe par coupe et dépourvues de continuité topologique, en volumes cohérents. Cette étape a permis d'obtenir des représentations tridimensionnelles en reconstruisant des maillages volumétriques à partir d'isosurfaces dérivées des coupes 2D.

L'objectif de ce chapitre est de formaliser cette démarche d'augmentation volumique automatique, d'en présenter les fondements, puis d'en analyser les résultats à travers plusieurs scénarios de synthèse appliqués à des objets cibles simples ou industriels.

La première partie introduit la matrice des contraintes physiques ou *Region Based Matrix* (**RBM**) qui structure l'espace admissible pour l'injection de défauts dans un volume cible directement dans l'espace de Radon. Une description globale du processus ainsi que sa justification sont présentées, abordant des concepts morphologiques dans le volume 3D afin de définir les zones admissibles de placement de défauts.

Il s'agit de définir une méthodologie permettant de contrôler précisément la localisation, l'orientation et la distribution spatiale des défauts synthétisés, en garantissant leur cohérence géométrique et physique avec l'objet cible. La méthodologie d'augmentation de BDD de sinogrammes, **SinoDAM** permet la synthèse de défauts dans un volume dans l'espace de Radon, permettant une injection cohérente et réaliste.

La troisième partie expose les résultats volumiques obtenus après application de SinoDAM. Elle comprend la BDD de défauts augmentés, une analyse quantitative des défauts après segmentation et traitements morphologiques, ainsi qu'une étude du réalisme des injections guidées par cartes de distribution.

Enfin, la dernière partie examine les stratégies de synthèse dans divers objets cibles, depuis un volume de référence jusqu'à des géométries simulées ou industrielles issues de la fabrication additive. Ces synthèses démontrent la capacité du modèle à contrôler la distribution spatiale des défauts et à s'adapter à des géométries de complexité croissante.

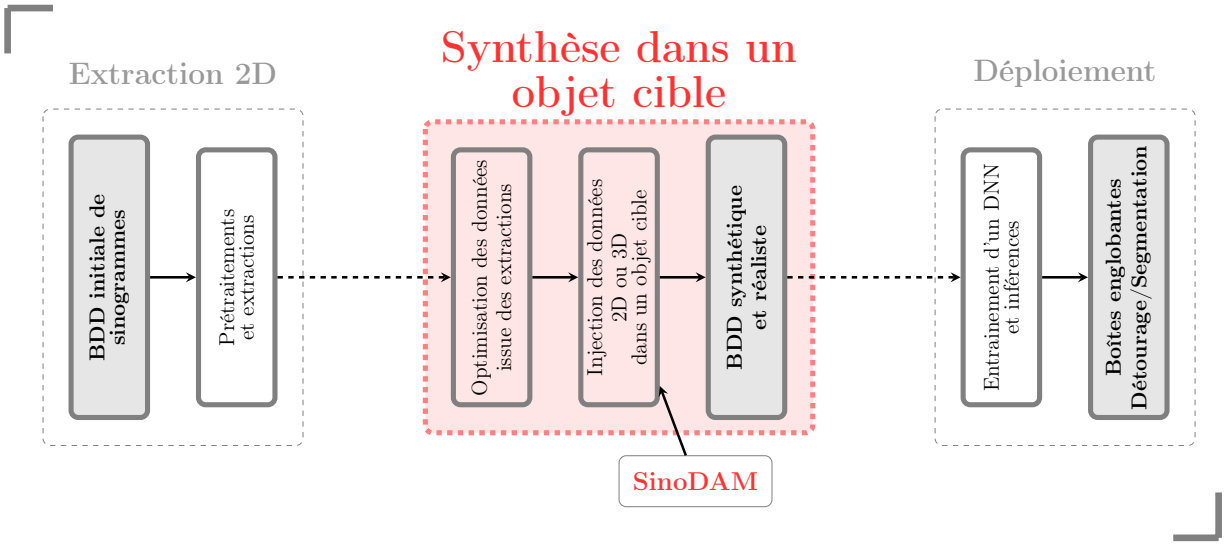


FIGURE 4.1 – Logigramme simplifié des phases de l'approche 3D du module de **Synthèse dans un objet cible** s'appuyant sur les extractions 2D augmentées en 3D (chapitre 3) afin d'opérer des synthèses réalistes avant le déploiement (chapitre 5)

La figure 4.1 présente la méthodologie **SinoDAM** au sein des différentes étapes du processus qui feront l'objet d'une présentation approfondie dans les sections suivantes.

Ces travaux s'appuient sur l'algorithme SinoDAM récemment publié [56], qui propose une méthodologie d'injection de défauts dans des volumes industriels en tenant compte des contraintes physiques et morphologiques.

> Lassalle-Astis, N., Desbarats, P., Baldacci, F., Brault, R. (2025). "SinoDAM : Sinogram Defect Augmentation Methodology for a 3D massive industrial dataset", *Advanced Concepts for Intelligent Vision Systems (ACIVS)*, Tokyo, Japan, 2025, pp. 1-12, lien : Lecture Notes in Computer Science.

4.1 La matrice des contraintes physiques

La notion de RBM est introduite pour modéliser les contraintes physiques liées à l'insertion de défauts dans un objet cible. Elle permet de définir les zones admissibles pour la synthèse de défauts, en tenant compte notamment des distances aux frontières du volume. Conceptuellement, elle décrit pour chaque voxel du volume sa proximité avec les frontières de l'objet et, de manière plus générale, son appartenance à une zone admissible ou non à la présence d'un défaut.

L'intérêt de la RBM est double. D'une part, elle fournit une carte explicite des zones où la synthèse est possible, plausible et réaliste, ce qui garantit que les défauts générés respectent la géométrie réelle de l'objet. D'autre part, elle unifie le traitement géométrique et les contraintes physiques pour le processus de synthèse.

4.1.1 La description globale

La construction de la RBM repose sur un ensemble d'opérations morphologiques et géométriques à chaque coupe du volume cible S_{target}. Ce processus hybride combine des traitements dans les domaines cartésien et de Radon et utilise un algorithme de remplissage par diffusion.

La figure 4.2 illustre le processus de reconstruction volumique réaliste dans le cadre du traitement de sinogrammes. L'approche débute dans le domaine de Radon, à partir du sinogramme de l'objet cible. Des contraintes physiques sont d'abord appliquées au volume global.

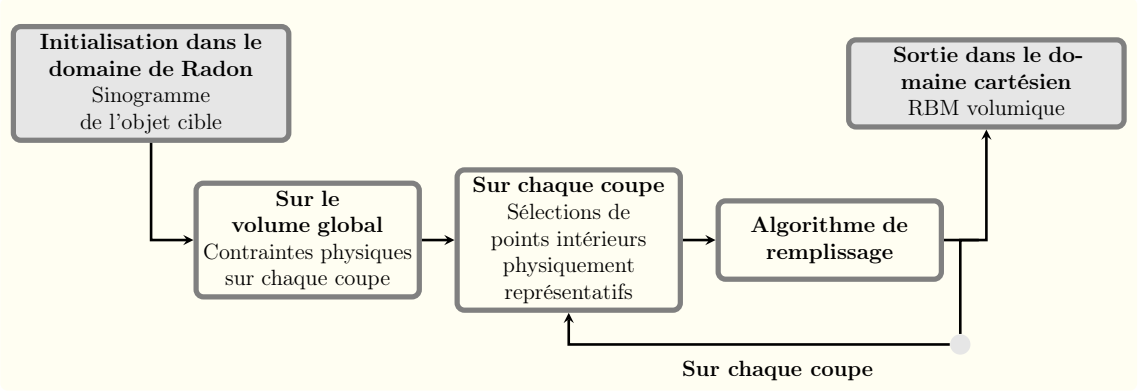


FIGURE 4.2 – Logigramme simple de la méthodologie de génération de la RBM

La RBM permet de rendre compte, entre autres, des opérations morphologiques qui excluent les régions trop proches des bords afin de préserver la cohérence physique et structurelle du matériau, en supposant que les défauts ne peuvent pas être proches des bords.

Ainsi, la RBM se crée à partir d'informations sur la structure interne du volume cible. Elles sont affinées coupe par coupe, afin de sélectionner des points intérieurs physiquement représentatifs. Ces points servent de base à un algorithme de remplissage, qui permet de générer une image cartésienne réaliste. La sortie du processus est une représentation volumique reconstruite, notée M_{RBM}, dans le domaine cartésien. Ce processus est conçu pour être itératif sur l'ensemble du volume.

Les contraintes morphologiques précédemment décrites sont appliquées dans le domaine cartésien, directement sur le volume cible, afin de garantir la cohérence physique de l'insertion des défauts. Cette étape peut être réalisée à partir d'une modélisation CAO de l'objet ou d'un volume segmenté issu d'une acquisition réelle. Toutefois, pour localiser les défauts dans les sinogrammes et injecter des artefacts de manière contrôlée, il est nécessaire de passer dans le domaine de Radon.

La transformée de Radon est utilisée ici non seulement comme outil d'extraction de caractéristiques, mais également comme alternative aux méthodes classiques de détection de contours. Plutôt que de se limiter à la localisation des frontières, une plage de niveaux de gris est analysée dans le sinogramme pour identifier des zones internes. Elles correspondent à des intensités intermédiaires, typiquement associées à des régions homogènes dans l'objet cible. Ce processus permet de construire une RBM cohérente, définissant les zones admissibles pour l'insertion de défauts, tout en respectant les contraintes physiques et géométriques de l'objet cible. L'approche repose sur les méthodes de points intérieurs [60] pour les algorithmes de remplissage par diffusion.

Une méthode est proposée pour extraire la structure interne de l'objet cible directement dans le domaine de Radon, sans passer par une reconstruction préalable. L'objectif est d'identifier des points intérieurs plausibles dans chaque coupe de sinogramme, afin d'y initier un algorithme de remplissage par diffusion (*flood fill*) [60] et de construire la RBM.

4.1.2 L'érosion morphologique dans un volume 3D

Pour garantir une insertion réaliste, les voxels trop proches des frontières du volume doivent être exclus. Cette contrainte est imposée par une érosion morphologique 3D appliquée au volume binaire présentée dans l'équation 4.1.

Soit le volume érodé $\hat{V}$ qui définit une zone intérieure dans laquelle l'insertion de défauts est plausible avec B un élément structurant sphérique de rayon r.

$$\hat{V} = V \ominus B \tag{4.1}$$

4.1.3 Les pré-traitements sur les sinogrammes

Dans le domaine de Radon, une étape de pré-traitement est appliquée afin d'extraire des points strictement internes, utilisés pour initier la construction de la RBM. Contrairement aux approches classiques d'extraction de caractéristiques, cette méthode ne cherche pas à

détecter des contours ou des gradients, mais à identifier des points situés au cœur de la matière, dans des zones physiquement stables et éloignées des interfaces.

Soit I l'intensité dans le sinogramme qui est modélisée par une distribution unimodale asymétrique à droite. L'objectif étant d'extraire des points intérieurs réalistes, et non les contours ou les extrémités, on définit une bande d'intensité centrée autour du cœur de la distribution. Cette bande agit comme un filtre de bande dans l'espace des intensités tel que présenté dans l'équation 4.2.

Le sinogramme, obtenu par projection de l'image centrée, est segmenté à l'aide de la méthode `threshold_multiotsu` [60], qui permet de séparer les niveaux de gris en plusieurs classes selon une interprétation d'une distribution bimodale. Dans ce contexte, seule la première classe correspondant aux intensités les plus faibles est conservée. Cette zone est interprétée comme une région intérieure, tandis que les intensités plus élevées sont associées aux contours ou aux transitions de densité.

Dans un premier temps, l'analyse s'effectue via une bande passante définie sur l'histogramme des intensités, notée BW_I selon l'équation 4.2. Le processus est déployé sur l'ensemble du volume et permet une reconstruction plus fine et plus réaliste des structures internes.

$$I \in [T_1, T_2] \quad \text{où} \quad T_1, T_2 \in \text{seuils Multi-Otsu} \tag{4.2}$$

La sélection d'un point médian dans cette première classe permet d'éviter les artefacts de bord tout en garantissant une localisation interne. Toutefois, cette opération est délicate puisqu'il faut être exactement sur une zone d'intensité maximale. Mathématiquement, cela correspond à travailler dans un intervalle ouvert de la distribution des intensités, en évitant les extrema où les ambiguïtés apparaissent.

Cette sélection permet de définir un sous-ensemble $\mathcal{G} \subset \hat{V}$ de points admissibles pour initier le remplissage, tel que présenté dans l'équation 4.3.

$$\forall g \in \mathcal{G}, \quad I(g) \in (\mu_0, \mu_1) \subset BW_I \tag{4.3}$$

On a (μ_0, μ_1) qui est un intervalle ouvert à l'intérieur de la première classe d'intensité, excluant les extrémités pour éviter les ambiguïtés aux interfaces.

On pose $\mu_0 = T_1 + \varepsilon$ et $\mu_1 = T_2 - \varepsilon$ avec $\varepsilon > 0$ suffisamment petit pour garantir que les points sélectionnés soient éloignés des interfaces. Cette formulation traduit l'idée que les points de $\mathcal{G}$ appartiennent à une zone intérieure non atteignable par les bords, assurant ainsi la stabilité physique et géométrique des graines de remplissage.

En revanche, l'approche statistique pour isoler les extrémités dans un sinogramme (par exemple, signaux faibles ou très forts), le seuillage $\mu \pm \sigma$ est plus adapté avec μ est la moyenne des intensités, σ l'écart-type. Cela permet de cibler les extrémités de la distribution, là où les signaux rares mais significatifs peuvent se cacher.

4.1.4 La tomographie locale pour l'extraction de points spécifiques

L'extraction de points spécifiques internes à une ROI, en vue de générer ou d'enrichir des sinogrammes, s'inscrit dans le cadre de la tomographie locale [22]. Cette technique repose sur l'exploitation de données acquises le long de lignes de projection situées au plus près de la ROI, permettant une reconstruction partielle centrée sur les zones d'intérêt. Contrairement aux approches classiques qui privilégient les contours et les bords, la tomographie locale vise à préserver des informations internes tout en réduisant l'influence des régions périphériques.

Dans ce contexte, les intensités observées dans le sinogramme sont partiellement dissociées des traces sinusoïdales globales, ce qui permet une interprétation plus fine et localisée des signaux. L'objectif est alors de reconstruire des RS internes, réalistes et représentatives, sans recourir à une inversion complète de la transformée de Radon.

Pour cela, une fonction nommée `LocalRadonBackprojection` est introduite dans l'équation 4.4 qui repose sur une inversion locale simplifiée. Elle permet d'estimer les paramètres d'une sinusoïde restreinte à une demi-période, à partir d'un point (u, v) dans le sinogramme, avec $(u, v) \in \{0, \ldots, N_{\text{proj}} - 1\} \times \{0, \ldots, N_{\text{pix}} - 1\}$. $(u, v)_{l \in \mathbb{N}} \subset (\mathcal{U}, \mathcal{V})$. Cette fonction $\widetilde{\mathcal{R}^{-1}}$ ne constitue pas une inversion exacte de la transformée de Radon, mais une approximation locale permettant de générer des sinusoïdes réalistes dans le sinogramme.

$$\widetilde{\mathcal{R}^{-1}}(u, v) = \begin{pmatrix} a \\ \varphi(a) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \max(|v - \text{offset}|, 1.0) \\ \arcsin\left(\frac{y - c_\rho}{a}\right) - 2\pi f_\theta p \end{pmatrix} \tag{4.4}$$

Cette inversion locale est une approximation puisqu'un point dans le sinogramme ne correspond pas à un point unique dans l'image mais à une intégrale de lignes. Elle permet néanmoins de générer des sinusoïdes réalistes pour des tâches de simulation ou d'injection de défauts dans le domaine de Radon.

Il s'agit d'inverser partiellement les RS d'intérêt liées à la transformée de Radon selon la sinusoïde définie dans l'équation 2.1. Toutefois, la fonction sinus étant périodique et non injective, plusieurs couples (a, φ) peuvent correspondre à un même point (x, y). Cette fonction `LocalRadonBackprojection` est présentée dans l'algorithme 11.

Algorithme 11 : Fonction `LocalRadonBackprojection` : approximation locale permettant de générer des sinusoïdes réalistes dans le sinogramme

Input : Matrice des points $(u, v)_{l \in \mathbb{N}} \subset (\mathcal{U}, \mathcal{V})$ issus du seuillage d'intensité dans la bande passante BW_I

Output : Paramètres $(a, \varphi)_{l \in \mathbb{N}} \in (\mathcal{A} \times \phi)$ associés à chaque sinusoïde

```
for l ∈ L do
    Calculer a à partir de v et d'un décalage
    Calculer φ à partir de y, c_ρ, a, f_θ et p
end
```

Pour garantir une inversion unique et stable, l'analyse est restreinte à une demi-période de la sinusoïde, typiquement sur l'intervalle $\varphi \in [-\frac{\pi}{2}, \frac{\pi}{2}]$, où la fonction sin est strictement

monotone et donc bijective. Cette contrainte permet d'assurer que chaque point image est associé à une sinusoïde unique dans le domaine de Radon.

4.1.5 La sélection du point intérieur optimal

Une fois la plage de niveaux de gris identifiée dans le sinogramme, les coordonnées (u, v) des pixels concernés sont extraites. Ces coordonnées sont ensuite transformées en paramètres sinusoïdaux (a, φ), puis reconverties en coordonnées cartésiennes pour initier le processus de remplissage à partir d'un point adapté (x^*, y^*). La chaîne de correspondance entre ces espaces est donnée par l' équation 4.5.

$$(u, v) \longrightarrow (\rho, \theta) \longrightarrow (a, \varphi) \longrightarrow (x^*, y^*) \tag{4.5}$$

Cette étape établit le lien entre les informations du sinogramme et la structure physique de l'objet cible. Après filtrage dans la bande passante $BW_{\mathcal{A}}$, un histogramme des amplitudes est analysé pour retenir une valeur médiane, représentative des zones internes.

1) La distribution en amplitude

La distribution des sinusoïdes obtenue est ensuite analysée pour sélectionner un point médian, considéré comme un candidat fiable pour initier un algorithme de *flood fill*. Ce point est converti en coordonnées cartésiennes (x, y) (équation 2.2) utilisé pour initialiser et remplir la région intérieure dans la coupe considérée. Ce processus contribue à la construction de la RBM en garantissant que les défauts soient insérés dans des zones physiquement cohérentes.

Dans un second temps, l'analyse s'effectue sur les amplitudes extraites via une bande passante $BW_{\mathcal{A}}$, appliquée à l'ensemble du volume. Ce filtrage affine la localisation des structures internes en éliminant les artefacts de bord.

Une analyse statistique est menée sur la distribution des amplitudes $\{a_l\}$ obtenues après inversion locale. Si cette distribution présente une diversité suffisante (par exemple, plus de dix valeurs distinctes), un seuillage est appliqué pour ne conserver que la première classe, correspondant aux plus faibles amplitudes. Ces dernières sont interprétées comme les sinusoïdes les plus internes, donc les plus éloignées des frontières.

Un histogramme est ensuite construit à partir des amplitudes sélectionnées. L'intervalle dont la fréquence est la plus proche de la moyenne est identifié comme représentatif de la zone intérieure. Le couple le plus réaliste (a^*, φ^*) associé est alors retenu comme point d'initiation optimal.

La distribution des amplitudes étant généralement asymétrique, avec une accumulation centrale et des extrêmes peu représentatifs, l'objectif est d'extraire une amplitude typique, ni trop faible (bruit et/ou fond), ni trop forte (contour et/ou artefact). Un point médian est sélectionné dans cette distribution, puis reconverti en coordonnées cartésiennes $(x^*, y^*)^s$ via une transformation polaire inversée.

2) L'unicité partielle de la solution

La non-unicité évoquée précédemment peut être partiellement levée en restreignant l'analyse à une demi-période de la sinusoïde. En effet, la fonction sinus étant périodique de période 2π, plusieurs couples (a, φ) peuvent correspondre à un même point (x, y) dans l'espace image. Toutefois, en limitant l'étude à un intervalle de phase tel que $\varphi \in [-\frac{\pi}{2}, \frac{\pi}{2}]$, où la fonction sinus est strictement monotone et bijective, une unicité locale peut être assurée.

Cette restriction permet de stabiliser l'inversion de la relation précédente (voir l'équation 4.4). Il faut que l'amplitude a soit fixée et que le rapport $\frac{y-c_\rho}{a}$ reste dans l'intervalle $[-1, 1]$. Ainsi, chaque point (x, y) est associé à une sinusoïde unique dans le domaine de Radon, ce qui renforce la robustesse de la sélection de points pour l'initiation du *flood fill*. Néanmoins, même avec cette contrainte, une certaine ambiguïté peut subsister si plusieurs sinusoïdes de différentes amplitudes passent par le même point. L'espace des solutions (a, φ) reste donc une variété paramétrée, mais fortement réduite.

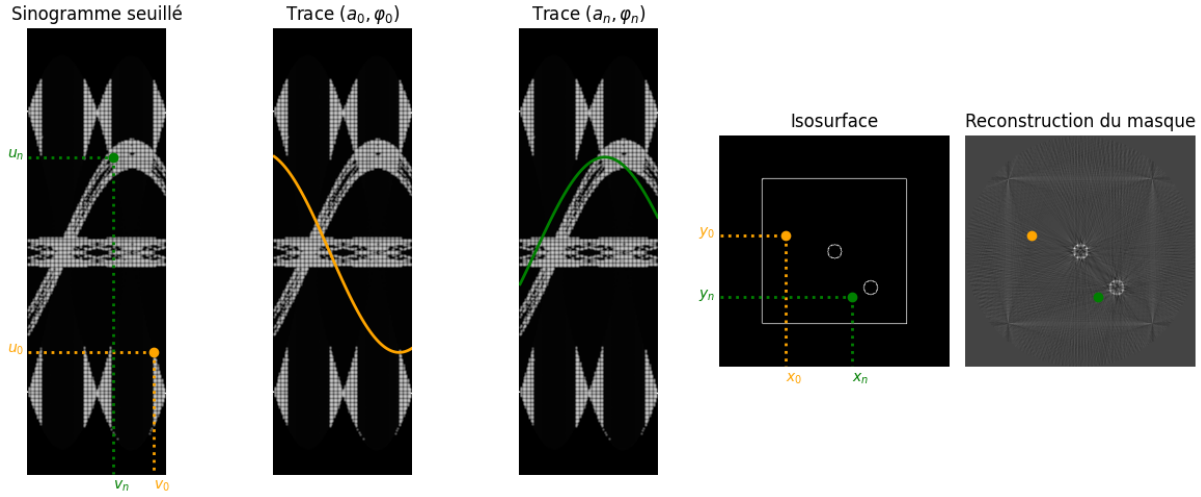


FIGURE 4.3 – Illustration du processus d'association entre les coordonnées dans le domaine de Radon et les points dans le domaine cartésien sur un sinogramme exemple. (de gauche à droite) sinogramme seuillé avec repérage des coordonnées exemple (de (u_0, v_0) jusqu'à $(u_n, v_n)_{n\in\mathbb{N}}$) avec des RS associées possible, puis des points solutions possible (x_0, y_0) et (x_n, y_n) dans l'espace image via une isosurface avant de reconstruire le masque

La figure 4.3 ci-dessus présente un exemple appliqué à un objet simulé afin d'illustrer le principe d'association entre des coordonnées dans le domaine de Radon et des coordonnées solutions possibles dans le domaine cartésien. Cette étape est essentielle pour relier les informations extraites du sinogramme, telles que les positions (u, v) et les paramètres (a, φ) des traces identifiées, à des points physiques dans l'espace image. Cette correspondance permet d'établir un lien entre les caractéristiques observées dans le domaine de Radon et la structure géométrique de l'objet cible, préalable indispensable à la reconstruction volumique.

3) L'algorithme de remplissage

L'algorithme de *flood fill* est une méthode classique en traitement d'image et en graphisme interactif, permettant de remplir une zone connectée jusqu'à une valeur frontière définie. L'image binaire de la coupe s considérée est copiée localement, puis modifiée par l'algorithme à partir du point (x^*, y^*), avec une valeur d'injection fixée à 1.

Il repose sur une approche itérative utilisant une pile, ce qui évite les limitations liées à la récursion et assure une robustesse sur de grandes images [17]. Ce processus est répété pour chaque coupe du volume, permettant ainsi de construire une RBM tridimensionnelle cohérente M_{RBM}, définissant les zones admissibles pour l'insertion de défauts. La RBM ainsi obtenue garantit que les défauts synthétisés seront insérés dans des régions internes, éloignées des frontières, et conformes aux contraintes physiques du matériau.

L'algorithme repose sur une exploration itérative de l'image à partir d'un point initial idéal (x^*, y^*). À chaque étape, un pixel $[i, j]$ est extrait de P, puis évalué selon des critères de validité. Si le pixel est admissible, il est marqué comme appartenant à la région remplie dans l'image M_{RBM}.

Le résultat final, la RBM, définit les zones de placement possibles des défauts dans le système de coordonnées cartésiennes. Construite à partir du traitement basé sur Radon, elle permet de contraindre les positions possibles des défauts tout en assurant leur pertinence industrielle. Les détails d'implémentation sont fournis dans l'algorithme 12 avec la fonction `FloodFillRBM`.

Algorithme 12 : Fonction `FloodFillRBM` : remplissage itératif à partir d'une initialisation par un point intérieur

Input : Image binaire I associée à une isosurface s, initialisation avec (x^*, y^*)
Output : M_{RBM} image modifiée avec la région connectée remplie

```
P ← (x*, y*)                                   // Pile des pixels à explorer
while P non vide do
    [i, j] ← dernier élément ajouté à P, puis retirer
    if [i, j] est dans le contour de l'image et non visité then
        M_RBM[i, j] ← 1
        Marquer [i, j] comme visité
        Ajouter les voisins 4-connexes de [i, j] à P
    end
end
```

Un exemple illustratif du processus de remplissage est présenté dans la figure 4.4. Cette figure montre l'augmentation tridimensionnelle de défauts dans l'espace de Radon, appliquée à deux défauts distincts. À partir des sinogrammes 2D bruts, des traitements d'image permettent d'extraire des caractéristiques internes et de construire la matrice M_{RBM}. Cette matrice guide l'insertion contrôlée de défauts synthétiques, illustrée avec deux exemples distincts, jusqu'à la génération des sinogrammes augmentés de l'objet cible.

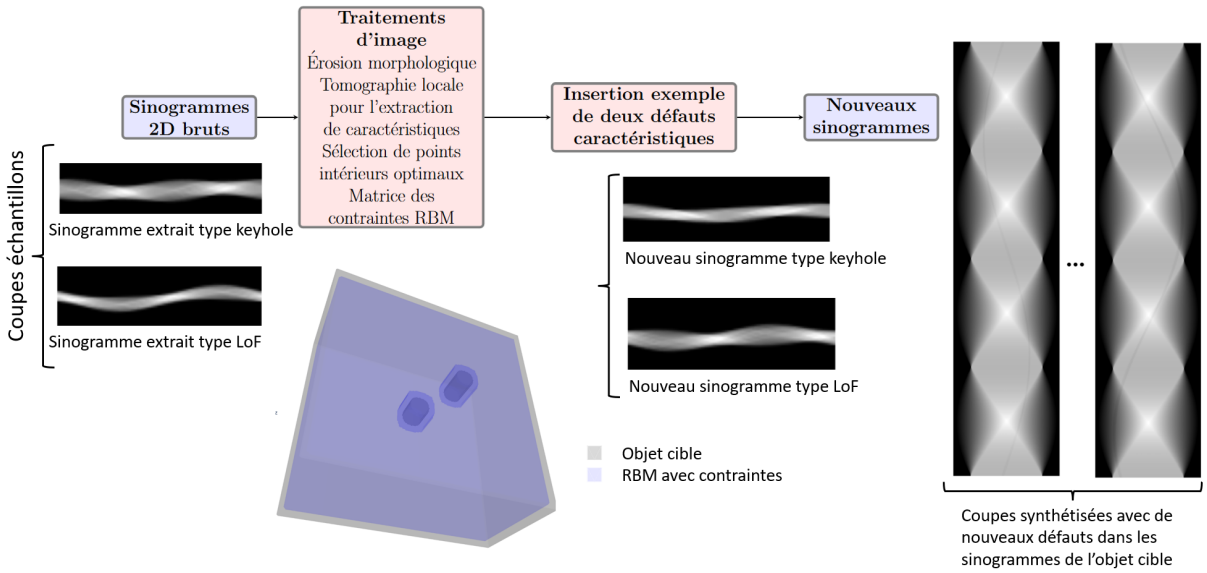


FIGURE 4.4 – Illustration de la chaîne de traitement pour l'augmentation tridimensionnelle de défauts dans l'espace de Radon

4.1.6 Le logigramme récapitulatif

L'approche proposée repose sur l'utilisation d'histogrammes séquentiels, dont les étapes successives sont dépendantes les unes des autres. Chaque seuillage permet d'extraire une information complémentaire du sinogramme, dans une logique de séparation progressive des composantes du signal. L'objectif est de décorréler les informations contenues dans le sinogramme, en commençant par l'intensité globale, puis en s'intéressant aux amplitudes associées à certaines traces spécifiques.

Ces traces ne correspondent pas à des contours classiques, mais à des structures internes du sinogramme qui sont des RS. L'analyse ne repose donc pas sur la recherche de valeurs extrêmes mais sur l'exploitation des informations de fond, de variabilité, voire d'entropie, présentes dans le sinogramme. Ces éléments permettent d'inférer des propriétés sur la structure de l'objet cible, noté S_{target}.

Dans ce cadre, l'analyse s'effectue dans des bandes passantes définies sur deux axes : l'histogramme sur les intensités BW_I et sur les amplitudes $BW_{\mathcal{A}}$. Ces bandes permettent de filtrer l'information utile à chaque étape du traitement, comme le présente le logigramme de la figure 4.5 à la page suivante. Ce processus est itératif sur l'ensemble du volume et permet une reconstruction plus fine et plus réaliste des structures internes.

1. Initialisation : sinogramme 2D de l'objet cible.
2. Histogramme : seuillage dans la bande passante BW_I.
3. Distribution des amplitudes : filtrage dans la bande passante $BW_{\mathcal{A}}$.
4. Association des coordonnées polaires $(u, v)_{l\in\mathbb{N}}$ aux paramètres $(a, \varphi)_{l\in\mathbb{N}}$.
5. Calcul du point cartésien idéal : $(x^*, y^*) = (a^* \sin(\varphi^*),\ a^* \cos(\varphi^*))$.
6. Algorithme de remplissage : reconstruction partielle dans l'espace image

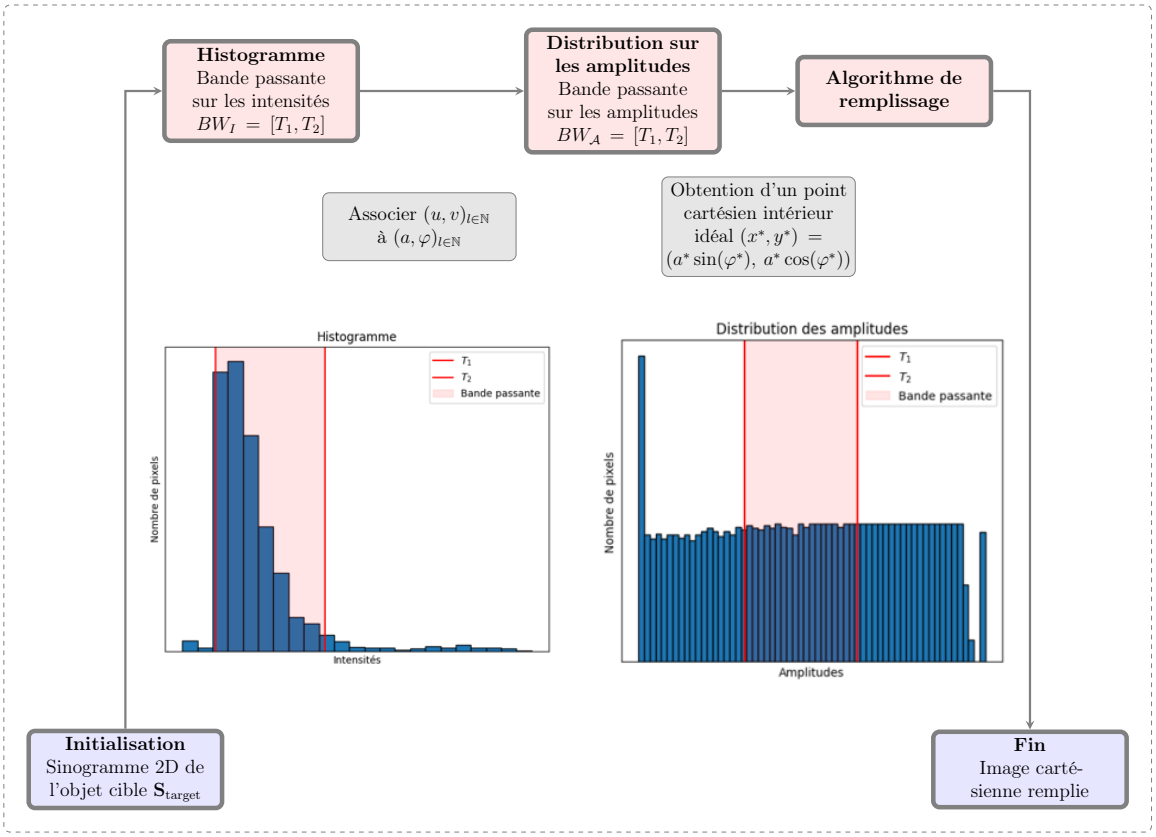


FIGURE 4.5 – Principe de génération de la RBM dans le domaine de Radon adaptable à chaque volume cible à partir de $\mathbf{S}_{\text{target}}$: extraction des bandes passantes sur les intensités BW_I et sur les amplitudes $BW_{\mathcal{A}}$ afin d'extraire un point intérieur représentatif de la forme pour l'injecter dans un algorithme de remplissage

4.2 L'algorithme d'augmentation des données

Dans ce contexte, nous proposons la méthodologie SinoDAM, qui permet de synthétiser des sinogrammes réalistes de défauts à partir de caractéristiques de défauts issues de la fabrication additive et injectées dans des objets métalliques scannés cibles S_{target}.

Le processus débute par la BDD extraite $D^{(3D)}$, obtenue à partir d'images de défauts prétraitées et segmentées selon une méthode d'extraction de caractéristiques 2D développée précédemment. Ces défauts segmentés servent de base à la construction des sinogrammes synthétiques. Afin d'introduire des variations industrielles pertinentes, SinoDAM génère de nouvelles structures volumiques de défauts par des transformations géométriques simples. La méthodologie est conçue pour être adaptable à différents jeux de données de défauts. Dans notre étude, deux jeux de données ont été utilisés : un premier, issu d'un échantillon poreux, permettant l'extraction de sinogrammes de défauts individuels à partir de données XCT réelles ; un second, servant de support à l'insertion des défauts dans des objets métalliques scannés.

La figure 4.6 illustre les étapes principales de cette méthodologie. L'ensemble de données ainsi augmenté est destiné à des applications futures en apprentissage profond, notamment pour des tâches de classification de défauts.

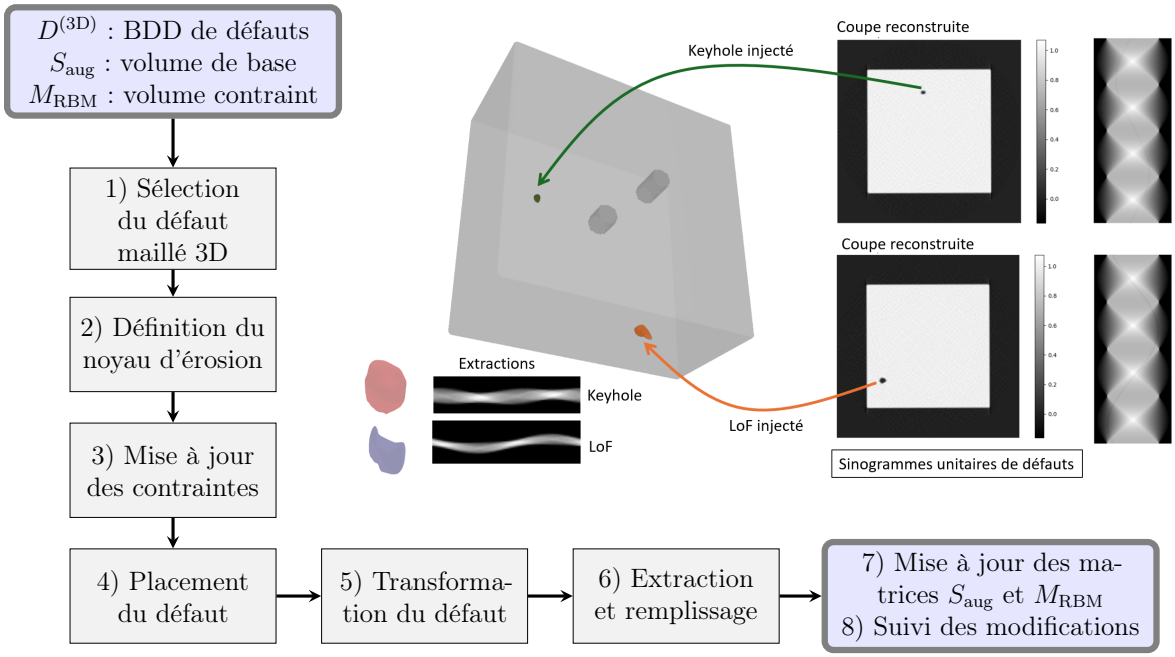


FIGURE 4.6 – Logigramme d'injection d'un défaut maillé 3D dans un volume contraint illustrant l'algorithme 14 avec la fonction `SinoDAM` : chaque étape correspond à une transformation ou une mise à jour du défaut dans l'espace $\mathcal{D}^{(3D)}$, jusqu'à son intégration dans le volume S_{aug} sous contraintes M_{RBM}

4.2.1 La construction de l'élément structurant

Afin de garantir l'injection des défauts synthétiques dans des zones internes pertinentes du volume, un élément structurant est construit à partir de la boîte englobante du défaut. Cette boîte est utilisée pour définir un noyau sphérique centré dont le rayon est ajusté en fonction des dimensions du défaut. Cet élément structurant sert ensuite à déterminer les régions admissibles à l'injection en tenant compte de deux types de contraintes : les contraintes physiques, visant à éviter les zones proches des frontières où les propriétés géométriques ou mécaniques de l'objet pourraient être altérées, et les contraintes de collision, destinées à prévenir le chevauchement de plusieurs défauts en imposant une distance minimale entre leurs centres d'injection.

Dans le cadre du placement des défauts dans le volume, une opération morphologique est utilisée pour identifier les régions suffisamment éloignées des frontières de l'objet. À partir de l'élément structurant sphérique dérivé de la boîte englobante du défaut, un sous-volume admissible $\hat{V}$ est obtenu, tel que présenté dans l'équation 4.1. Ce sous-volume correspond à l'ensemble des positions pour lesquelles le défaut peut être inséré tout en respectant les contraintes géométriques imposées par la structure de l'objet.

Cependant, l'application directe d'un élément structurant 3D sphérique ou cubique peut s'avérer coûteuse en temps de calcul. Pour optimiser cette étape, on exploite la séparabilité de certains éléments structurants. Un élément structurant 3D noté $K(x, y, z)$

est dit séparable lorsqu'il peut être décomposé en trois éléments structurants unidimensionnels appliqués successivement selon les axes principaux [46], comme illustré dans l'équation 4.6 où $\otimes$ désigne la composition des opérations morphologiques associées aux éléments structurants.

$$K(x, y, z) \approx K_x(x) \otimes K_y(y) \otimes K_z(z) \tag{4.6}$$

C Cette propriété permet de remplacer une opération morphologique tridimensionnelle par trois traitements successifs selon les axes x, y et z. Le nombre d'opérations passe alors d'un voisinage tridimensionnel de taille n^3 à trois voisinages unidimensionnels de taille n, réduisant significativement le coût de calcul. Par exemple, un élément structurant de taille $3 \times 3 \times 3$ nécessite la prise en compte de 27 voxels, contre seulement 9 pour une implémentation séparable. Cette approche permet ainsi de préserver les contraintes spatiales nécessaires à la construction de la RBM tout en améliorant l'efficacité du traitement.

4.2.2 Les transformations géométriques

L'augmentation géométrique des défauts repose sur l'application de transformations de type **RST** *(Rotation, Scaling, Translation)* sur des représentations de sinogrammes unitaires [70]. Ces transformations permettent de générer des défauts variés tout en respectant les contraintes physiques du support et en évitant les collisions entre défauts.

Les transformations géométriques appliquées aux coordonnées d'un point $\mathbf{x} = (x, y, z)^\top$ dans l'espace tridimensionnel sont présentées dans l'équation 4.7. Chaque transformation est sélectionnée aléatoirement selon une distribution uniforme, et les facteurs de mise à l'échelle sont tirés dans l'intervalle $[s_{\min}, s_{\max}]$.

$$\begin{cases} \text{Rotation :} & \mathbf{x}' = R_{\text{axis}}(\theta)\,\mathbf{x}, \quad \theta \sim \mathcal{U}(0, 2\pi) \\ \text{Translation :} & \mathbf{x}' = \mathbf{x} + \mathbf{t}, \quad \mathbf{t} \sim \mathcal{N}(\mathbf{t}_{\min}, \mathbf{t}_{\max}) \\ \text{Homothétie :} & \mathbf{x}' = S \cdot \mathbf{x}, \quad S = \text{diag}(s_x, s_y, s_z), \quad s_i \sim \mathcal{N}(s_{\min}, s_{\max}) \end{cases} \tag{4.7}$$

Chaque défaut extrait est transformé selon des paramètres définis, puis validé selon deux critères : inclusion dans le sinogramme cible et absence d'intersection avec les défauts déjà placés. Afin de garantir la validité des défauts augmentés et leur intégration cohérente dans les sinogrammes cibles, deux types de contraintes sont systématiquement appliqués.

— Le non-recouvrement : chaque défaut est associé à une boîte englobante dans l'espace de Radon. Lors de l'injection dans le sinogramme cible, les boîtes englobantes 3D ne se chevauchent pas. Cette contrainte prévient les superpositions qui pourraient altérer la lisibilité des sinogrammes et compromettre les étapes de reconstruction ou d'analyse.

— La contrainte de support : les défauts doivent être entièrement contenus dans la zone définie par le support de l'objet cible. Cela signifie que les coordonnées transformées du défaut, après application des opérations RST, doivent rester dans les limites spatiales du sinogramme. Cette contrainte assure que les défauts simulés conservent une plausibilité physique et ne débordent pas du domaine d'étude.

1) L'algorithme

L'algorithme d'augmentation géométrique s'applique à un défaut unitaire $(a, \varphi) \in D^s$, représenté dans l'espace de Radon. À partir de ce défaut, des transformations paramétrées, rotation, dilatation, et translation, respectivement $\theta_{\text{aug}}, s_{\text{aug}}, T_{\text{aug}}$ sont appliquées autour de son centre de masse, afin de générer une nouvelle instance. Ces conditions assurent la cohérence physique et spatiale des défauts injectés, tout en évitant les recouvrements susceptibles de perturber les étapes de reconstruction ou d'analyse. Ce processus est formalisé par la fonction `GeometricAugmentations` dans l'algorithme 13, qui décrit l'itération sur les défauts extraits, l'application des transformations géométriques, et la validation conditionnelle avant leur ajout à la base augmentée.

Algorithme 13 : Fonction `GeometricAugmentations` : augmentation géométrique de défauts 2D sous contraintes

Input : Liste de défauts extraits $D^{s*} \subseteq \mathcal{D}$, paramètres de transformation $(\theta_{\text{aug}}, s_{\text{aug}}, T_{\text{aug}})$, sinogramme de l'objet cible S_{target}

Output : Liste augmentée de défauts D^s_{aug}

foreach $(a, \varphi) \in D^{s*}$ **do**
  $(a, \varphi)_{\text{aug}} \leftarrow$ appliquer rotation, dilatation, translation avec $(\theta_{\text{aug}}, s_{\text{aug}}, T_{\text{aug}})$
  if $(a, \varphi)_{aug}$ *est contenu dans* S_{target} ***et*** *n'intersecte aucun défaut dans* D^s_{aug} **then**
    Ajouter $(a, \varphi)_{\text{aug}}$ à D^s_{aug}
  end
end
return D^s_{aug}

2) Le logigramme d'augmentation proposé en 2D

Le logigramme de la figure 4.7 est présenté en 2D mais peut être étendu en 3D avec le même principe.

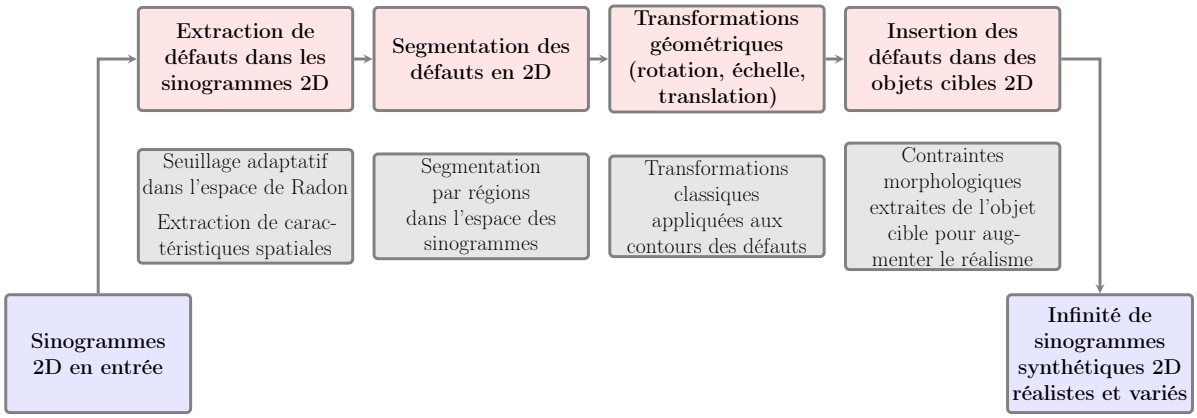


FIGURE 4.7 – Chaîne de traitement pour la génération de sinogrammes 2D réalistes : le processus inclut l'extraction, la segmentation, la transformation et l'insertion de défauts dans des objets cibles, avec validation morphologique à chaque étape

L'algorithme d'augmentation vise à enrichir la base de défauts de sinogrammes $D^{(3D)}$ en générant de nouvelles instances à partir de défauts unitaires extraits. Cette procédure repose sur des transformations géométriques contrôlées et sur le respect de contraintes spatiales et physiques propres à l'objet support.

Ce logigramme illustre la chaîne de traitement proposée pour la génération de sinogrammes synthétiques en 2D. À partir de sinogrammes d'entrée, les défauts sont extraits, segmentés, puis soumis à des transformations géométriques telles que la rotation, la mise à l'échelle et la translation. Ces défauts transformés sont ensuite insérés dans des objets cibles 2D en respectant des contraintes morphologiques, garantissant ainsi la cohérence physique et spatiale des configurations simulées. L'ensemble du processus permet de produire une infinité de sinogrammes synthétiques 2D réalistes et variés.

4.3 Les résultats volumiques des augmentations après le SinoDAM

Cette section présente les résultats obtenus après l'application de la méthodologie SinoDAM sur différents volumes industriels et académiques. Le principe fondamental repose sur l'insertion réaliste de défauts dans des objets cibles 3D, en tenant compte de leurs contraintes géométriques et structurelles (grâce à la RBM). Ces insertions sont guidées par des distributions de probabilité définies sur l'espace des transformations et sur les volumes contraints, permettant une génération infinie de variantes à partir d'un même défaut source.

Les trois sous-sections suivantes détaillent ces résultats sous différents angles complémentaires. La première présente la BDD de défauts augmentés générée à partir de SinoDAM. Puis, une étude quantitative des types de défauts est menée après extraction et traitements morphologiques, ce qui permet d'évaluer leur cohérence statistique et structurale. Enfin, une stratégie est proposée pour améliorer le réalisme des injections dans les volumes, de façon à reproduire des concentrations spatiales typiques des procédés industriels.

4.3.1 La BDD de défauts augmentés

À la page suivante, la figure 4.8 rappelle la méthodologie SinoDAM développée pour la synthèse réaliste de sinogrammes. Cette approche repose sur une séquence d'opérations : elle commence par la génération d'un objet cible simulé servant de référence, puis procède à l'extraction de défauts représentatifs. Ces défauts sont ensuite insérés dans l'objet cible en respectant des contraintes géométriques et physiques afin de garantir la cohérence structurelle.

La notion de synthèse dite infinie désigne ici la capacité du système à produire une diversité illimitée de défauts injectés, conditionnée par plusieurs paramètres. Ils correspondent aux restrictions spatiales imposées par le volume contraint M_{RBM}, à la distribution probabiliste utilisée pour sélectionner les transformations appliquées aux défauts (rotation, translation, mise à l'échelle) et à la nature de l'objet cible (référence, simple, industriel).

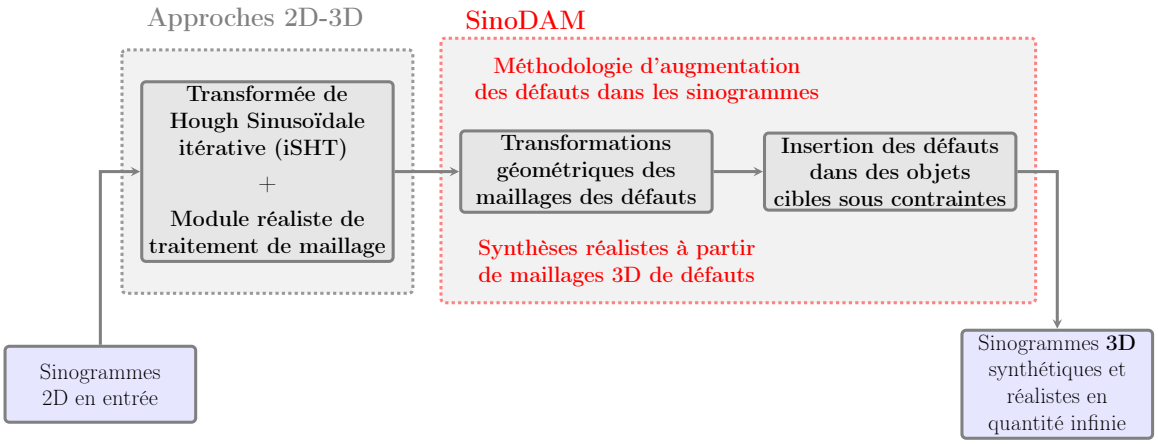


FIGURE 4.8 – Chaîne de génération de sinogrammes réalistes. La méthodologie SinoDAM combine : (i) iSHT et traitement des maillages, (ii) transformations géométriques des défauts, (iii) insertion sous contraintes dans l'objet cible, pour produire des sinogrammes 3D réalistes en grande quantité.

La BDD synthétisée présentée dans le tableau 4.1 résulte de l'application de l'algorithme `SinoDAM` avec des échantillons CoCr. Cette approche permet d'injecter des défauts extraits dans des objets cibles en respectant des contraintes physiques et géométriques. Chaque entrée de la base inclut un identifiant d'origine assurant la traçabilité avec le sinogramme source et l'échantillon initial, ainsi que les caractéristiques géométriques du défaut telles que le type de porosité, le nombre de sommets et de faces, le centre de masse et la boîte englobante. Elle intègre également les paramètres d'augmentation appliqués, comprenant la translation, l'échelle et la rotation. Cette structuration garantit une normalisation des données et facilite leur exploitation pour des analyses quantitatives ou des simulations réalistes.

Paramètre	**ID$_1$**	**ID$_2$**	**...**
Type de porosité	P$_1$	P$_2$	...
Sommets	V_1	V_2	...
Faces	F_1	F_2	...
Centre de masse (CoM)	(x_1, y_1, z_1)	(x_2, y_2, z_2)	...
Boîte englobante (BB)	(BB_x, BB_y, BB_z)	(BB_x, BB_y, BB_z)	...
Translation	(t_x, t_y, t_z)	(t_x, t_y, t_z)	...
Échelle (isotrope)	s_1	s_2	...
Rotation (axe)	(r_x, r_y, r_z)	(r_x, r_y, r_z)	...

TABLEAU 4.1 – Paramètres de la BDD synthétisée après application de la méthodologie SinoDAM sur des échantillons CoCr

Les paramètres d'augmentation appliqués comprennent la translation, l'échelle et la rotation. L'échelle est imposée de manière isotrope afin de préserver la morphologie des

défauts et d'éviter toute distorsion anisotrope susceptible d'altérer leur représentativité physique. Les étiquettes associées aux défauts sont automatiquement propagées depuis la base précédente, où chaque défaut avait été préalablement catégorisé selon sa nature et ses caractéristiques morphologiques. Cette structuration garantit une normalisation des données et facilite leur exploitation pour des analyses quantitatives ou des simulations réalistes.

4.3.2 Les études quantitatives des défauts après extractions et traitements morphologiques

Après l'extraction des défauts présentée au chapitre 2 et leur passage en trois dimensions décrit au chapitre 3, les deux types de discontinuités étudiées dans cette thèse, le keyhole et LoF, sont injectés manuellement dans un objet cible : un objet de référence, le cylindre et une pièce de fabrication additive complexe : le corps de pompe.

Cette étape repose sur deux sources d'information complémentaires : le volume obtenu à partir des sinogrammes de l'objet cible et les sinogrammes correspondants aux défauts d'intérêt. Les défauts sont insérés au sens d'une sommation de sinogrammes volumiques, avant que le volume enrichi ne soit reconstruit par rétroprojection filtrée.

1) Le sinogramme volumique

Dans notre cadre, le sinogramme volumique correspond à l'empilement de l'ensemble des sinogrammes coupe à coupe, ce qui permet de représenter simultanément la hauteur de la pièce, ses projections et la trace tridimensionnelle des défauts.

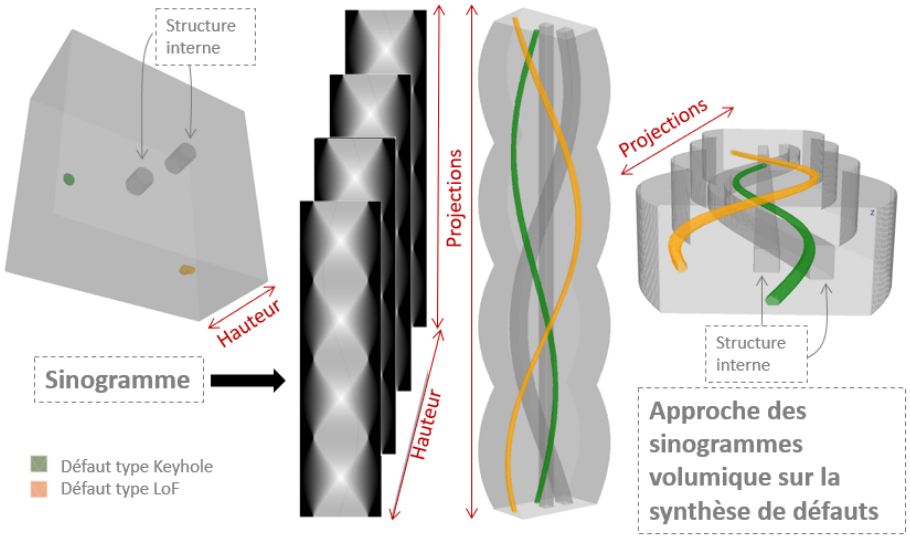


FIGURE 4.9 – Illustration du sinogramme volumique et de son interprétation géométrique. (à gauche) emplacement des défauts (keyhole en vert, LoF en orange) dans le volume cible reconstruit et maillé. (au centre) sinogramme volumique et (à droite) trajectoires tridimensionnelles des défauts dans le domaine de Radon (courbes extrudées dans le sinogramme du cylindre)

Pour illustrer ce concept, la figure 4.9 précédente met en évidence la correspondance entre les trajectoires des défauts synthétisés dans le domaine de Radon et leur projection volumique. Les défauts keyhole et LoF y apparaissent sous la forme de courbes évidées dans un cylindre transparent, permettant de visualiser leur signature géométrique dans les sinogrammes 3D. La même représentation est utilisée plus loin pour analyser les défauts insérés dans le corps de pompe.

2) Avec un objet cible complexe

L'objectif de cette étude quantitative est double. Dans un premier temps, il s'agit d'évaluer dans quelle mesure l'injection de défauts dans le sinogramme d'un objet cible complexe affecte la géométrie de celui-ci après reconstruction par FBP, segmentation et extraction du maillage. Cette analyse permet de vérifier que l'ajout de défauts demeure localisé et ne dégrade pas significativement la structure globale de l'objet. Dans un second temps, l'étude vise à caractériser l'impact des transformations appliquées aux défauts sur leur morphologie finale. L'objectif est d'estimer la fidélité géométrique des défauts synthétisés vis-à-vis des défauts de référence et d'identifier les éventuelles déformations induites par le processus de transformation, de projection et de reconstruction.

Afin de quantifier les écarts géométriques, une distance euclidienne est calculée entre chaque sommet du maillage de référence et le sommet correspondant sur le maillage reconstruit. Pour un sommet i, l'erreur géométrique est définie par l'équation 4.8, où $\mathbf{v}_i^{\text{ref}}$ désigne le sommet de référence (vérité terrain) et $\mathbf{v}_i^{\text{rec}}$ le sommet issu du maillage reconstruit.

$$e_i = \left\| \mathbf{v}_i^{\text{rec}} - \mathbf{v}_i^{\text{ref}} \right\|_2 \tag{4.8}$$

Afin de comparer spatialement les écarts indépendamment de leur amplitude absolue, ces distances sont normalisées par la méthode min-max dans l'équation 4.9.

$$e_i^{\text{norm}} = \frac{e_i - e_{\min}}{e_{\max} - e_{\min}} \qquad \text{avec} \qquad e_{\min} = \min_i(e_i) \qquad \text{et} \qquad e_{\max} = \max_i(e_i). \tag{4.9}$$

Cette représentation permet d'étudier la distribution spatiale des erreurs géométriques sur le maillage et d'identifier les régions les plus affectées par les différentes étapes du procédé, depuis l'injection des défauts dans le sinogramme jusqu'à la reconstruction et l'extraction de surface.

Ces résultats mettent en évidence une bonne concordance morphologique relative entre le maillage de référence et le maillage obtenu après injection des défauts, reconstruction par FBP et extraction de surface. Les écarts observés restent principalement confinés aux régions naturellement les plus sensibles aux effets de discrétisation, de reconstruction et de maillage. Par ailleurs, l'absence de déformations significatives à l'échelle du composant indique que l'approche proposée préserve la géométrie globale de l'objet cible. La synthèse apparaît ainsi maîtrisée et compatible avec les contraintes du volume cible, l'insertion des défauts n'induisant pas d'altération majeure de la structure reconstruite.

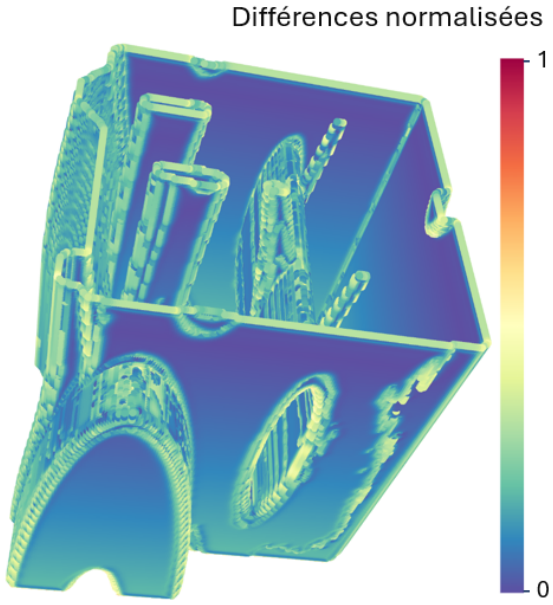


FIGURE 4.10 – Cartographie de l'erreur géométrique normalisée entre le maillage de vérité terrain et le maillage obtenu après injection de défauts, reconstruction FBP et extraction de surface

La figure 4.10 présente la cartographie des erreurs géométriques normalisées entre le maillage de référence et le maillage reconstruit après injection des défauts dans le sinogramme de l'objet cible (voir équation 4.9). Pour chaque sommet, la distance euclidienne au sommet de référence est calculée, puis normalisée par la méthode min-max afin de visualiser la répartition spatiale des écarts sur l'ensemble de la surface.

Pour évaluer l'influence des traitements morphologiques sur la fidélité des défauts par rapport à la vérité terrain, nous avons limité l'analyse à leur boîte englobante et à leur enveloppe convexe. Cette approche permet de visualiser les écarts induits par le maillage et le lissage, en isolant chaque défaut dans son espace minimal. Les métriques géométriques (nombre de sommets et de facettes) sont comparées entre la vérité terrain et la version segmentée, afin de quantifier les modifications topologiques.

3) Une analyse locale

La figure 4.11 présente l'analyse des écarts géométriques relatifs normalisés entre les défauts de référence et les défauts extraits après injection, reconstruction et maillage. Les cartes de couleurs sont obtenues à partir de l'erreur relative normalisée définie précédemment. Elles montrent une répartition globalement homogène des écarts sur la surface des défauts, sans concentration marquée dans une région particulière.

Afin de compléter cette visualisation, le tableau 4.2 présente les valeurs numériques associées à chaque défaut avant et après segmentation. Les métriques incluent le nombre de sommets, le nombre de facettes et la sphéricité. Le ratio entre la version segmentée et la vérité terrain est également indiqué pour quantifier l'ampleur des modifications.

La même approche d'évaluation géométrique a été appliquée à deux défauts keyhole et LoF. L'objectif est d'évaluer la capacité de la chaîne complète d'injection, de reconstruction et d'extraction à préserver les caractéristiques morphologiques des défauts initiaux. À la page d'après, les résultats présentés dans la figure 4.11 et le tableau 4.2 montrent des écarts de sphéricité limités.

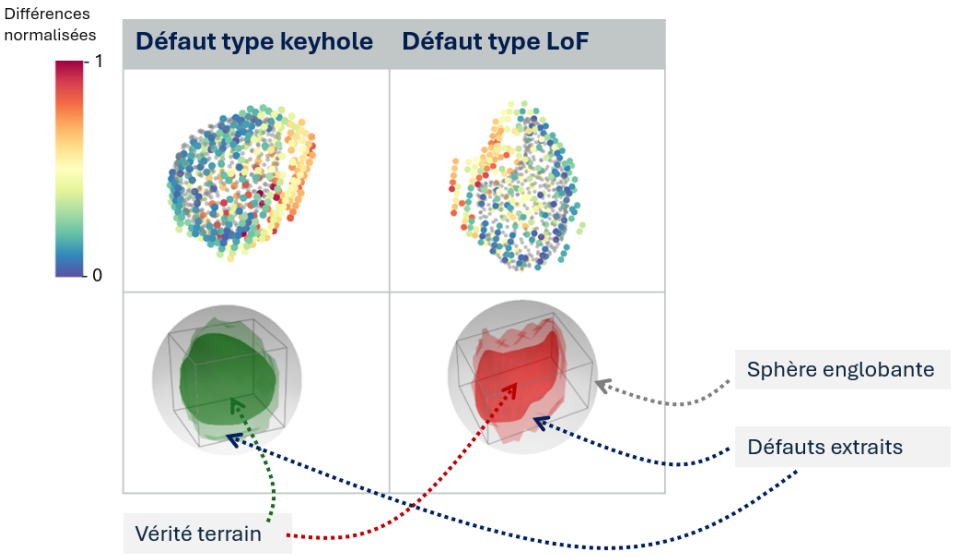


FIGURE 4.11 – Comparaison géométrique entre les défauts de type LoF et keyhole, de référence et ceux extraits après injection et reconstruction de surfaces. Les cartes de couleurs représentent l'erreur relative normalisée calculée sur les sommets des maillages et les vues 3D illustrent la superposition des vérités terrain et des défauts extraits dans leurs sphères englobantes respectives

TABLEAU 4.2 – Comparaison quantitative entre les défauts de référence et les défauts extraits après injection et reconstruction.

Critères	**Écart pour keyhole vérité terrain / extrait**	**Écart pour LoF vérité terrain / extrait**	**Commentaires**
Sphéricité	15 %	12 %	Forme globalement préservée
Erreur selon équation 4.9	$< 1\,\%$	$< 1\,\%$	Localisation précise

Ces variations traduisent une altération modérée de la géométrie fine, principalement induite par les opérations de reconstruction, de maillage et de lissage, tout en conservant la forme générale des défauts. L'erreur barycentrique demeure inférieure à 1 % dans les deux cas, attestant d'une excellente conservation de leur position spatiale. Pour les données considérées, cette erreur est inférieure à la taille d'un voxel, ce qui témoigne d'une précision de localisation subvoxélique. Ces résultats mettent en évidence que les défauts synthétisés restent maîtrisés et compatibles avec les contraintes d'injection imposées par le volume cible, sans altération notable de la structure globale de l'objet cible.

4.3.3 L'augmentation du réalisme dans l'injection de défauts dans un volume : les cartes de distribution

L'insertion contrôlée de défauts dans un volume 3D constitue une étape clé dans la génération de sinogrammes synthétiques réalistes. Elle permet de simuler des scénarios variés tout en respectant des contraintes physiques et géométriques propres aux objets étudiés. Cette opération repose sur la définition d'une carte de probabilité dans l'espace tridimensionnel, qui guide le positionnement des défauts selon des distributions choisies.

Deux stratégies principales sont envisagées. La première repose sur une distribution uniforme, dans laquelle chaque position du volume a la même probabilité d'être sélectionnée. Cette approche garantit l'absence de biais spatial et constitue un modèle de référence neutre. La seconde stratégie introduit une distribution mixte, combinant une région d'intérêt privilégiée (par exemple modélisée par une gaussienne discrétisée) et un fond uniforme. Cette configuration permet de concentrer les insertions dans des zones spécifiques tout en conservant une certaine variabilité aléatoire.

Ces mécanismes de positionnement sont essentiels pour générer des défauts réalistes, variés et statistiquement contrôlés, en cohérence avec les objectifs de simulation et d'apprentissage automatique.

1) Avec une distribution uniforme

Une carte de probabilité est dite uniforme si la fonction p est constante sur tout l'espace discret tridimensionnel $\Omega \subset \mathbb{Z}^3$, de taille $|\Omega| = n_x \cdot n_y \cdot n_z$. Cela signifie que chaque point $(x, y, z) \in \Omega$ possède la même probabilité d'occurrence, comme exprimé dans l'équation 4.10.

$$\begin{cases} p : \Omega \to [0,1], & \sum_{(x,y,z)\in\Omega} p(x,y,z) = 1, \\ \forall (x,y,z) \in \Omega, & p(x,y,z) = \frac{1}{n_x \cdot n_y \cdot n_z} \end{cases} \tag{4.10}$$

Une carte de probabilité uniforme traduit une absence de biais spatial : aucune région de l'espace n'est privilégiée. Elle constitue un modèle de référence, souvent utilisé comme base de comparaison ou comme hypothèse par défaut en l'absence d'information a priori.

2) Avec deux distributions

On définit une fonction de probabilité par morceaux sur un espace discret tridimensionnel $\Omega \subset \mathbb{Z}^3$, avec un sous-ensemble privilégié $\Omega' \subset \Omega$. La fonction $p : \Omega \to [0,1]$ est construite à partir de deux densités p_1 et p_2 pondérées par un paramètre $\alpha \in [0,1]$, comme exprimé dans l'équation 4.11.

$$p(x,y,z) = \begin{cases} \alpha \cdot \dfrac{p_1(x,y,z)}{\sum\limits_{(i,j,k)\in\Omega'} p_1(i,j,k)} & \text{si } (x,y,z) \in \Omega' \\ (1-\alpha) \cdot \dfrac{p_2(x,y,z)}{\sum\limits_{(i,j,k)\in\Omega\setminus\Omega'} p_2(i,j,k)} & \text{sinon} \end{cases} \tag{4.11}$$

La normalisation est assurée par construction et on retrouve bien une somme valant un. La fonction p constitue ainsi une carte de probabilité valide, permettant de modéliser un biais spatial contrôlé entre deux régions de l'espace.

4.3.4 L'algorithme SinoDAM

L'algorithme 14 avec la fonction `SinoDAM` permet d'injecter un défaut 3D dans un volume de sinogrammes tout en respectant les contraintes spatiales définies par la matrice RBM.

Algorithme 14 : Fonction `SinoDAM` : injection volumique d'un défaut 3D dans un volume RBM contraint

Input : $\mathcal{D}^{(3D)}$: BDD de défauts segmenté
S_{aug} : volume de base
M_{RBM} : volume contraint
distributions pour le placement
$[s_{\min}, s_{\max}]$: bornes d'échelle
Output : Mise à jour de S_{aug}, M_{RBM} et BDD de suivi

Étape 1 : Sélection du défaut maillé 3D
Choisir aléatoirement un défaut dans l'espace $\mathcal{D}^{(3D)}$
Extraire ses sommets V et ses facettes F
Étape 2 : Définition du noyau d'érosion (équation 4.6)
Extraire la boîte englobante du défaut
Normaliser les coordonnées des sommets V dans la BB
Générer un facteur d'échelle dans $[s_{\min}, s_{\max}]$
Appliquer la mise à l'échelle sur la boîte englobante
Convertir les dimensions de la boîte englobante en noyau sphérique
Étape 3 : Mise à jour des contraintes
Générer une séquence de convolution
Appliquer une érosion sur `RBM_constrained_updated`
Étape 4 : Placement du défaut
Extraire les positions possibles dans le volume contraint
Générer une graine de placement selon les distributions de placement choisies
Étape 5 : Transformation du défaut (équation 4.7)
Appliquer une rotation aléatoire autour d'un axe
Appliquer une translation vers la position définie
Mettre à l'échelle les V du défaut
Étape 6 : Extraction et remplissage
Extraire les isosurfaces du défaut transformé
Remplir le volume à partir des contours
Étape 7 : Mise à jour des matrices
Mettre à jour S_{aug} avec le défaut injecté
Mettre à jour M_{RBM} avec les contraintes modifiées
Étape 8 : Suivi des modifications
Retourner les métadonnées du défaut injecté (type de défaut, transformation, Boîte englobante, etc.)

L'algorithme 14 repose sur une série d'étapes successives allant de la sélection du défaut à son intégration dans le volume contraint. Les métadonnées du défaut injecté sont retournées pour assurer le suivi. Le SinoDAM met en regard deux matrices distinctes liées à la matrice des contraintes.

L'algorithme garantit que chaque défaut transformé respecte les contraintes de non-recouvrement et d'intégrité de l'objet cible. Ces conditions assurent que les défauts injectés ne perturbent ni la structure de l'objet ni les étapes de reconstruction inverse.

4.4 Les synthèses contrôlées par cartes de distribution et diversité des objets cibles

La méthodologie SinoDAM s'appuie sur la capacité à générer des volumes enrichis de défauts de manière contrôlée, reproductible et physiquement cohérente. Elle vise à reproduire des distributions de défauts caractéristiques de la fabrication additive, tout en exploitant la variabilité géométrique des défauts comme celle des objets cibles.

Ainsi, la synthèse peut être orientée grâce à une carte de distribution spatiale définie sur un objet de référence, qui impose des zones préférentielles d'insertion. Les défauts sont alors injectés en suivant cette carte, permettant de reproduire des organisations spatiales non uniformes et représentatives de phénomènes industriels.

Les quatre sous-sections détaillent successivement les synthèses sur un objet de référence, sur des objets simulés variés, sous contraintes de cartes de distribution, puis dans des géométries industrielles de fabrication additive, montrant comment SinoDAM contrôle la répartition des défauts dans des volumes de complexité croissante.

4.4.1 Les synthèses sur un objet cible de référence

La synthèse de défauts peut être fortement orientée grâce à l'utilisation d'une carte de distribution spatiale, la RBM, définie sur un objet cible de référence. Les défauts sont injectés en suivant cette carte qui définit des zones préférentielles d'apparition.

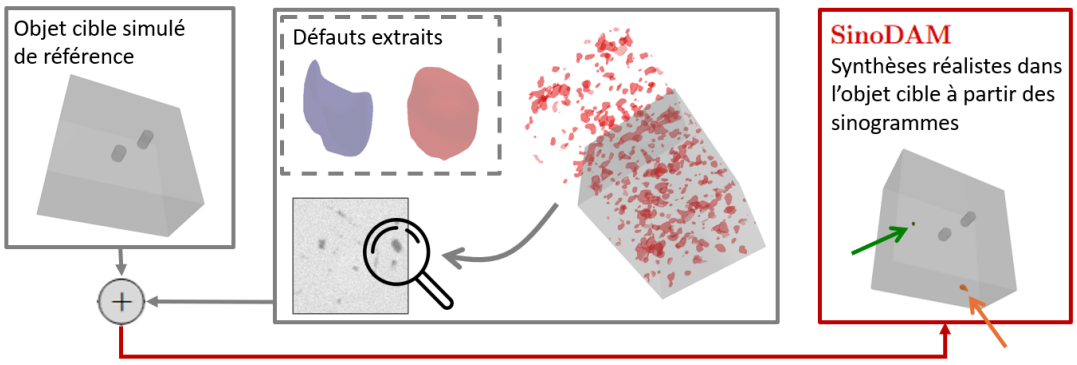
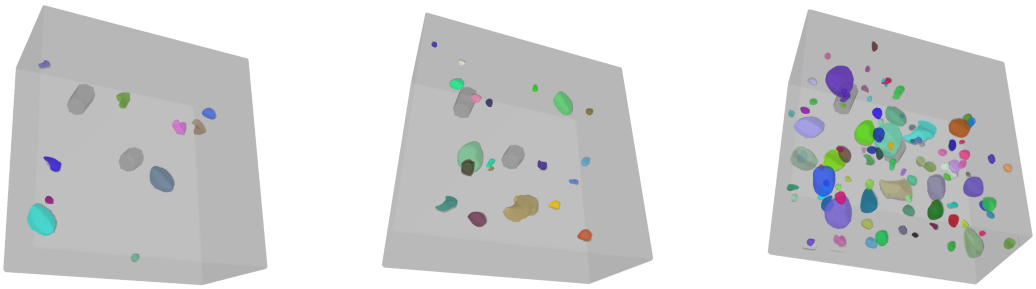


FIGURE 4.12 – Schéma illustrant la méthodologie SinoDAM pour la synthèse réaliste de sinogrammes. (à gauche) un objet cible simulé de référence et des défauts extraits, les défauts sont ensuite insérés dans l'objet cible sous contraintes pour générer des sinogrammes réalistes, comme indiqué dans le cadre rouge (à droite)

Cette approche permet de simuler des phénomènes industriels ou physiques où les défauts se concentrent dans des régions spécifiques du matériau ou de la pièce. La figure 4.12 précédente illustre la capacité du modèle à générer une diversité de défauts sur un volume de référence. Elle permet d'évaluer la variabilité morphologique des défauts injectés sans contrainte spatiale spécifique.

Pour valider les capacités d'augmentation des défauts de SinoDAM, des tests ont été réalisés afin de générer jusqu'à 100 défauts dans l'objet cible. La figure 4.13 présente les volumes reconstruits issus de ces expérimentations.



(a) 10 défauts (b) 20 défauts (c) 100 défauts

FIGURE 4.13 – Synthèses dans l'objet de référence simulé après le SinoDAM : (a) 10 défauts, (b) 20 défauts et (c) 100 défauts

4.4.2 Les synthèses dans divers objets cibles simulés

Cette variante applique le même principe d'injection sur plusieurs géométries simples, regroupées en quatre familles : (i) volumes cubiques avec inclusions cylindriques internes, (ii) volumes cubiques avec inclusions sphériques, (iii) volumes cylindriques avec structures sphériques internes et (iv) géométries irrégulières de type polyédrique ou distordu. Cet ensemble progressif de formes permet d'évaluer la robustesse du modèle face à des variations géométriques et topologiques contrôlées.

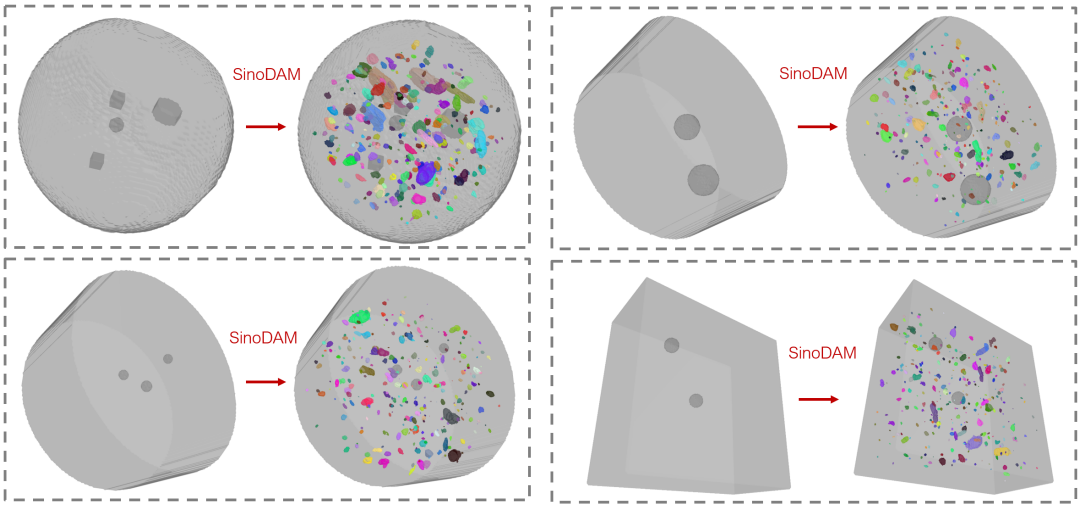


FIGURE 4.14 – Augmentations massives sur plusieurs objets cibles simples simulés avec 300 défauts par le SinoDAM

Des augmentations massives ont été réalisées en insérant jusqu'à 300 défauts par objet, afin de tester la capacité de la méthodologie SinoDAM à gérer un grand nombre de défauts tout en maintenant la cohérence géométrique et la variabilité des formes. La figure 4.14 précédente illustre plusieurs exemples de ces augmentations.

Les augmentations illustrées montrent que la méthodologie SinoDAM est capable d'insérer un nombre défini de défauts (jusqu'à 300 défauts dans des objets cibles de géométries variées). On observe une diversité notable des formes et des positions des défauts, avec des tailles et orientations variées, ce qui indique une bonne dispersion spatiale et une variabilité géométrique. Malgré la synthèse importante, la structure globale des objets reste préservée.

4.4.3 Les synthèses avec une carte de distribution spécifique

Les défauts sont injectés selon une carte de distribution spatiale définie sur le volume de référence. Cette approche simule des zones préférentielles d'apparition de défauts, comme celles observées dans des contextes industriels ou physiques particuliers. La figure 4.15 illustre le processus : un objet cible est associé à une carte de distribution qui guide l'insertion des défauts, permettant de générer des configurations réalistes avec une forte densité localisée.

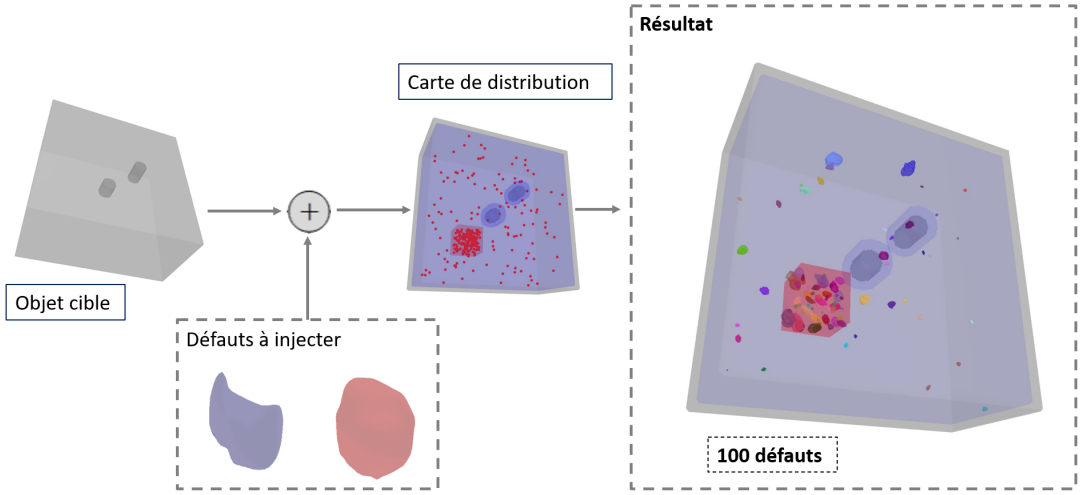


FIGURE 4.15 – Augmentation guidée par une carte de distribution. (à gauche) l'objet cible et les défauts à injecter. (au centre) la carte de distribution définissant les zones préférentielles. (à droite) le résultat après insertion de 100 défauts selon une carte de distribution spécifique, simulant des contextes industriels réalistes

Cette approche montre la capacité de SinoDAM à contrôler la localisation des défauts en fonction d'une carte prédéfinie. Le résultat montre une forte concentration dans les zones spécifiées, tout en conservant la cohérence géométrique globale. Ce mécanisme est particulièrement pertinent pour simuler des phénomènes physiques ou industriels où les défauts apparaissent préférentiellement dans certaines régions. Une analyse quantitative pourrait compléter cette observation en évaluant la densité locale, la conservation du volume et la variabilité des formes.

4.4.4 Les synthèses dans divers objets cibles industriels de fabrication additive

Enfin, cette synthèse applique une distribution uniforme sur un volume industriel réel. Elle permet de tester la compatibilité des défauts injectés avec les contraintes structurelles et fonctionnelles d'un objet complexe, dans un cadre applicatif réaliste.

L'objet cible choisi est une plaquette en carbure issue de fabrication additive (procédé PBF). Nous disposons de la CAO ainsi que de son scan XCT reconstruit et polygonalisé (.stl). La synthèse des défauts est réalisée directement sur le volume reconstruit. Les caractéristiques de la pièce sont présentées dans le tableau 4.3.

Objet cible	**CAO**	**Dimensions (mm)**	**Résolution (mm)**
Plaquette carbure	✓	$(3 \times 6 \times 17)$	0.1

TABLEAU 4.3 – Caractéristiques de l'objet cible de la plaquette carbure

La figure 4.16 illustre le processus : une plaquette carbure est utilisée comme objet cible et jusqu'à 100 défauts sont insérés pour générer plusieurs scénarios d'augmentation. Les défauts provenant de la BDD extraite sont insérés directement dans l'objet cible simulant des configurations réalistes pour des applications industrielles.

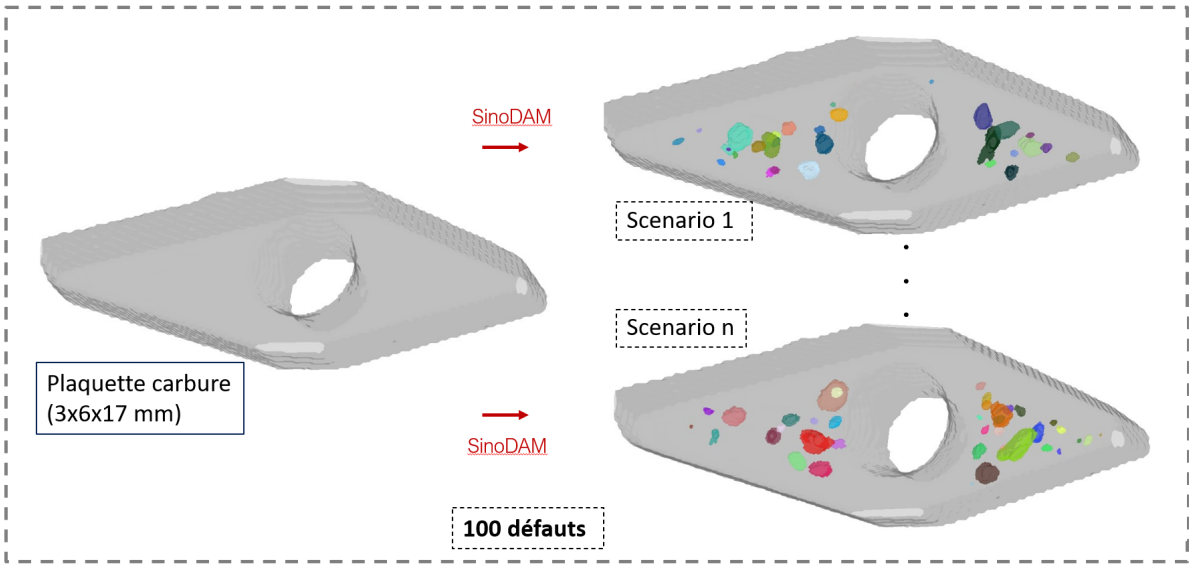


FIGURE 4.16 – Augmentation sur un objet cible industriel de type "plaquette carbure" avec des scénarios d'augmentation potentiellement infinis générés par le SinoDAM avec l'insertion de 100 défauts

Les scénarios générés montrent que la méthodologie SinoDAM peut insérer un grand nombre de défauts dans un objet complexe tout en respectant ses contraintes géométriques. Les défauts sont répartis de manière uniforme, ce qui confirme la robustesse du modèle d'injection.

Cette approche est particulièrement adaptée pour tester la tolérance des systèmes de détection ou de reconstruction dans des conditions proches de la réalité industrielle. Une analyse complémentaire pourrait évaluer la conservation des volumes, la régularité des formes et l'impact sur les zones critiques de la pièce.

Le tableau 4.4 résume les critères analysés pour les trois types d'objets cibles, dont deux objets sont des simulations, dont l'un est une structure interne quelconque, et un autre objet simple qui est issu de fabrication additive.

Critère	**Référence simulée**	**Objets simulés simples**	**Objet industriel**
Transformations (RST)	Oui	Oui	Oui
Carte de distribution (RBM)	Variée	Uniforme	Uniforme
Nombre maximal d'injections	100	300	300

TABLEAU 4.4 – Résumé des critères d'injection pour les trois objets cibles étudiés : la référence simulée, les objets simulés simples et un objet industriel simple

Ainsi, l'utilisation d'une carte de distribution des défauts permet, pour la première fois, d'automatiser entièrement le processus d'injection lorsqu'il s'agit d'objets simples. Cette structuration préalable de l'espace d'insertion rend possible une sélection automatique des zones admissibles et une gestion cohérente du nombre de défauts à intégrer sans intervention humaine tant que la géométrie reste peu complexe pour les pièces de fabrication additive.

Conclusion

Les résultats obtenus dans ce chapitre démontrent la capacité de la méthodologie SinoDAM à générer des volumes augmentés réalistes, variés et physiquement cohérents. L'approche permet une injection contrôlée de défauts dans des objets cibles industriels ou académiques, en respectant les contraintes géométriques, morphologiques et topologiques définies par le cahier des charges. Grâce à la modélisation probabiliste des zones d'injection et à la prise en compte des contraintes physiques via la RBM, la méthode offre une grande flexibilité dans la génération de scénarios synthétiques.

Les tests réalisés sur des objets simples et complexes montrent une dispersion spatiale maîtrisée des défauts, une préservation des volumes initiaux et une diversité accrue des configurations. Ces résultats sont particulièrement prometteurs pour l'enrichissement des BDD utilisées en apprentissage automatique, notamment dans des contextes où les données réelles sont rares, coûteuses ou difficilement annotables.

Cependant, certaines limites ont été identifiées. Lorsque le nombre d'injections devient trop élevé, on observe une perte de régularité des formes et une altération des détails géométriques fins. Ces effets soulignent la nécessité d'un contrôle plus fin des paramètres

d'injection, notamment pour préserver les caractéristiques morphologiques des défauts et éviter une surcharge artificielle des volumes.

Dans cette optique, une étude quantitative approfondie sera menée dans les chapitres suivants afin d'évaluer la conservation des propriétés géométriques (ESD, sphéricité), la distribution spatiale des défauts (uniformité, concentration) et leur impact sur les zones critiques des pièces industrielles. Ces analyses permettent d'ajuster les paramètres d'augmentation et d'adapter la méthodologie à des applications industrielles exigeantes, telles que la validation de systèmes de détection, la simulation de cas rares ou la formation de modèles robustes en apprentissage supervisé.

Ce chapitre conclut l'ensemble des développements méthodologiques en établissant un cadre complet pour l'augmentation 3D de défauts dans des volumes industriels. Le chapitre suivant présente une application complète de la méthode proposée jusqu'à l'intégration des BDD dans les modèles de prédiction.

Chapitre 5

Études de cas et résultats expérimentaux

5.1 Exemple avec un cahier des charges défini 150
5.1.1 Définition d'un cahier des charges arbitraire 150
5.1.2 Les résultats de la synthèse 152
5.1.3 Les analyses qualitatives 154
5.1.4 Les analyses quantitatives 154
5.2 Synthèses dans des objets cibles issus de fabrication additive 157
5.2.1 La plaquette carbure 157
5.2.2 Les synthèses sur d'autres objets cibles industriels 159
5.2.3 La présentation des BDD 163
5.3 Les entraînements et validations dans deux réseaux de neurones de segmentation 164
5.3.1 Les réseaux de type YOLO et UNet 164
5.3.2 Métriques d'évaluation utilisées 166
5.3.3 Détails sur les fonctions de coût dans un réseau de type UNet . 167
5.3.4 Cadre théorique : BDD de synthèse dans l'objet cible de référence 168
5.3.5 Cadre plus complexe : deux défauts types insérés dans des coupes variées avec une structure interne 171
5.4 Discussions générales 174
5.4.1 Le domaine de Radon : apports, difficultés et choix de cadre . . 174
5.4.2 Les POCs : approche continue et approche discrète 174
5.4.3 L'approche 3D : segmentation multi-coupes et reconstruction surfacique 175
5.4.4 Les synthèses et la cohérence physique 176
5.4.5 L'automatisation par la méthodologie d'augmentation 3D . . . 176
5.4.6 Spécificité du contexte d'application à la fabrication additive . 177
5.4.7 Les apprentissages et la transférabilité 177

Introduction

Les chapitres méthodologiques précédents ont permis de produire de façon automatisée des synthèses de défauts extraits de la BDD de CoCr, dans des objets cibles simulés et réels.

La figure 5.1 illustre la chaîne de traitement complète qui synthétise de façon réaliste des sinogrammes 3D. Elle met en évidence les trois modules principaux et constitue une brique essentielle pour la génération de données industrielles simulées à haute fidélité.

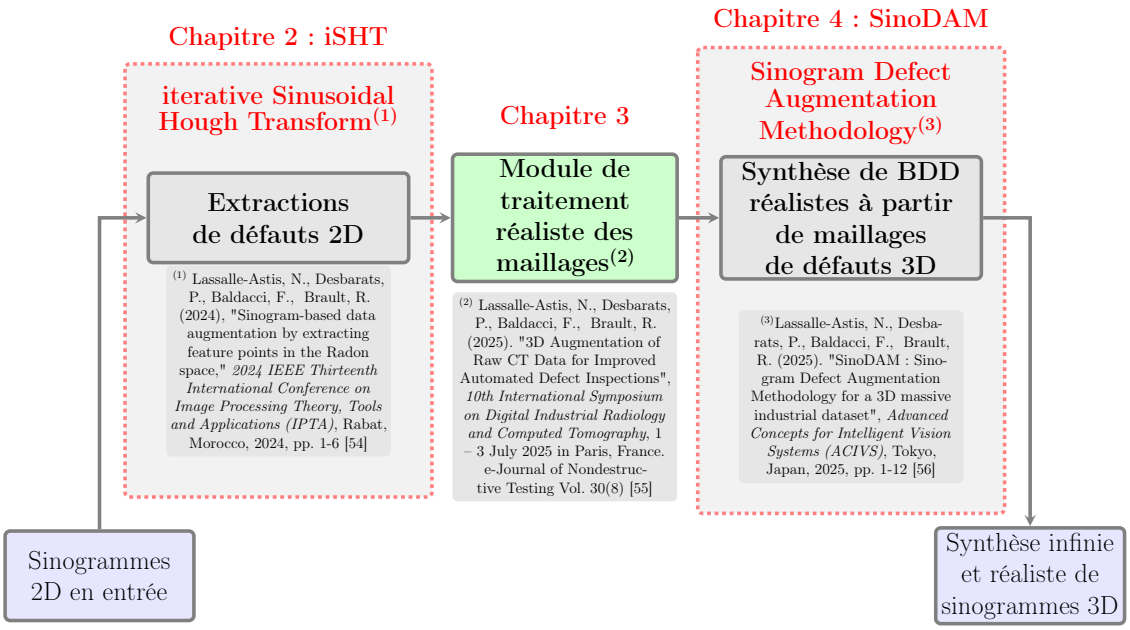


FIGURE 5.1 – Chaîne de traitement menant à la synthèse réaliste de sinogrammes 3D, intégrant les modules **iSHT**, traitements réalistes des défauts extraits et **SinoDAM**

La première section illustre d'abord un scénario guidé par un cahier des charges défini, permettant de spécifier explicitement la densité, la répartition et la morphologie des défauts à synthétiser. Ce cadre fournit une validation méthodologique en contrôlant entièrement les paramètres de la synthèse.

La section suivante applique la méthode à des objets cibles issus de fabrication additive, notamment la plaquette carbure et d'autres géométries industrielles. Ces objets présentent des structures internes variées et des contraintes topologiques fortes, permettant d'évaluer la robustesse de l'algorithme du SinoDAM dans des cas d'usage concrets. Nous détaillons les paramètres de synthèse, les hypothèses associées et les distributions de défauts obtenues.

Cette section analyse les phases d'entraînement et de validation des réseaux de segmentation (YOLO et UNet) sur des BDD de synthèse. Les métriques d'évaluation et les fonctions de coût retenues sont détaillées. Il est également montré que les défauts synthétisés dans des géométries complexes peuvent être exploités pour l'apprentissage et que les conditions permettant l'extension des modèles obtenus à des BDD industrielles réelles peuvent être identifiées.

Enfin, la dernière section propose une discussion générale, mettant en perspective les résultats obtenus sur les différents objets cibles, le comportement des réseaux de segmentation et les pistes d'amélioration pour une application à grande échelle dans des contextes industriels.

La figure 5.2 ci-dessous présente la chaîne complète de génération et d'exploitation de sinogrammes synthétiques, depuis l'extraction initiale jusqu'au déploiement du modèle final.

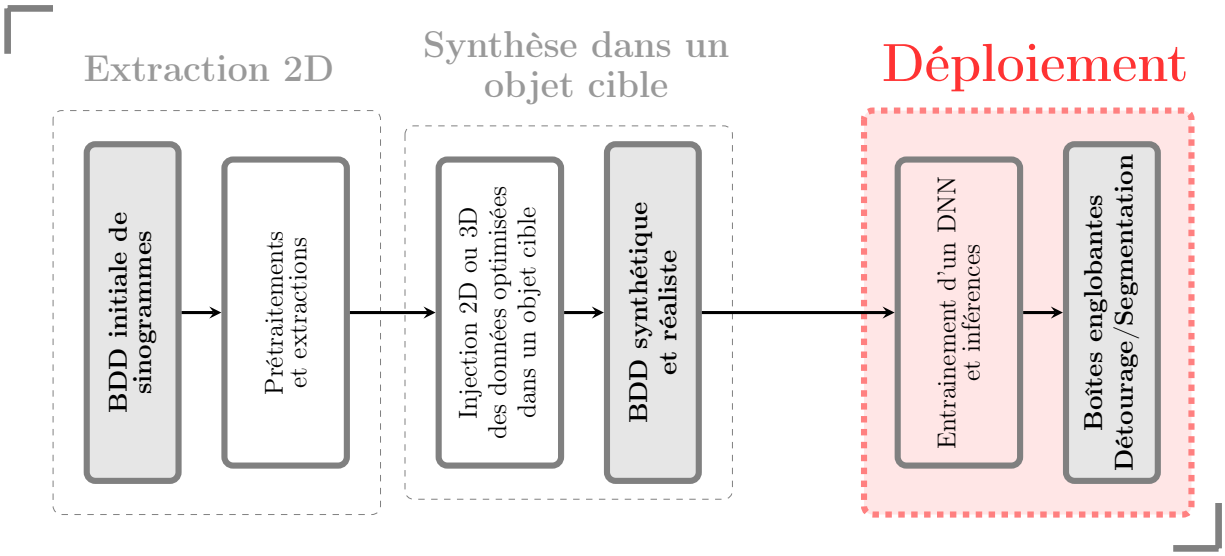


FIGURE 5.2 – Logigramme simplifié des phases de l'approche 3D du module de **Déploiement** s'appuyant sur la BDD synthétisée et réaliste après application du SinoDAM (chapitre 4)

5.1 Exemple avec un cahier des charges défini

Afin d'illustrer concrètement la portée de la méthodologie, un scénario est proposé, construit autour d'un cahier des charges défini. Ce choix est arbitraire, la méthodologie étant modulaire et adaptable à tout autre cahier des charges.

L'objet cible choisi pour cet exemple est une plaquette en carbure, dont les principales caractéristiques sont présentées dans le tableau 4.3 (voir "La méthodologie d'augmentation 3D" du chapitre 4). Le cahier des charges associé spécifie les types de défauts attendus, leurs densités, leurs localisations privilégiées ainsi que leurs morphologies. Ce choix, bien qu'arbitraire, sert de démonstration de la modularité de l'approche : les mêmes étapes peuvent être appliquées à n'importe quel autre objet industriel, dès lors qu'un cahier des charges adapté est disponible.

5.1.1 Définition d'un cahier des charges arbitraire

On rappelle que les défauts extraits dans cette thèse sont scannés par XCT avec une haute résolution (voir "L'état de l'art" du chapitre 1). Basés sur les travaux de Sola et al. [85], où la formation et la détection des pores sont spécifiquement abordées dans le cas

de la technologie de type PBF, on propose le tableau 5.1. Il n'est présenté que ce qui a été considéré initialement dans notre étude à savoir uniquement les défauts type keyhole et LoF.

L'objectif est d'être au plus proche des tailles de défaut estimées par Sola et al. [85] fournies dans le tableau 5.1 précédent avec une morphologie de défaut extraite de la BDD de NIST étudiée par Kim et al. [51].

Attribut	**Défaut type keyhole**	**Défaut type LoF**
Forme typique	Sphérique ou semi-sphérique	Allongée, irrégulière, parfois plate et orientée perpendiculairement à l'empilement des couches
Taille courante	50 – 100 µm (souvent inférieurs à 100 µm)	100 – 150 µm (souvent supérieurs à 100 µm)
Localisation typique	Aux bords des pièces, aux extrémités des trajectoires laser ou dans les zones où la direction de balayage change	Répartis uniformément dans les zones inférieure, centrale et supérieure de la section, avec un niveau de porosité plus élevé près des bords que dans le cœur

TABLEAU 5.1 – Caractéristiques des deux défauts d'intérêt en fabrication additive PBF considérés par notre cahier des charges

L'objet cible et les défauts n'étant pas nécessairement acquis à la même résolution, une mise à l'échelle est indispensable avant l'injection dans la RBM. Cette étape doit toutefois préserver la morphologie des défauts extraits dans le domaine de Radon. L'adaptation est donc réalisée en s'appuyant sur les paramètres physiques de l'objet cible et de son acquisition, de manière à garantir la cohérence géométrique de la synthèse tout en conservant le réalisme des défauts injectés.

Présentés à la page suivante, les paramètres utilisés pour la synthèse des défauts dans la plaquette en carbure sont résumés dans le tableau 5.2. Ce tableau présente la taille des voxels pour la base de défauts et pour la RBM de l'objet cible, ainsi que le calcul du plus petit défaut possible ainsi que le facteur de grandissement appliqué.

Caractéristiques	**Valeurs**
Taille du voxel (mm)	
BDD de défauts	0.025
RBM de l'objet cible r_{RBM}	$r_{\text{RBM}} = 0.1$
Plus petit défaut $r_{\min}$ sur 3 voxels au minimum	$r_{\min} = \dfrac{0.05}{3} \approx 0.017$
Facteur de grandissement de la RBM (f)	$f = \dfrac{r_{\text{RBM}}}{r_{\min}} \approx 6$
Nombre de défauts à injecter (arbitraire)	100
Taux de porosité de la pièce moyen *a priori*	$\tau_{\text{porosité}} = 0.08$

TABLEAU 5.2 – Caractéristiques de cahier des charges proposé avec les paramètres de la synthèse de défauts dans l'objet cible de la plaquette carbure

Ainsi, en combinant les contraintes morphologiques et dimensionnelles issues du tableau 5.1 avec les paramètres d'échelle, de résolution et de porosité définis dans le tableau 5.2, on obtient l'ensemble complet des exigences qui constituent le cahier des charges de notre méthodologie de synthèse de défauts.

5.1.2 Les résultats de la synthèse

La figure 5.3 illustre le résultat de l'injection réaliste de 100 défauts dans la plaquette carbure selon le cahier des charges défini plus haut. On présente le maillage complet du volume cible intégrant les défauts synthétisés, ce qui permet d'apprécier leur distribution globale dans la pièce. Les sous-figures isolent les défauts pour visualiser leur morphologie et leur dispersion sans l'influence de la géométrie de l'objet.

On considère un volume binaire V défini sur une grille tridimensionnelle où chaque voxel encode la présence ou l'absence de matière selon l'équation 5.1.

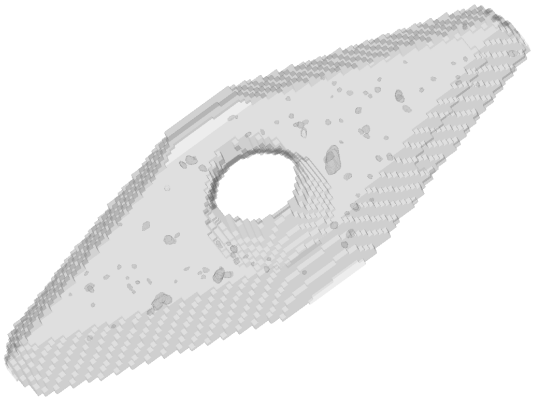
$$\text{Soit} \quad V : \{1,\dots,X\} \times \{1,\dots,Y\} \times \{1,\dots,Z\} \longrightarrow \{0,1\}$$

$$\text{où} \quad \begin{cases} V(x,y,z) = 1 & \text{si matière (plein)} \\ V(x,y,z) = 0 & \text{si vide (porosité)} \end{cases} \tag{5.1}$$

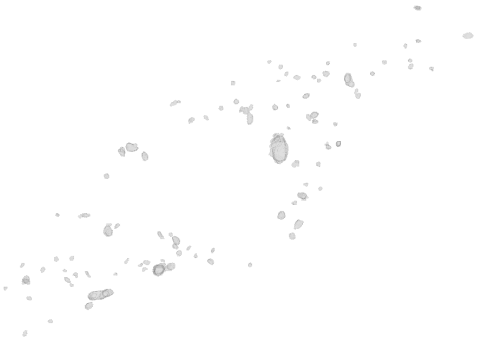
Le taux de porosités est ensuite calculé selon l'équation 5.2 où V_{RBM} est le volume théorique plein (sans porosités) obtenu à partir de la RBM. Cette formulation exprime le rapport entre le volume poreux et le volume plein théorique issu de la RBM.

$$\tau_{\text{porosités}} = 1 - \frac{\displaystyle\sum_{x,y,z} \mathbf{1}_{\{V(x,y,z)=0\}}}{\displaystyle\sum_{x,y,z} \mathbf{1}_{\{V_{\text{RBM}}(x,y,z)=1\}}} \tag{5.2}$$

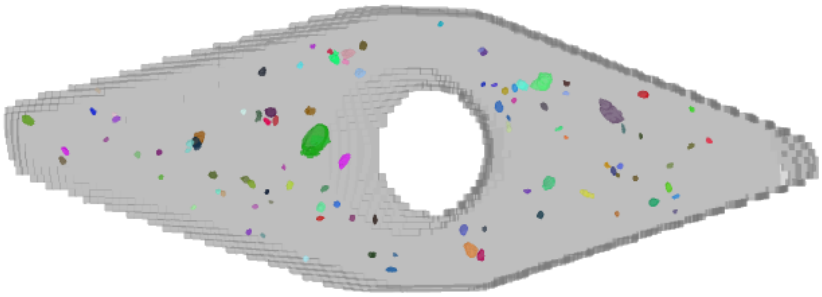
On note $\mathbf{1}_{\{.\}}$ qui désigne la fonction indicatrice, qui vaut 1 si la condition est vérifiée et 0 sinon. Cette formulation exprime le rapport entre le volume poreux et le volume plein théorique issu de la RBM.



(a) Maillage du volume cible avec défauts synthétisés



(b) Maillage des défauts synthétisés uniquement



(c) Maillage des défauts segmentés dans l'objet cible

FIGURE 5.3 – Maillages résultant des injections réalistes de 100 défauts dans l'objet cible type plaquette carbure : (a) un exemple de synthèse, (b) défauts uniquement et (c) défaut segmenté dans l'objet total

Dans la figure 5.3, après l'injection de 100 défauts, on a un taux de porosités synthétisé de $\tau_{\text{porosité}} = 0.09\,\%$. Le taux de porosité vérité terrain τ_{GT} correspond à l'extraction des défauts directement extraits dans la BDD du tableau 4.1.

L'erreur relative ε permet d'évaluer la précision d'une approximation par rapport à la valeur exacte, définie dans l'équation 5.3.

$$\varepsilon = \frac{|\tau_{\text{synthèse}} - \tau_{\text{GT}}|}{|\tau_{\text{GT}}|} \tag{5.3}$$

L'erreur relative de l'équation 5.3 dans ce cas spécifique vaut $\varepsilon \approx 0.15$. Afin de rester au plus proche de la BBD de défauts extraits, aucun lissage n'a été appliqué : les défauts bruts sont injectés directement après "L'étape 2 : la reconstruction de surfaces" du chapitre 3. Les méthodes de lissage, notamment le lissage laplacien d'ordre 2, tendent à réduire légèrement le volume. Sur le plan industriel, cette différence demeure négligeable pour des analyses mécaniques globales.

5.1.3 Les analyses qualitatives

Sur le plan qualitatif, plusieurs observations peuvent être soulignées. Tout d'abord, la distribution spatiale des défauts apparaît réaliste : ils sont correctement répartis dans le volume, sans recouvrement excessif ni concentration artificielle, et leur positionnement respecte les contraintes physiques imposées par la géométrie CAO. Ensuite, les morphologies des défauts sont bien préservées. On retrouve des formes variées, allant des sphères aux structures allongées ou irrégulières, ce qui correspond aux caractéristiques attendues pour des pores de type keyhole et LoF. Par ailleurs, l'intégration dans la RBM est satisfaisante. L'interpolation appliquée à la grille cible assure une continuité géométrique cohérente, et les défauts ne présentent pas d'artefacts visibles liés à la mise à l'échelle. Enfin, certaines limites doivent être mentionnées : quelques défauts situés près des bords semblent légèrement tronqués, ce qui pourrait influencer la mesure de leur sphéricité. De plus, la densité locale dans certaines zones gagnerait à être affinée afin de mieux reproduire les gradients de porosité observés en fabrication additive.

Ces observations qualitatives confirment la pertinence de la méthodologie pour générer des défauts réalistes dans un contexte industriel. La prochaine étape consiste à évaluer quantitativement ces défauts en analysant leurs distributions d'ESD et de sphéricité, afin de vérifier la conformité statistique avec le cahier des charges.

5.1.4 Les analyses quantitatives

Bien qu'elles décrivent des aspects différents, ces trois métriques sont complémentaires : l'ESD fournit une mesure de taille dans l'espace projeté (2D), la sphéricité capture la compacité géométrique dans le volume (3D) et l'erreur de centroïde évalue l'alignement spatial entre deux objets (voir tableau 5.3).

Aspect	**ESD**	**Sphéricité**	**Erreur de centroïde**
Dimension	2D	3D	2D/3D
Formule	$\text{ESD} = \sqrt{\frac{4A}{\pi}}$	$\Psi = \frac{\pi^{1/3}(6V)^{2/3}}{A}$	$d_{\text{CoM}} = \lVert \mathbf{c}_{\text{extraite}} - \mathbf{c}_{\text{GT}} \rVert_2$
Interprétation	Diamètre du cercle ayant la même aire que la forme	Rapport entre la surface d'une sphère de même volume et la surface réelle	Distance euclidienne entre les CoMs extraite et de référence
Avantages	Simple, invariant à la rotation	Discriminant pour la compacité volumique	Mesure directe de la précision de localisation
Inconvénients	Renseigne uniquement la taille (pas la forme)	Sensible aux irrégularités de surface, calcul plus coûteux	Ne prend en compte que la position

TABLEAU 5.3 – Résumé des trois critères morphologiques utilisés pour la comparaison des formes : ESD, sphéricité et erreur de centroïde

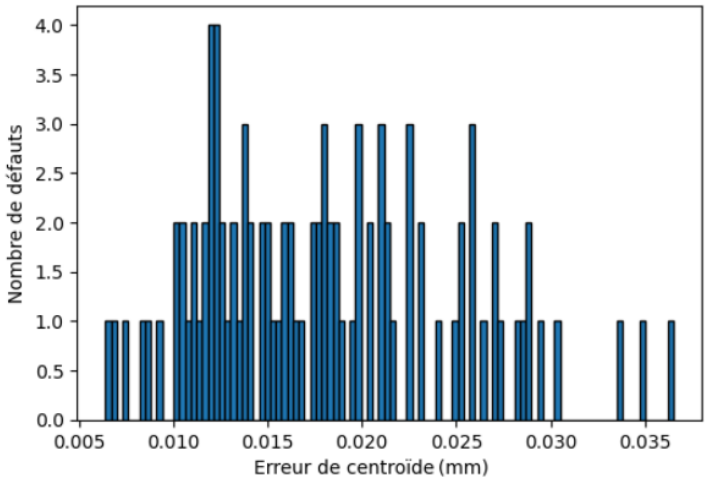


FIGURE 5.4 – Écart des centroïdes pour 100 défauts synthétisés dans l'objet cible de la "plaquette carbure" entre les défauts extraits et la vérité terrain

Nous évaluons la précision d'injection des défauts synthétisés en mesurant l'erreur de centroïde entre les défauts extraits et la vérité terrain provenant de la BDD du NIST [51]. La distribution observée a une faible variance, confirmant la cohérence de l'alignement des défauts injectés avec les centroïdes cibles comme présenté dans figure 5.4.

L'analyse des paramètres morphologiques met en évidence deux critères principaux : l'ESD et la sphéricité. Les valeurs d'ESD sont concentrées entre 0.07 mm et 0.20 mm avec une faible dispersion (écart-type $\sigma \approx 0.04$). À l'inverse, la sphéricité présente des valeurs comprises entre 0.52 et 0.87 avec une dispersion plus élevée ($\sigma \approx 0.0867$), ce qui traduit une variabilité morphologique plus importante (voir figure 5.5).

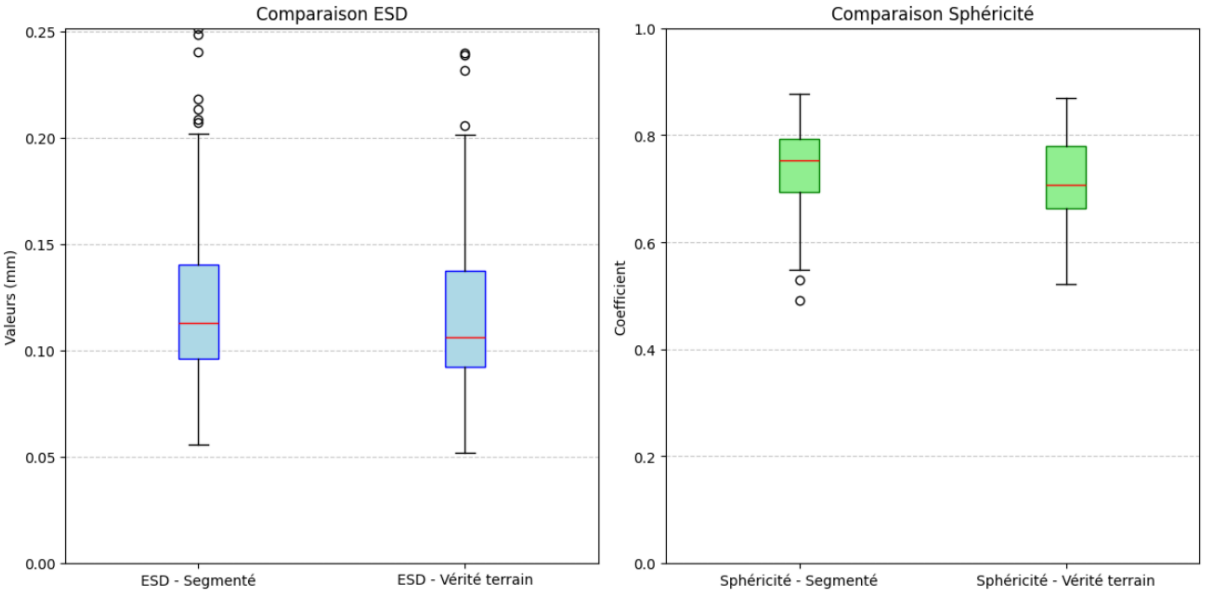


FIGURE 5.5 – Comparaison des paramètres morphologiques entre les défauts segmentés et la vérité terrain sur des mesures de ESD (à gauche) et de sphéricité (à droite)

Ainsi, la sphéricité apparaît comme un indicateur plus discriminant que l'ESD pour différencier les défauts dans des données réelles. Cette différence s'explique par la nature des informations capturées par chaque paramètre. En effet, l'ESD dépend principalement de la taille du défaut, souvent corrélée à sa masse ou à son volume. Il fournit une mesure globale mais peu sensible aux variations de forme. La sphéricité, en revanche, caractérise la forme du défaut qui varie fortement selon la nature du défaut. Ce critère est retenu pour la classification et la détection des défauts.

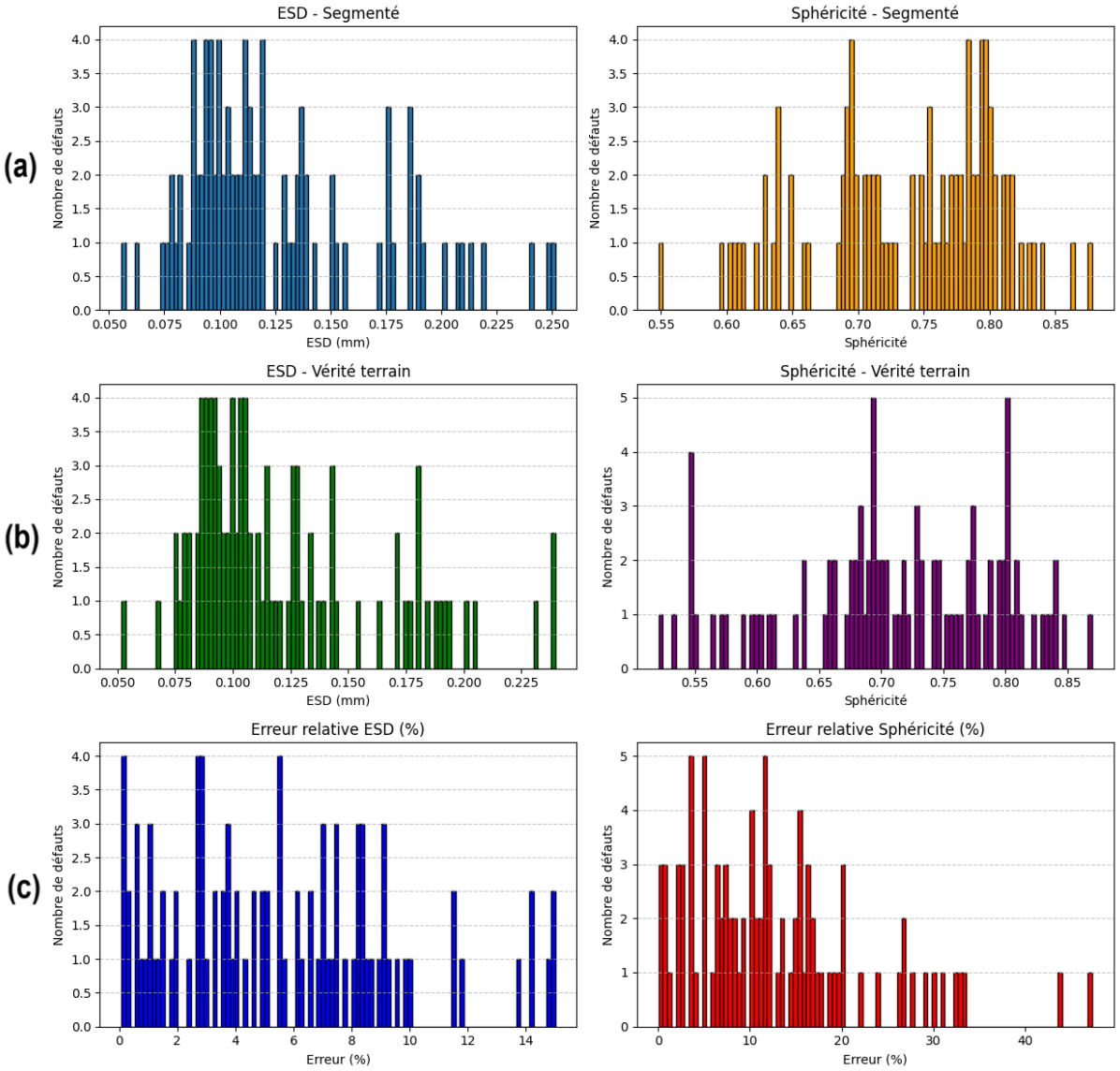


FIGURE 5.6 – Histogrammes des paramètres morphologiques : (a) défauts segmentés, (b) vérité terrain et (c) erreurs relatives pour l'ESD et la sphéricité.

Afin d'améliorer la robustesse de l'analyse morphologique, un prétraitement a été appliqué pour éliminer les valeurs aberrantes selon la règle de l'écart interquartile afin de garantir une comparaison plus représentative en limitant l'influence des valeurs extrêmes.

La figure 5.6 présentée à la page précédente comporte six histogrammes illustrant :

1. (a) la distribution des valeurs d'ESD et de sphéricité pour les défauts segmentés
2. (b) la distribution des mêmes paramètres pour la vérité terrain
3. (c) les erreurs relatives entre les deux ensembles pour chaque paramètre

Ces résultats mettent en évidence une dispersion faible pour l'ESD, mais une variabilité plus marquée pour la sphéricité, confirmant son rôle discriminant dans la caractérisation morphologique.

Sur le plan quantitatif, la précision des placements est bonne : l'erreur de centroïde présente une moyenne de 0.018 mm, une médiane de 0.017 mm et 90 % des valeurs comprises entre 0.009 mm et 0.029 mm, ce qui confirme la robustesse de la méthodologie d'injection. Les paramètres morphologiques montrent également une bonne cohérence : l'ESD présente une faible dispersion avec un écart-type d'environ 0.04 mm et des erreurs relatives majoritairement inférieures à 10 %, traduisant une conservation satisfaisante de la taille des défauts. En revanche, la sphéricité révèle une variabilité plus importante, avec un écart-type proche de 0.0867 et des erreurs relatives pouvant dépasser 30 %, ce qui souligne la difficulté à reproduire fidèlement les formes complexes.

Sur le plan qualitatif, les défauts synthétisés apparaissent réalistes en termes de position et de dimension, ce qui est essentiel pour des scénarios industriels. La variabilité observée pour la sphéricité peut être considérée comme un atout pour la robustesse des modèles d'apprentissage, bien qu'elle limite la fidélité morphologique stricte.

Globalement, la méthodologie synthétise des défauts correctement positionnés et réalistes en taille, avec une variabilité morphologique suffisante pour les tâches de détection et de classification. Ses principaux atouts résident dans la précision spatiale et la cohérence dimensionnelle, tandis que la reproduction des formes les plus complexes constitue un axe d'amélioration.

5.2 Synthèses dans des objets cibles issus de fabrication additive

Cette partie évalue la capacité de la méthodologie SinoDAM à générer des volumes synthétiques réalistes pour des objets issus de la fabrication additive. L'objectif est de contrôler le nombre et la distribution des défauts afin de reproduire un taux de porosité cible ou d'explorer des scénarios à forte densité. Après une étude de corrélation menée sur la plaquette carbure, nous appliquons la méthode à des géométries industrielles variées afin de vérifier la robustesse et l'adaptabilité. Enfin, nous présentons les BDD obtenues et leur préparation pour l'entraînement de modèles de segmentation.

5.2.1 La plaquette carbure

À partir de l'exemple de la plaquette carbure présentée dans la partie sur "Les synthèses contrôlées par carte de distribution" de "La méthodologie d'augmentation 3D" (chapitre 4), on cherche à reproduire le taux de porosité de l'échantillon de CoCr [51]. L'objectif est d'évaluer la capacité de la méthode à reproduire un taux de porosité cible issu de matériaux obtenus par fabrication additive et d'étudier son adaptabilité lorsqu'un nombre croissant de défauts est injecté dans un volume à géométrie réelle.

1) L'analyse des synthèses

Plutôt que de tester de façon itérative le nombre de défauts à injecter jusqu'à atteindre le taux de porosité cible à savoir $\tau_{\text{porosité}} \approx 1.4\,\%$, on produit des volumes avec un nombre de défauts maîtrisé. Puis, on en déduit le taux de porosité correspondant. L'analyse montre une corrélation quasi linéaire entre le nombre de défauts, le temps de synthèse et la porosité : plus les défauts augmentent, plus ces deux métriques croissent proportionnellement, ce que l'on déduit de la figure 5.7.

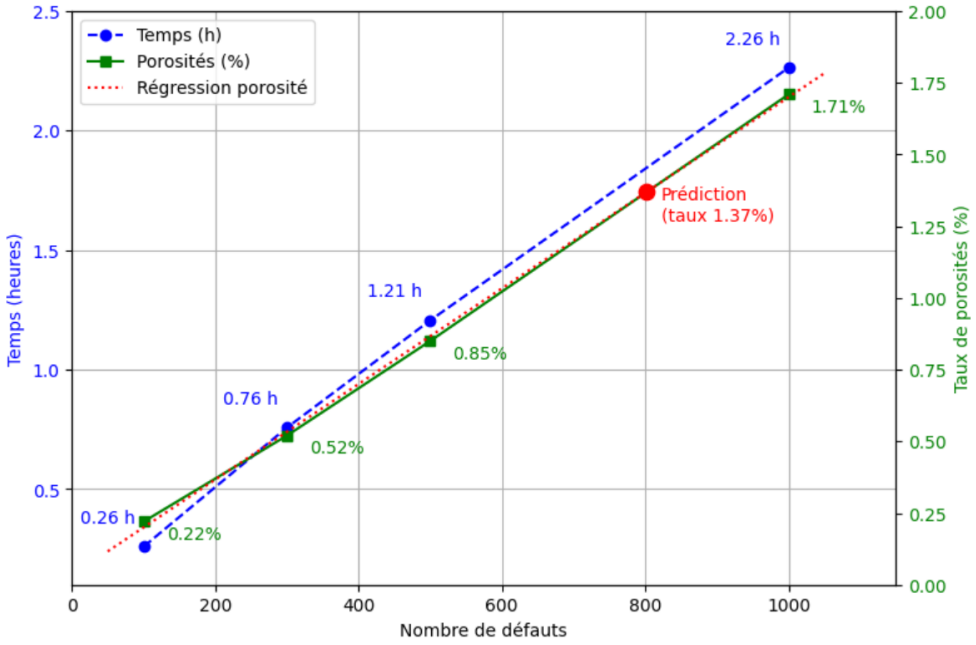


FIGURE 5.7 – Temps de synthèses et taux de porosités en fonction du nombre de défauts dans l'objet cible type "plaquette carbure"

2) La synthèse au taux de porosité cible

Doubler la porosité implique de doubler le temps, bien que le coût temporel reste élevé pour des densités importantes, une optimisation algorithmique pourrait être envisagée pour réduire ce temps dans des scénarios à forte densité de défauts.

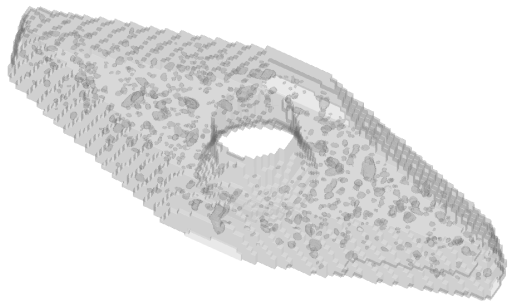
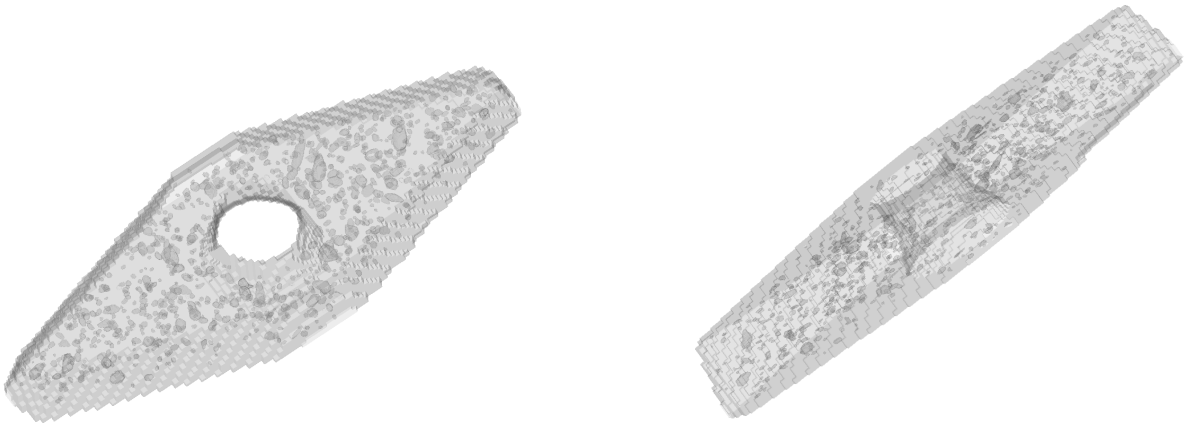


FIGURE 5.8 – Maillage du volume cible avec défauts synthétisés réalistes de 800 défauts dans la plaquette carbure

D'un point de vue industriel, à titre d'exemple, l'objectif est d'atteindre une porosité cible $\tau_{\text{porosité}} \approx 1.4\,\%$, afin de reproduire le même taux de porosité calculé par analyse de densité globale (équation 1.2) dans l'échantillon de CoCr [51]. Ainsi, il faut prévoir environ 800 défauts (avec la régression linéaire de la figure 5.7), ce qui est illustré dans la figure 5.8.

3) La synthèse massive de défauts

La figure 5.9 illustre le maillage du volume cible "plaquette carbure" après l'injection réaliste de 1000 défauts synthétisés. Deux vues complémentaires sont présentées avec une vue quasi plane illustrant leur répartition en surface et une en perspective mettant en évidence la volumétrie et la densité des défauts.



(a) Vue quasi plane (b) Vue en perspective

FIGURE 5.9 – Maillages du volume cible de la plaquette carbure avec défauts synthétisés réalistes de 1 000 défauts avec différentes vues

L'injection de 1000 défauts dans le volume n'a pas vocation à représenter un scénario physiquement réaliste ; elle sert avant tout à démontrer la faisabilité et la robustesse de la méthodologie dans un cas limite.

En résumé, nous montrons que la méthode est capable de respecter un cahier des charges imposant un nombre cible de défauts ou un taux de porosité donné, tout en maintenant des coûts temporels acceptables et un réalisme physique cohérent avec les caractéristiques globales observées dans des matériaux réels.

5.2.2 Les synthèses sur d'autres objets cibles industriels

Après avoir validé la méthodologie d'augmentation sur des volumes simples, nous étendons son application à des objets industriels complexes afin de démontrer sa généricité. Ces objets, choisis pour leurs morphologies contrastées, représentent des cas d'usage réalistes dans des environnements de production. L'objectif est de garantir une injection cohérente des défauts tout en respectant les contraintes physiques, topologiques et morphologiques propres à chaque géométrie.

Les sous-parties suivantes détaillent les caractéristiques de ces objets et les adaptations nécessaires pour la synthèse des défauts.

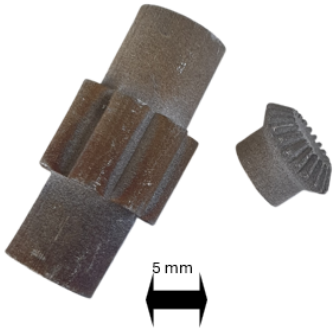


FIGURE 5.10 – Objets cibles considérés pour l'étude : un pignon et un arbre d'engrenage issus de fabrication additive

Nous considérons dans cette étude les deux objets cibles représentatifs de la figure 5.10. Ces deux cas d'étude présentent des caractéristiques géométriques complémentaires permettant d'évaluer la robustesse de l'approche proposée sur des objets cibles réels.

1) L'objet cible type « pignon »

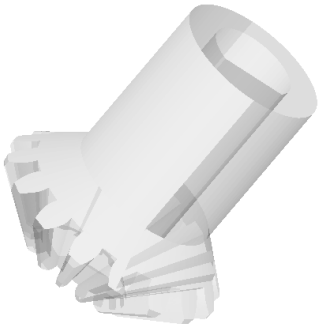


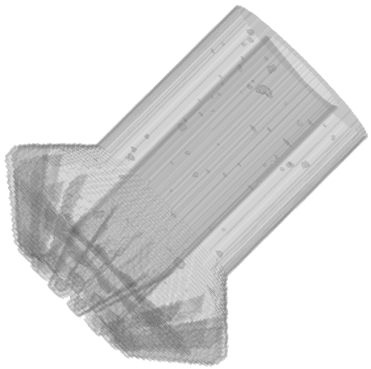
FIGURE 5.11 – Objet maillé industriel de type « pignon »

On illustre l'application de la méthodologie sur un objet maillé de type pignon (figure 5.11). La complexité géométrique du pignon nécessite une adaptation des zones d'injection afin d'éviter les artefacts et de respecter la topologie. Les caractéristiques principales de l'objet sont résumées dans le tableau 5.4.

Objet cible	**CAO disponible**	**Dimensions (mm)**	**Résolution (mm)**
Pignon	✓	$96 \times 85 \times 85$	0.10

TABLEAU 5.4 – Caractéristiques géométriques et de résolution pour l'objet « pignon »

À la page suivante, la figure 5.12 illustre le résultat de l'injection réaliste de 100 défauts dans le pignon avec $\tau_{\text{porosité}} = 0.05\,\%$.



(a) Maillage du volume cible avec défauts synthétisés



(b) Coupe des défauts synthétisés uniquement

FIGURE 5.12 – Maillages résultant des injections réalistes de 100 défauts dans l'objet cible type pignon : (a) un exemple de synthèse et (b) défauts uniquement

2) L'objet cible type « arbre d'engrenage »

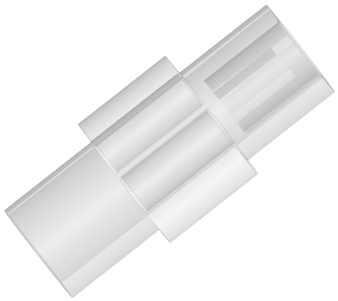


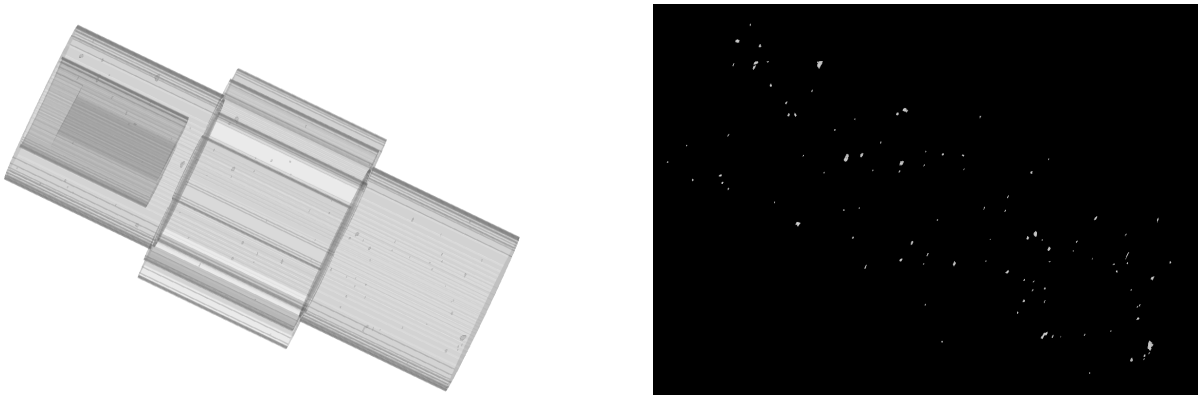
FIGURE 5.13 – Objet maillé industriel de type « arbre d'engrenage »

On applique la même méthodologie à un objet maillé de type arbre d'engrenage (figure 5.13). Bien que les paramètres de base soient similaires à ceux du pignon, la morphologie particulière de l'arbre impose une gestion spécifique des zones d'injection pour éviter les artefacts liés à la topologie. Les caractéristiques principales sont présentées dans le tableau 5.5.

Objet cible	**CAO disponible**	**Dimensions (mm)**	**Résolution (mm)**
Arbre d'engrenage	✓	$1809 \times 837 \times 819$	0.15

TABLEAU 5.5 – Caractéristiques géométriques et de résolution pour l'objet « arbre d'engrenage »

À la page suivante, la figure 5.14 illustre le résultat de l'injection réaliste de 100 défauts dans l'objet « arbre d'engrenage » avec $\tau_{\text{porosité}} = 0.01\,\%$.



(a) Maillage du volume cible avec défauts synthétisés

(b) Coupe des défauts synthétisés uniquement (couleurs inversées car défauts très petits)

FIGURE 5.14 – Maillages résultant des injections réalistes de 100 défauts dans l'objet cible de type arbre d'engrenage : (a) objet total et (b) défauts uniquement

3) La génération et la synthèse des BDD

À la page suivante, le tableau 5.6 présente les temps de calcul exprimés en heures pour trois étapes clés de la méthodologie SinoDAM : la génération de l'objet cible, le calcul des paramètres de rotation et de mise à l'échelle via le modèle RBM et la synthèse des défauts augmentés. Ces mesures sont reportées pour trois références industrielles distinctes : une plaquette en carbure, un pignon et une pièce en forme d'arbre d'engrenage.

Ces temps permettent d'évaluer la complexité calculatoire de la synthèse de défauts en fonction de la géométrie et de la taille des objets cibles, ainsi que l'impact des opérations d'augmentation sur la charge de calcul globale.

Objet cible type	**Taille de la RBM à augmenter**	**Génération de la RBM**	**Synthèse de défauts**
Plaquette carbure	$(189 \times 369 \times 1044)$	0.02	16.3
Pignon	$(576 \times 576 \times 510)$	0.06	21.5
Arbre d'engrenage (division en 3 blocs)	$(1809 \times 837 \times 819)$	0.18	120

TABLEAU 5.6 – Temps de calcul (en minutes) pour la génération des objets cibles et la synthèse des défauts selon la méthodologie SinoDAM, transposé par référence

Cette section a démontré que la méthodologie SinoDAM est désormais capable de générer des volumes synthétiques réalistes sur des objets représentatifs de la fabrication additive, qu'ils soient simples ou contraints géométriquement. Les analyses menées sur la plaquette de carbure et sur des objets industriels plus complexes, tels que le pignon et l'arbre d'engrenage, confirment la maîtrise de la répartition spatiale des défauts et la capacité de la méthode à atteindre des objectifs industriels.

Les temps de calcul relevés mettent en évidence l'impact direct de la géométrie et de la taille des volumes sur les coûts de synthèse, mais montrent également que la chaîne complète reste exploitable pour des cas industriels réels. Ces résultats valident ainsi la faisabilité pratique de SinoDAM et ouvrent la voie à une évaluation quantitative approfondie, en vue d'alimenter des modèles d'apprentissage automatique et d'intégrer la méthode dans un cahier des charges opérationnel.

5.2.3 La présentation des BDD

Afin d'évaluer la qualité de la BDD synthétique générée, deux réseaux profonds représentatifs des approches actuelles en segmentation et classification d'images sont mobilisés : d'une part, un modèle `UNet` couplé à un extracteur de caractéristiques `Resnet50` et d'autre part, le modèle `YOLOv8-seg`. Quant aux BDD, elles ont été générées après l'application de la fonction `SinoDAM` de l'algorithme 14. Ces BDD ont été générées uniquement par CPU.

1) La préparation de la BDD pour YOLO

La BDD destinée au modèle type `YOLOv8-seg` a été constituée à partir d'un répertoire structuré contenant d'une part les projections brutes au format sans perte (`images/*.png`) et d'autre part les annotations polygonales au format YOLO (`labels/*.txt`). Chaque annotation encode un ou plusieurs défauts selon la syntaxe dans l'équation 5.4 où $(x_i, y_i) \in [0,1]^2$ sont des coordonnées normalisées.

$$\texttt{class} \quad x_1\ y_1\ x_2\ y_2\ \ldots\ x_n\ y_n \tag{5.4}$$

Les images sont dimensionnées en 320×320 pixels afin de respecter la contrainte interne du réseau imposant des tailles multiples de 32 pour les opérations de convolution et de mise à l'échelle.

2) La préparation de la BDD pour UNet

Pour le modèle type `Resnet50-UNet`, les étiquettes doivent être converties en masques. Les polygones normalisés sont projetés dans l'espace image selon l'équation 5.5 où W désigne les dimensions de l'image carrée, ce qui permet de coder les masques en niveaux d'intensité.

$$\begin{cases} x_i^{px} = \lfloor x_i(W-1) \rceil \\ y_i^{px} = \lfloor y_i(W-1) \rceil \end{cases} \quad \text{avec} \quad \begin{cases} \texttt{classe 0} : \text{fond} \\ \texttt{classe 1} : \text{keyholes} \\ \texttt{classe 2} : \text{LoF} \end{cases} \tag{5.5}$$

3) Les protocoles d'entraînement et de validation

Les masques sont enregistrés au format `.png`, garantissant une conservation exacte des intensités pour l'ensemble des classes. La séparation des données suit un ratio d'entraînement et de validation de 80 : 20, après application d'un mélange aléatoire sur l'ensemble des coupes issues des volumes augmentés. Les images sont donc sélectionnées et réparties aléatoirement entre les ensembles d'entraînement et de validation.

Les entraînements des modèles ont été réalisés sur une station mobile équipée d'un GPU NVIDIA RTX 4090. Les BDD ont été entraînées sur 100 epochs, sans phase de pré-entraînement et sans aucune augmentation.

Aucune augmentation de données n'a été appliquée, celles prévues initialement dans l'architecture ayant été explicitement désactivées afin de s'appuyer uniquement sur les variations déjà générées par notre méthodologie d'augmentation 3D.

5.3 Les entraînements et validations dans deux réseaux de neurones de segmentation

Pour rappel, la première section introduisant les deux types de réseaux de neurones profonds utilisés pour tester les BDD de synthèse a été présentée brièvement dans "L'état de l'art" (chapitre 1).

Pour ce faire, deux approches de segmentation sont utilisées dans leur mode d'entraînement et de validation. D'une part, un modèle dérivé de la famille YOLO, qui réalise une segmentation rapide à partir d'une tête prédictive inspirée des architectures de détection. D'autre part, une architecture de type UNet, reposant sur un schéma encodeur–décodeur permettant une segmentation dense et localement précise.

L'objectif est d'évaluer leur capacité à apprendre à partir de BDD synthétiques constituées de défauts réels extraits par notre méthodologie d'extraction, puis réinjectés dans des volumes simulés via notre méthodologie d'augmentation géométrique.

Deux BDD sont considérées et ont été présentées dans la section "Les synthèses contrôlées par cartes de distribution et diversité des objets cibles" de "La méthodologie d'augmentation 3D" (chapitre 4). La première est une BDD de synthèses sur un objet cible de référence, un cube comportant deux cylindres évidés, qui sert de cas d'étude simple et contrôlé.

La seconde BDD comporte des synthèses dans divers objets cibles simulés et évidés afin d'avoir une structure interne avec des géométries CAO représentatives d'objets industriels de complexité croissante.

5.3.1 Les réseaux de type YOLO et UNet

Ces deux approches, YOLO et UNet, fondées sur des principes de traitement différents, sont complémentaires pour analyser la qualité des données générées par le SinoDAM. L'objectif est de segmenter des structures présentant des morphologies fines ou irrégulières, telles que les défauts de type keyholes ou LoF, dans des volumes reconstruits.

Le YOLO est le réseau qui a été sélectionné. Il s'agit d'un modèle récent intégrant de manière unifiée la détection, la segmentation d'instances et l'extraction de contours, ce qui répond directement aux besoins liés à l'analyse de défauts fins et irréguliers présents dans les volumes reconstruits. Par ailleurs, il présente l'avantage d'être pré-entraîné sur de larges bases d'images, ce qui facilite le transfert d'apprentissage même vers des données de coupes de volumes issus de tomographie. Enfin, ce modèle repose sur sa capacité à traiter efficacement des objets de petite taille, à fusionner l'information multi-échelle, à fournir

des prédictions complètes (contours, masques et classes), et à s'adapter rapidement à un cadre expérimental reposant sur des données synthétiques, tout en restant suffisamment générique pour être appliqué ultérieurement à des cas industriels plus complexes.

On propose également dans ce travail un modèle de segmentation plus classique, le `ResNet50-UNet`. Dans cette architecture, la partie encodage de l'UNet [82] est remplacée par un réseau `ResNet50` utilisé comme extracteur de caractéristiques. Les réseaux de type ResNet reposent sur des connexions résiduelles reliant directement l'entrée et la sortie de certains blocs convolutifs, ce qui facilite l'apprentissage de représentations profondes et robustes [42]. Cette combinaison d'un encodage profond et d'une reconstruction progressive permet de préserver l'information spatiale et fait du `ResNet50-UNet` un modèle efficace pour la segmentation pixel à pixel des défauts simulés par SinoDAM.

Afin de synthétiser les différences essentielles entre les algorithmes `YOLOv8-seg` et le `ResNet50-UNet`, le tableau 5.7 présente une comparaison concise des deux approches en termes de type de segmentation, de principe de fonctionnement et d'adéquation avec les données générées par SinoDAM où chaque réseau est entraîné avec 100 epochs sur chacune des BDD.

Caractéristique	**YOLO**	**UNet**
Type de segmentation	Segmentation d'instances (un masque par objet détecté)	Segmentation sémantique dense (une classe par pixel)
Principe	Détecte d'abord une région d'intérêt puis calcule un masque associé	Classe chaque pixel directement en exploitant la structure en U
Dépendance à la détection	Oui : si l'objet n'est pas détecté, aucun masque n'est produit	Non : l'image est entièrement segmentée, indépendamment d'une détection préalable
Avantages	Très efficace pour isoler et distinguer plusieurs objets similaires	Très précis pour la segmentation fine et continue, y compris objets de petite taille
Sortie typique	Ensemble de masques d'instances + classes + contours	Carte dense des classes, un label par pixel
Utilisation sur les données SinoDAM	Exploite les régions contenant les défauts injectés pour produire des masques d'instances	Exploite directement la carte complète fournie par les défauts injectés pour produire une segmentation dense

TABLEAU 5.7 – Comparaison entre la segmentation par instances et la segmentation sémantique

5.3.2 Métriques d'évaluation utilisées

L'évaluation des performances repose sur des métriques et fonctions de coût adaptées aux architectures considérées. L'UNet est évalué via des mesures de recouvrement pixel-à-pixel, tandis que YOLO utilise des indicateurs de détection dérivés des courbes *Precison-Recall*[32]. Les sections suivantes présentent brièvement ces métriques, puis les fonctions de coût utilisées pour optimiser l'apprentissage en contexte déséquilibré.

1) Spécifiques à l'Unet

Pour évaluer la qualité de la segmentation, l'intersection sur l'union (*Intersection over Union* (**IoU**) est utilisée. Appelée également indice de Jaccard [87], cette mesure est aujourd'hui l'un des indicateurs standards en segmentation sémantique. Pour une classe donnée c, elle est définie par l'équation 5.6 où P_c désigne l'ensemble des pixels prédits comme appartenant à la classe c et G_c l'ensemble des pixels réels de cette même classe.

$$\mathrm{IoU}_c = \frac{|P_c \cap G_c|}{|P_c \cup G_c|} \tag{5.6}$$

L'IoU mesure le recouvrement relatif entre prédiction et vérité de terrain : une valeur élevée indique une bonne segmentation de la classe considérée.

La classe du fond, c'est-à-dire la coupe de l'objet cible, est très majoritaire dans les images de défauts industriels, domine mécaniquement le calcul, ce qui conduit à des valeurs artificiellement élevées et peu représentatives de la qualité réelle de la segmentation sur les classes d'intérêt. Ainsi, une évaluation pertinente nécessite de considérer explicitement les métriques IoU par classe, en particulier celles associées aux défauts rares et morphologiquement fins.

2) Spécifiques au YOLO

Les métriques classiques utilisées pour l'évaluation des modèles incluent le *recall* ainsi que des variantes de la précision telles que les mAP50 et mAP50–95. Ces indicateurs sont présentés pour les deux catégories de défauts étudiées. En complément, des visualisations qualitatives des masques prédits sont fournies afin de comparer la géométrie reconstruite aux formes théoriques qui ont été injectées.

Le *recall* mesure la capacité du modèle à détecter les instances positives c'est-à-dire la somme des vrais positifs et des faux négatifs. Une valeur élevée de *recall* indique que peu d'objets ou de défauts ont été manqués par le modèle.

La moyenne des précisions (*mean Average Precision*, **mAP**) est une métrique largement utilisée pour évaluer les tâches de détection ou de segmentation d'objets. Elle repose sur l'aire sous la courbe précision–recall [32].

Dans le cas de la mAP50, la précision est évaluée pour un seul seuil d'IoU est fixé à 0.50 (voir l'équation 5.6). La mAP50–95 correspond à la moyenne de la précision calculée pour des seuils d'IoU variant de 0.50 à 0.95 par pas de 0.05 telle que dans l'équation 5.7.

$$\mathrm{mAP}_{50\text{–}95} = \frac{1}{10} \sum_{t=0.50}^{0.95} \mathrm{AP}(\mathrm{IoU} = t) \tag{5.7}$$

Cette mesure permet une évaluation plus complète de la performance, en tenant compte à la fois de la localisation précise des objets et de la capacité du modèle à maintenir une bonne précision pour des niveaux d'exigence croissants sur l'IoU.

5.3.3 Détails sur les fonctions de coût dans un réseau de type UNet

Dans cette implémentation, la fonction de coût utilisée pour l'entraînement est l'entropie croisée catégorielle (en anglais, la *categorical cross-entropy*), adaptée au cas d'une segmentation multi-classes avec trois classes comme présenté dans l'équation 5.5 [13]. Chaque pixel de l'image d'entrée est associé à une distribution sur ces trois classes et le réseau apprend à prédire une distribution de probabilités pour chaque pixel.

La fonction de coût $\mathcal{L}_{\text{CE}}$ s'écrit sous la forme classique dans l'équation 5.8 où y_k vaut 1 si le pixel appartient à la classe k et 0 sinon. Cette fonction pénalise directement les erreurs de classification pixel à pixel pour chacune des trois classes de notre cas.

$$\mathcal{L}_{\text{CE}} = -\sum_{k=0}^{2} y_k \log p_k \tag{5.8}$$

Dans notre cas, pour la BDD du cadre théorique, une variante masquée de cette perte est utilisée, notée $\mathcal{L}_{\text{mask}}$. Elle permet d'ignorer la contribution du fond c'est-à-dire la coupe de l'objet cible, dans le calcul du gradient. La perte devient l'équation 5.9 ce qui annule la contribution des pixels appartenant au fond.

$$\mathcal{L}_{\text{mask}} = (1 - y_0)\, \mathcal{L}_{\text{CE}} \tag{5.9}$$

Dans le cas de la BDD plus complexe, les porosités sont minoritaires et les classes sont déséquilibrées. Pour éviter qu'une perte classique privilégie principalement la classe majoritaire, une fonction de coût combinée (*Combo Loss*) a été utilisée [13] associant une entropie croisée pondérée notée $\mathcal{L}_{\text{WCE}}$ et une fonction de perte de type Dice (*Dice Loss*) notée $\mathcal{L}_{\text{Dice}}$. L'équation 5.10 présente cette nouvelle fonction de coût $\mathcal{L}_{\text{combo}}$ où $\alpha \in [0, 1]$ contrôle l'équilibre entre les deux termes.

$$\mathcal{L}_{\text{combo}} = \alpha\, \mathcal{L}_{\text{WCE}} + (1 - \alpha)\, \mathcal{L}_{\text{Dice}} \tag{5.10}$$

L'entropie croisée pondérée $\mathcal{L}_{\text{WCE}}$ permet de compenser la faible fréquence entre les types de défauts (ou classes). Elle s'écrit sous la forme de l'équation 5.11 où w_k est le poids associé à la classe k, déterminé en fonction du déséquilibre du jeu de données.

$$\mathcal{L}_{\text{WCE}} = -\sum_{k=0}^{2} w_k\, y_k \log p_k \tag{5.11}$$

Le second terme, la *Dice Loss* est particulièrement adapté aux objets fins ou de petite taille, caractéristiques des défauts industriels. Elle est définie par l'équation 5.12 où ε est un terme de régularisation.

$$\mathcal{L}_{\text{Dice}} = 1 - \frac{2\sum_i y_i p_i}{\sum_i y_i + \sum_i p_i + \varepsilon} \tag{5.12}$$

On remarque que la Dice Loss est étroitement liée à la métrique IoU (équation 5.6). Lorsque les prédictions sont binaires, le coefficient de Dice s'écrit dans l'équation 5.13.

$$\text{Dice} = \frac{2\,|P \cap G|}{|P| + |G|} \qquad \Longleftrightarrow \qquad \text{Dice} = \frac{2\,\text{IoU}}{1 + \text{IoU}} \tag{5.13}$$

Cette combinaison permet au réseau de rester sensible aux classes peu représentées tout en améliorant la détection de structures de petite taille et aux contours fins. Ce choix est particulièrement adapté aux défauts industriels typiques dont la géométrie est fine et la fréquence faible dans les coupes.

5.3.4 Cadre théorique : BDD de synthèse dans l'objet cible de référence

Dans un premier cadre expérimental, les données d'entraînement proviennent d'une BDD de synthèses générées sur l'objet cible de référence : un volume cubique intégrant deux cylindres évidés. Cette géométrie simple et contrôlée constitue un cas d'étude idéal pour analyser le comportement de l'algorithme d'injection dans un environnement dépourvu de complexité topologique.

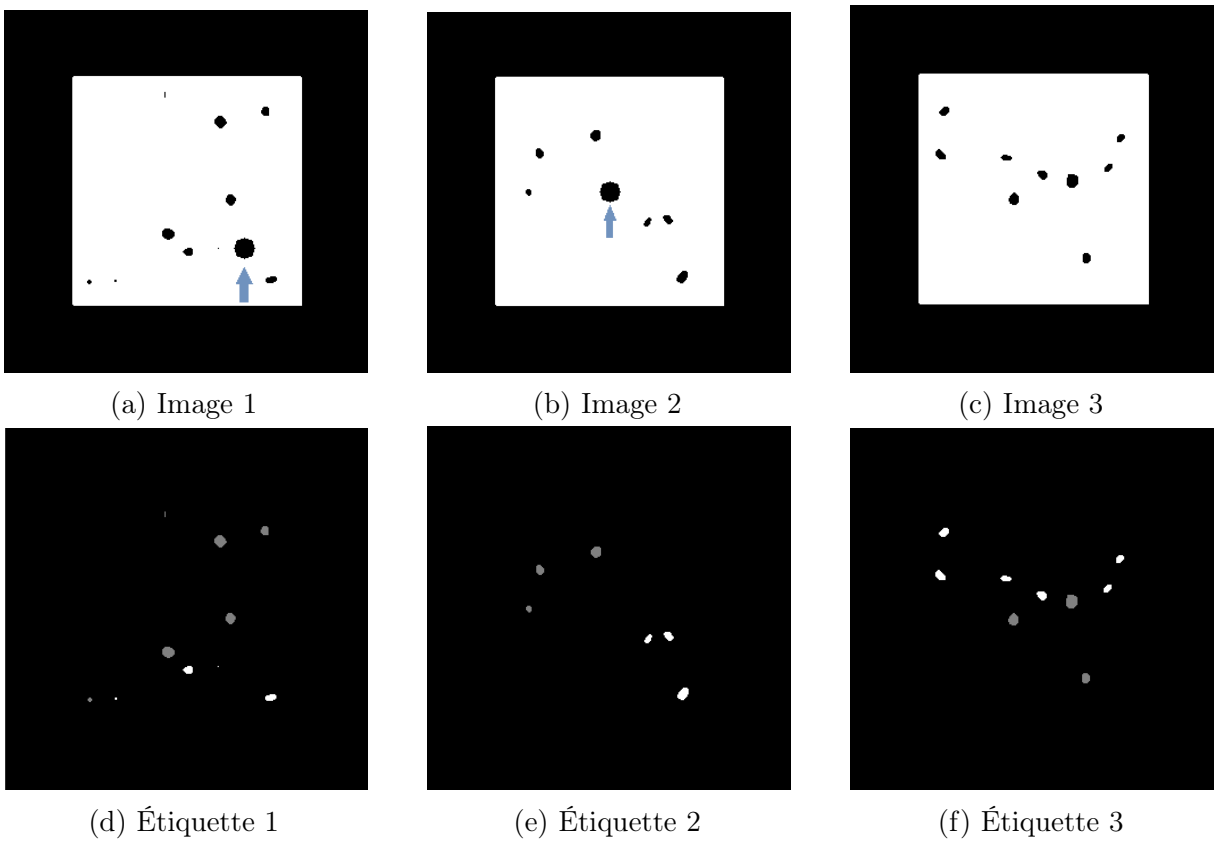
Cette BDD a pour objectif d'évaluer la qualité des injections dans un contexte idéal. Pour cela, seulement deux défauts sont retenus parmi ceux extraits par notre extracteur, tels que présentés dans la section "Études quantitatives des défauts après extractions et traitements morphologiques" du chapitre 4 sont sélectionnés. Cette configuration volontairement contrôlée permet de mesurer précisément l'impact du processus d'injection sur des défauts dont la géométrie et la segmentation sont déjà parfaitement caractérisées.

1) Les caractéristiques de la BDD

L'algorithme `SinoDAM` injecte automatiquement 100 défauts dans l'objet cible simulé de référence répartis uniformément entre keyhole et LoF. Cette opération est répétée 100 fois, correspondant à 100 nouveaux volumes synthétisés, ce qui conduit à un total de 10 200 images générées.

Afin d'illustrer la diversité des coupes utilisées pour l'entraînement, ainsi que la structure des annotations associées, la figure 5.15 suivante présente plusieurs exemples d'images issues de la BDD ainsi que leurs étiquettes correspondantes.

Bien que la BDD ait été générée avec un ratio égal entre défauts keyhole et LoF en nombre d'occurrences, la distribution par instances n'est pas équilibrée. En effet, en segmentation, une instance correspond à l'ensemble des pixels appartenant à un défaut. Or, les keyholes présentent en moyenne une surface plus importante que les LoF, ce qui conduit à une sur-représentation intrinsèque de cette classe dans la BDD.



(a) Image 1 (b) Image 2 (c) Image 3

(d) Étiquette 1 (e) Étiquette 2 (f) Étiquette 3

FIGURE 5.15 – Exemples d'images et de leurs étiquettes associées dans la BDD théorique pour l'entraînement du modèle `ResNet50-UNet` (où les flèches bleues mettent en évidence ce qui appartient à la structure interne)

En revanche, la répartition est homogène dans l'espace, sans zone préférentielle. En effet, cela est dû à la carte 3D de distribution uniforme garanties par la RBM. C'est ce qui est attendu d'une BDD synthétique construite pour éviter un biais spatial.

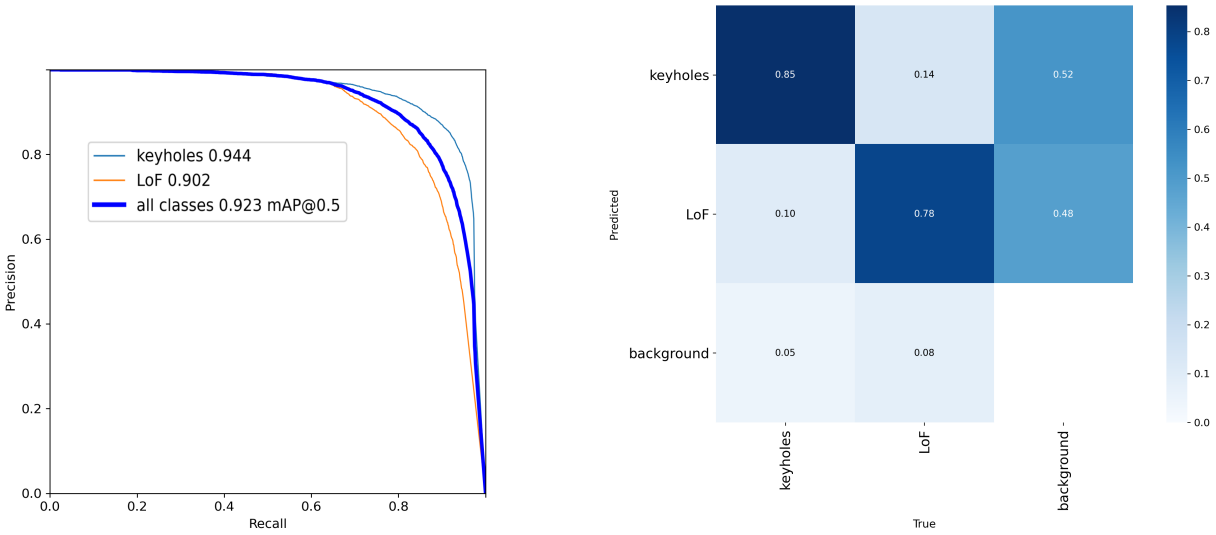
Les entraînements ont été réalisés sur un ensemble d'apprentissage composé de 8 160 images de taille 320×320, et un ensemble de validation de 2 040 images. Ce cadre expérimental constitue une situation de référence permettant d'évaluer le comportement des deux réseaux de neurones, UNet et YOLO, durant les phase d'apprentissage et validation.

2) L'entraînement et les résultats sur UNet

Dans l'ensemble, le modèle parvient à segmenter efficacement les deux classes de défauts. Concernant les défauts type keyholes, l'IoU atteint une valeur de 0.920, indiquant une bonne qualité de segmentation avec un recouvrement élevé entre les masques prédits et la vérité de terrain, et des erreurs globalement limitées. Quant aux défauts type LoF, ils présentent un IoU plus faible, de 0.843, ce qui s'explique par leur géométrie plus fine et leur surface projetée réduite, rendant leurs contours plus difficiles à capturer. Ces résultats témoignent de la capacité du modèle à reconstruire correctement les deux morphologies de défauts synthétiques, tout en révélant une sensibilité accrue pour les structures plus fines.

3) L'entraînement et les résultats sur YOLO

Pour le modèle YOLO, la courbe ROC et la matrice de confusion sont des métriques pour évaluer la qualité de la détection et la séparation inter-classes. Les résultats correspondants sont présentés dans la figure 5.16.



(a) Courbe *Precison-Recall* (b) Matrice de confusion

FIGURE 5.16 – Évaluations quantitatives du modèle YOLO sur la BDD théorique : (a) courbe *Precison-Recall* et (b) matrice de confusion

Les résultats obtenus avec YOLO sur la même BDD montrent une bonne capacité de détection pour les deux types de défauts. Les courbes *Precison-Recall* indiquent une performance élevée avec une précision moyenne de 0.944 pour les défauts type keyholes et de 0.902 pour ceux type LoF, tandis que le score global atteint 0.923. La matrice de confusion normalisée confirme cette tendance : la majorité des keyholes et des LoF sont correctement identifiés. Ces résultats attestent de la capacité du modèle à distinguer efficacement les deux défauts synthétisés, malgré la complexité géométrique des LoF et leur surface projetée plus faible.

4) Les commentaires généraux

Pour comparer directement les performances des deux architectures, un tableau 5.8 récapitulatif est proposé à la page suivante. Il synthétise les IoU obtenus par le UNet et par YOLO sur les deux classes d'intérêt. Les valeurs YOLO sont estimées à partir de la matrice de confusion normalisée (voir b) du figure 5.16).

Cette présentation conjointe permet d'apprécier plus clairement les différences de comportement entre les deux modèles, notamment la meilleure sensibilité d'UNet aux structures de petite taille et la tendance de YOLO à générer davantage de faux positifs pour les défauts les plus fins.

Type de défaut ou classe	**IoU UNet**	**IoU YOLO (estimé)**	**Interprétation**
Keyhole	0.920	0.714	UNet segmente précisément cette classe volumique ; YOLO présente davantage d'erreurs liées aux contours ouverts
LoF	0.843	0.661	Les LoF, plus fins et moins étendus, restent plus difficiles à capturer pour les deux modèles ; YOLO est plus sensible aux erreurs de frontière

TABLEAU 5.8 – Comparaison des IoU de UNet et YOLO pour les classes de la BDD théorique

5.3.5 Cadre plus complexe : deux défauts types insérés dans des coupes variées avec une structure interne

Une seconde BDD est synthétisée, plus réaliste et plus complexe, les défauts keyhole et LoF sont injectés dans des coupes issues de volumes présentant une structure interne propre. La diversité des coupes et la présence d'une structure interne avec des formes évidées variées rend ce cadre adapté pour évaluer la robustesse du modèle.

1) Les caractéristiques de la BDD

L'entraînement associé repose sur un jeu d'apprentissage de 8 976 images de taille 320×320 et un jeu de validation de 2 244 images.

Afin d'illustrer la diversité des coupes utilisées pour l'entraînement, ainsi que la structure des annotations associées, la figure 5.17 de la page suivante présente plusieurs exemples d'images issues de la BDD ainsi que leurs étiquettes correspondantes.

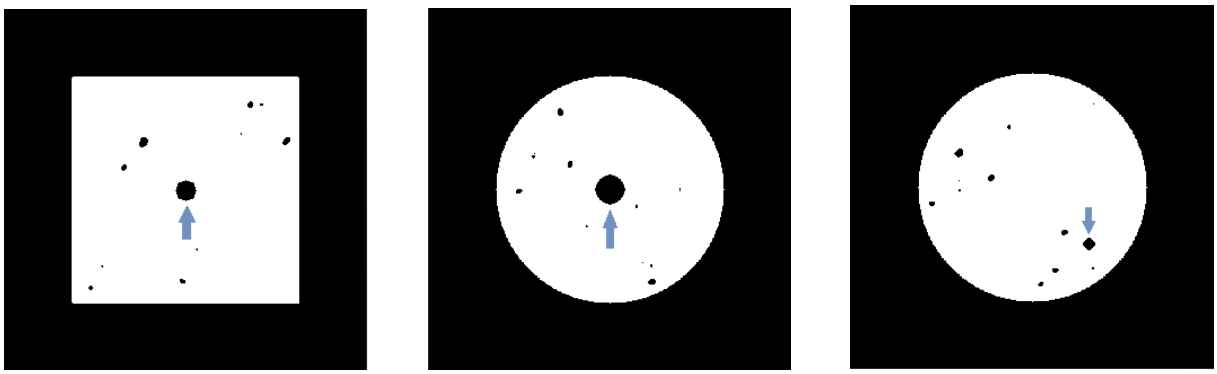
2) L'entraînement et les résultats sur UNet

Les résultats obtenus sur cette BDD plus complexe montrent que l'UNet parvient à segmenter les défauts malgré l'augmentation de la variabilité morphologique et de la complexité interne des objets cibles. Concernant les défauts type keyholes, on obtient un IoU de 0.645, ce qui révèle une segmentation plus difficile que dans le cadre théorique, avec des erreurs résiduelles. Quant aux défauts type LoF, de taille intermédiaire, ils atteignent un IoU de 0.807, indiquant une capacité correcte du réseau à extraire leurs contours malgré la complexité accrue de l'environnement.

Ces résultats confirment que, dans un contexte plus réaliste, la difficulté provient principalement de la variabilité locale de la matière et des structures internes, mais le réseau reste capable de distinguer les deux morphologies de défauts.

3) L'entraînement et les résultats sur YOLO

Pour le modèle YOLO, la courbe ROC et la matrice de confusion sont des métriques pour évaluer la qualité de la détection et la séparation inter-classes. Les résultats correspondants sont présentés dans la figure 5.18.

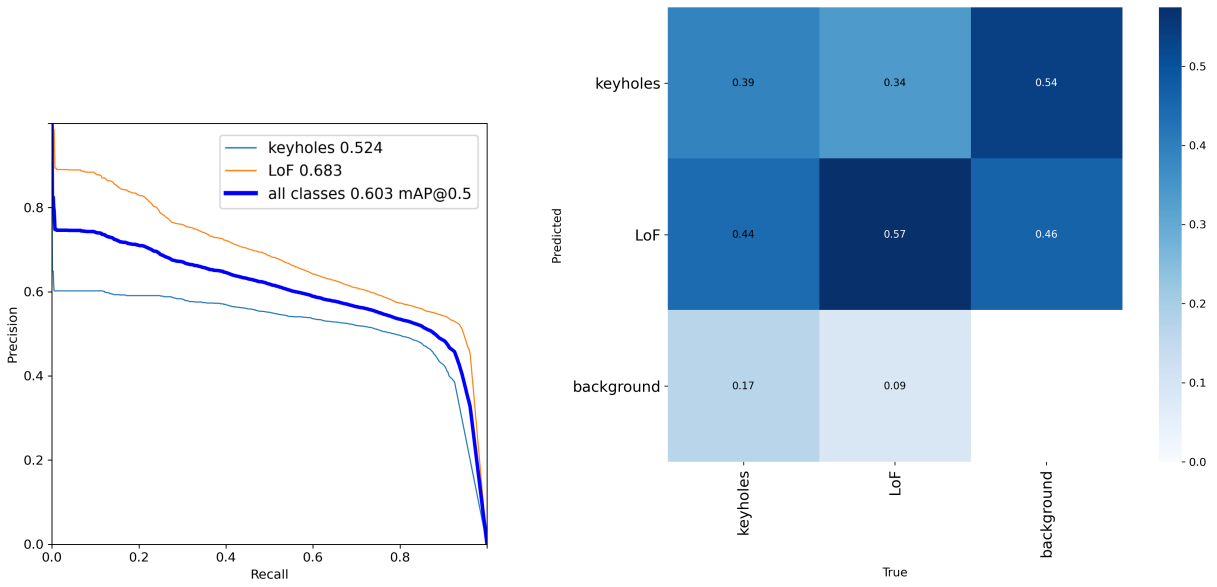


(a) Image 1 (b) Image 2 (c) Image 3



(d) Étiquette 1 (e) Étiquette 2 (f) Étiquette 3

FIGURE 5.17 – Exemples d'images et de leurs étiquettes associées dans la BDD complexe utilisée pour l'entraînement du modèle `ResNet50-UNet` (où les flèches bleues mettent en évidence ce qui appartient à la structure interne)



(a) Courbe *Precison-Recall* (b) Matrice de confusion

FIGURE 5.18 – Évaluations quantitatives du modèle YOLO sur la BDD complexe : (a) courbe *Precison-Recall* et (b) matrice de confusion

Les résultats obtenus avec `YOLOv8-Seg` sur la même BDD montrent que les performances se dégradent sensiblement par rapport au cadre théorique. Les courbes *Precison-Recall* indiquent une meilleure détectabilité des défauts type LoF que des keyholes. Ils génèrent davantage de faux positifs et des masques plus fragmentés. De plus, la matrice de confusion normalisée confirme cette tendance : seuls 39 % des keyholes sont correctement prédits, contre 57 % pour les LoF, avec des confusions marquées vers le fond et entre défauts.

Ces résultats reflètent la difficulté accrue liée aux géométries internes plus complexes et à la variabilité morphologique des défauts.

4) Les commentaires généraux

Pour comparer directement les performances des deux architectures, le tableau 5.9 récapitulatif est proposé. Il synthétise les IoU obtenus par le UNet et par YOLO sur les deux classes d'intérêt. Les valeurs issues du YOLO sont estimées à partir de la matrice de confusion normalisée (voir (b) de la figure 5.18).

Type de défaut ou classe	**IoU UNet**	**IoU YOLO (estimé)**	**Interprétation**
Keyhole	0.645	0.207	UNet segmente correctement la classe malgré la complexité accrue ; YOLO présente de fortes confusions vers le fond et les LoF
LoF	0.807	0.300	Les LoF, de taille intermédiaire, sont mieux capturés par UNet ; YOLO reste sensible aux contours et aux variations locales de matière

TABLEAU 5.9 – Comparaison des IoU de UNet et YOLO pour les classes de la BDD complexe

Dans le cas de la BDD complexe, la comparaison met clairement en évidence la robustesse supérieure des algorithmes `ResNet50-UNet` par rapport au `YOLOv8-Seg`. UNet atteint des IoU de 0.645 sur les keyholes et 0.807 sur les LoF, tandis que les IoU estimés pour YOLO, dérivés de la matrice de confusion normalisée, ne dépassent pas 0.207 et 0.300 respectivement pour les IoU. Ces résultats indiquent que, dans un environnement géométriquement plus complexe, UNet parvient à maintenir un niveau de segmentation satisfaisant, alors que YOLO souffre d'un taux important de confusions, en particulier vers le fond et entre classes, reflétant une sensibilité accrue aux variations locales et aux structures internes plus marquées.

Après la présentation des développements méthodologiques et des résultats expérimentaux, il convient désormais d'en analyser la portée et les implications.

5.4 Discussions générales

Ce manuscrit introduit une chaîne méthodologique intégrée dédiée à l'augmentation réaliste de données tomographiques issues de l'imagerie XCT sur les pièces de fabrication additive. L'approche repose sur l'analyse et la manipulation du signal brut dans le domaine de Radon, permettant une modélisation directe des sinogrammes et une augmentation contrôlée avec réalisme sous contraintes géométriques, physiques et topologiques. Nous discutons ici des apports, limites et enseignements transverses.

5.4.1 Le domaine de Radon : apports, difficultés et choix de cadre

À l'issue de "L'approche 2D : extractions de caractéristiques dans le domaine de Radon" (chapitre 2), on extrait directement dans le domaine non reconstruit, modélisé par la transformée de Radon, c'est-à-dire le sinogramme. Il est intéressant d'être capable d'extraire des informations (défauts) dans un échantillon issu de fabrication additive. L'étude dans les premières sections sur les pré-traitements montre la difficulté d'opérer dans le sinogramme. Plusieurs aspects sont traités : la non-uniformité du domaine, le cumul d'intensités, des traces ou RS avec intensités non constantes. On rappelle que pour un point, chaque angle fournit une valeur issue de l'intégration de l'atténuation le long du rayon correspondant. L'ensemble de ces valeurs forme une distribution d'intensités dont la forme dépend de la position du point, de la géométrie d'acquisition et des propriétés du matériau.

En raison des difficultés d'extraction directe des défauts dans le domaine de Radon, la base CoCr du NIST s'avère particulièrement pertinente : les volumes y sont déjà reconstruits et accompagnés d'une vérité terrain issue de la segmentation. Toutefois, les défauts n'y sont pas classifiés ; nous avons donc réalisé manuellement cette étape afin de disposer de catégories exploitables pour notre méthodologie d'augmentation.

5.4.2 Les POCs : approche continue et approche discrète

Analyser cette distribution permet de caractériser les signaux avec l'aide d'hypothèses fortes. En effet, cette thèse aborde différentes solutions pour dissocier certains paramètres qui ne sont pas indépendants les uns des autres. Ils évoluent conjointement. Ainsi, l'hypothèse de travailler avec la géométrie d'acquisition la plus simple possible a permis de réaliser les différentes POCs pour des RS parfaitement sinusoïdales afin d'appuyer notre étude. Nous avons proposé plusieurs études de paramètres d'influence.

"L'annexe des compléments pour augmenter le réalisme à l'étude" (annexe D) propose une étude qui envisage la transition vers une géométrie d'acquisition plus représentative des configurations industrielles, notamment le *fan-beam*. Le cadre d'étude adopté dans ce manuscrit se rapproche davantage d'une configuration de type synchrotron : le faisceau est quasi-collimaté, l'énergie est considérée comme monochromatique et chaque rayon peut être assimilé à une direction unique, ce qui assure une relation presque bijective entre la structure observable et sa trace dans le sinogramme. Cet environnement simplifié facilite l'analyse des propriétés géométriques du signal projeté et constitue une base pertinente.

Un autre point essentiel mis en évidence dans cette étude concerne l'impact du caractère discret de l'acquisition sur l'analyse et l'interprétation des signaux. La littérature aborde encore assez peu les enjeux spécifiques de la tomographie discrète, alors même que cette

modalité impose des contraintes fortes liées à l'échantillonnage angulaire, spatial et radiométrique. Nos travaux se situent précisément au croisement entre la formulation continue du modèle de Radon et sa réalisation discrète dans les sinogrammes expérimentaux, en explorant cette dualité.

"L'approche 2D : extractions de caractéristiques dans le domaine de Radon" (chapitre 2) permet la gestion du sinogramme au sens de l'image discrète grâce aux parties pré-traitements qui ont permis de dissocier les marqueurs pertinents du reste du sinogramme. Les parties d'extraction, quant à elles, permettent d'interpréter et de sélectionner les informations pertinentes en considérant une approche basée sur les coordonnées des RS. Les différentes méthodes d'extraction sont construites à partir de fonctions issues du domaine analytique continu, tout en étant appliquées à des données échantillonnées. Cette articulation séquentielle, d'abord l'exploitation des propriétés discrètes de l'image du sinogramme, puis l'extraction fondée sur un modèle continu, s'est révélée la stratégie la plus robuste et la plus cohérente parmi les approches évaluées.

Sous certaines hypothèses restrictives, il est possible de travailler directement dans l'espace des coordonnées extraites en s'appuyant uniquement sur des fonctions définies dans le cadre continu. Cette approche permet de caractériser les propriétés géométriques des traces indépendamment de l'échantillonnage discret du sinogramme. "L'annexe POC2 : dissociations préliminaires des représentations spatiales" (annexe B) présente des résultats pertinents, qui montrent qu'une partie du problème inverse pourrait être résolue en s'affranchissant, au moins localement, des limitations liées à la résolution discrète. Cette annexe s'appuie sur un cas d'étude d'un phantom simulé cubique avec des porosités de fabrication additive injectées. Malgré un impact sur les intensités, il est possible d'inclure des défauts que l'on est capable de modifier géométriquement et d'inclure de façon automatique sous contrainte. Les limites principales de ce POC sont que cette approche reste uniquement en 2D et que la structure externe de l'objet soit une distribution des intensités fortement bimodale afin de dissocier l'objet de sa structure interne ou de ses défauts. La structure externe est rarement reconstituable sans reconstruction sauf si elle est convexe. Enfin, ce POC détaille les fondations de la méthodologie iSHT.

Également sous des hypothèses similaires, mais cette fois, à l'inverse de l'approche précédente, on ne travaille qu'avec l'approche discrète. Cette étude a été réalisée sur l'IQI simulé et modélisé, où des propriétés discrètes de Radon ont été exploitées afin de proposer de nouvelles coupes. Cette approche est une POC intéressante proposant une méthodologie rapide et directe pour l'injection de défauts. Les limites sont nombreuses : on ne travaille que sur des coupes 2D où l'on injecte également des défauts dans un objet simple. De plus, les défauts ou tout ce que l'on veut dissocier dans le sinogramme atteignent une limite dès que les distributions dans les sinogrammes ne sont pas directement multimodales. Aucun prétraitement n'est prévu, l'idée était de ne pas modifier le domaine brut. Les réarrangements matriciels puis leurs ajouts dans une coupe cible, même identiques à celle d'extraction, induisent de légers bruits. Ainsi, les deux POC justifient la nécessité d'une approche double dans le traitement des sinogrammes.

5.4.3 L'approche 3D : segmentation multi-coupes et reconstruction surfacique

Toutes les approches précédentes n'abordent que la 2D, "L'approche 3D : segmentation et reconstruction réaliste de surfaces" (chapitre 3) gère les défauts extraits sur plusieurs

coupes dont la première étape consiste à segmenter chaque porosité sur plusieurs coupes adjacentes pour ensuite gérer sa reconstruction de surfaces toujours à partir des RS.

Bien que cette approche apporte un niveau de réalisme élevé, elle reste limitée par la résolution du sinogramme, même si la triangularisation permet un échantillonnage sub-voxelique. Il est également constaté que la discrétisation modifie la morphologie du défaut en raison de plusieurs facteurs qui s'ajoutent conjointement à l'échantillonnage. Il n'est pas possible de dissocier directement ce qui relève des artefacts liés au mode de fabrication couche par couche, des limites de résolution propres au système d'acquisition, ou encore des critères de segmentation considérant un défaut dès lors qu'il occupe au moins trois voxels (notre cahier des charges). La perte de précision induite peut être significative. Plusieurs stratégies ont été proposées afin d'apporter le plus de réalisme possible aux défauts en retravaillant le maillage associé. Toutefois, ces méthodes doivent être appliquées avec parcimonie au risque de modifier excessivement le maillage et de déformer les défauts.

5.4.4 Les synthèses et la cohérence physique

À ce stade, il est déjà possible de synthétiser les sinogrammes 3D des défauts directement dans un objet cible. Les POC1 et POC2 permettent d'appliquer les transformations géométriques nécessaires avant l'injection. En revanche, l'intégration des défauts reste manuelle, ce qui constitue la principale limite à l'issue de ce chapitre. Malgré cela, même dans un objet complexe tel qu'un corps de pompe, on observe que sa structure globale demeure inchangée après l'ajout de défauts extraits d'un autre échantillon. Ce travail illustre la possibilité d'introduire, dans un volume B, des défauts initialement observés dans un volume A. Ce procédé peut toutefois introduire une incohérence physique, dans la mesure où les morphologies des défauts issus de la fabrication additive dépendent notamment du volume cible. Cette problématique dépasse le cadre de cette étude [20].

En revanche, grâce au sinogramme unitaire, il est possible de rétablir la cohérence en niveau de gris : les défauts provenant du matériau B peuvent être associés à une intensité compatible avec le coefficient d'atténuation du matériau dans lequel ils sont injectés. Le sinogramme unitaire met en évidence que l'intensité globale du signal se réduit à un facteur scalaire multiplicatif, tandis que la géométrie de la trace reste inchangée.

5.4.5 L'automatisation par la méthodologie d'augmentation 3D

La génération d'une BDD, à savoir "La méthodologie d'augmentation 3D" (chapitre 4), permet l'ajout automatique de défauts 3D dans un objet cible sous contraintes tridimensionnelles. Grâce à l'étiquetage préalable de la base de défauts à injecter, l'approche produit des résultats satisfaisants jusqu'à l'injection importante de défauts dans la CAO d'un objet issu de fabrication additive, ce qui constitue le cas le plus complexe étudié. Un fichier de suivi textuel est généré, renseignant notamment la liste des défauts injectés, leurs transformations géométriques ainsi que leur position finale dans l'objet. À ce stade, plus aucune intervention manuelle n'est requise.

La méthodologie offre par ailleurs de nombreux paramètres de réglage permettant de se rapprocher d'un éventuel cahier des charges. Les limites majeures résident toutefois dans la génération de la RBM, encore sensible à la structure interne de l'objet. Cette sensibilité rend l'injection semi-automatique : une vérification ou une intervention humaine demeure

nécessaire pour garantir la cohérence de l'insertion des défauts. Par ailleurs, les générations de BDD de synthèses ne sont pas optimisés sur GPU.

Il est important de souligner que les temps d'injection de défauts restent relativement faibles au regard d'un cycle réel de fabrication additive. Par exemple, atteindre un taux de porosité représentatif d'environ 1.4 % nécessite en pratique environ $1\,h\,30$ de synthèse, alors que la production d'une pièce métallique suivie de son acquisition tomographique requiert généralement un temps au moins deux fois supérieur. Enfin, la génération de la BDD de défauts extraits (voir le chapitre 2) demande plusieurs heures, mais cette étape n'est réalisée qu'une seule fois et repose elle aussi sur un code non parallélisé, suggérant là encore des marges d'optimisation importantes.

5.4.6 Spécificité du contexte d'application à la fabrication additive

Ces observations doivent être mises en perspective avec le cadre d'application privilégié de ces méthodologies. En effet, l'ensemble des développements présentés dans cette thèse s'inscrit avant tout dans le contexte de la fabrication additive contrôlée par XCT, où les coûts d'acquisition et de reconstruction justifient pleinement la génération de volumes synthétiques réalistes à partir d'une BDD réduite. La simulation de volumes de fabrication additive et la synthèse de défauts segmentés directement dans la structure interne des pièces permettent d'exploiter efficacement le domaine de Radon sans recourir à la reconstruction. Si l'extraction initiale des défauts reste coûteuse en temps, elle n'est réalisée qu'une seule fois sur un volume d'échantillon distinct de celui des objets cibles. La méthodologie SinoDAM offre ensuite une synthèse rapide de nouveaux volumes réalistes en quelques minutes, rendant le coût initial négligeable au regard du nombre de volumes générés et des contraintes spécifiées par le cahier des charges.

5.4.7 Les apprentissages et la transférabilité

Dans le dernier chapitre, plusieurs BDD synthétiques aux spécifications variées ont été générées, mais elles partagent une hypothèse commune : fond uniforme et annotation restreinte aux seules classes de défauts. De manière générale, ces résultats soulignent la meilleure aptitude d'UNet à gérer la segmentation de petites structures dans des contextes géométriques complexes, alors que YOLO reste performant sur des géométries simples mais perd en stabilité lorsque la topologie interne devient plus riche. Ces réseaux confirment que le choix de l'architecture doit être étroitement lié au niveau de complexité géométrique de l'objet cible et à la finesse des défauts recherchés.

Ainsi, les limites de cette approche tiennent principalement au cadre d'acquisition simplifié (quasi-collimaté et quasi-monochromatique), qui facilite l'analyse mais réduit la portée externe vers des environnements industriels plus hétérogènes. La discrétisation introduit également des altérations morphologiques, et la retouche de maillage, bien que contrôlée, peut générer des biais si elle est trop utilisée. De plus, la RBM et la semi-automatisation demeurent sensibles à la structure interne de l'objet, nécessitant encore une validation humaine minimale, tandis que l'optimisation GPU reste à implémenter. Enfin, la transférabilité dépend fortement de l'architecture et de la complexité géométrique et les variations de domaine doivent encore être quantifiées de manière systématique.

Conclusion

Ce chapitre a validé expérimentalement l'efficacité de la chaîne complète de génération, d'injection et d'exploitation de défauts synthétiques dans des sinogrammes 3D. Les études de cas ont montré que la méthodologie permet de produire des signatures cohérentes et physiquement plausibles, directement utilisables pour l'apprentissage profond. Les bases synthétiques générées se sont avérées adaptées à l'entraînement de modèles de segmentation, confirmant la pertinence de l'augmentation volumique dans l'espace de Radon pour améliorer la détection et la segmentation de défauts dans des configurations industrielles variées.

Les premiers scénarios, basés sur un cahier des charges contrôlé, ont permis de valider la cohérence interne du modèle en fixant explicitement la densité, la morphologie et la distribution des défauts. Cette étape a constitué un test de référence essentiel, garantissant la stabilité de la synthèse lorsque tous les paramètres sont maîtrisés.

Les études menées sur des objets cibles issus de fabrication additive, notamment la plaquette carbure et d'autres géométries industrielles plus complexes, ont confirmé la robustesse de l'approche dans des structures réelles, marquées par des hétérogénéités, des anisotropies matérielles et des contraintes topologiques fortes. Les résultats ont montré que SinoDAM s'adapte efficacement à des environnements tridimensionnels variés, tout en maintenant une injection réaliste en termes de visibilité, de distribution spatiale et de densité locale.

L'entraînement des réseaux de segmentation (UNet, YOLO) sur les données synthétiques générées a également mis en évidence la pertinence de l'augmentation dans des contextes où les données réelles sont rares, coûteuses ou difficilement annotables. Les performances obtenues ont démontré que les défauts synthétisés sont suffisamment réalistes pour soutenir une phase d'apprentissage efficace, tout en permettant d'identifier les conditions nécessaires à la transférabilité vers des bases industrielles réelles.

Cette étude expérimentale confirme que la méthodologie proposée, depuis l'extraction des signatures jusqu'à son utilisation pour l'apprentissage de modèles de segmentation, constitue une approche fiable pour la génération de données industrielles. Elle démontre son potentiel pour renforcer l'automatisation du contrôle non destructif dans des environnements complexes et pour limiter la dépendance aux acquisitions réelles. Les limites identifiées et les pistes d'amélioration ouvrent par ailleurs la voie à un déploiement à plus grande échelle dans un contexte industriel opérationnel.

Conclusion et perspectives

Cette thèse propose une contribution méthodologique nouvelle au domaine du contrôle non destructif appliqué à la fabrication additive, en introduisant une chaîne complète d'augmentation de données dédiée à l'analyse tomographique RX. Face à la complexité géométrique des pièces et à la diversité des défauts générés, l'évolution des méthodes d'inspection s'avère indispensable, la tomographie étant encore limitée par des coûts temporels et humains élevés. Pour dépasser ces contraintes, une méthodologie d'augmentation hybride opérant directement dans le domaine de projection a été développée. Exploitant les propriétés de la transformée de Radon, elle permet d'extraire, caractériser et modéliser des défauts puis de les injecter de manière contrôlée dans un objet cible, sans recourir à une reconstruction préalable. Cette approche s'articule autour de trois modules complémentaires : l'extraction itérative de signatures sinusoïdales, la reconstruction 3D réaliste de défauts et la synthèse adaptée aux pièces industrielles. L'ensemble constitue un cadre unifié et extensible de génération automatique de bases de données adaptées à l'apprentissage profond. Les résultats obtenus démontrent que l'augmentation volumique via le sinogramme améliore la segmentation automatique dans des géométries simples comme complexes. En intégrant des défauts réalistes dès le domaine de projection, la méthodologie réduit l'écart entre données synthétiques et données réelles, ce qui permet d'entraîner des modèles de segmentation tels qu'UNet ou YOLO de manière plus robuste et plus représentative des cas industriels.

La première contribution repose sur l'iSHT, une méthodologie d'extraction robuste opérant directement dans le domaine de Radon. En exploitant les propriétés discrètes des sinogrammes, iSHT permet une séparation fine des représentations spatiales sinusoïdales issues des défauts, sans recourir à une reconstruction volumique préalable. Les prétraitements dédiés, combinant optimisation du contraste, seuillages adaptatifs et génération d'un sinogramme différentiel, garantissent la stabilité de l'extraction, tandis que l'itération et les contrôles géométriques assurent la cohérence physique des signatures identifiées.

Une seconde contribution réside dans la mise en place d'un module de traitement réaliste de maillages tridimensionnels. À partir de segmentations multicoupes, les défauts sont regroupés en volumes cohérents selon leur connexité, puis reconstruits sous forme surfacique par triangulation d'isosurfaces. Des opérations géométriques, incluant recalage, pondération probabiliste et lissage contrôlé, préservent la morphologie et la topologie des défauts induits par les procédés additifs, tout en réduisant les irrégularités dues à la voxelisation.

Ces deux approches convergent vers la méthodologie SinoDAM, troisième contribution majeure de ce manuscrit. Moyennant l'extraction préalable de défauts dans le volume échantillon, différent de celui des objets cibles, elle synthétise de nouveaux volumes après l'injection réaliste de défauts sous contraintes physiques, morphologiques et topologiques. Cette méthodologie génère automatiquement une infinité de sinogrammes de défauts dans des objets cibles. Le concept de sinogrammes unitaires garantit une cohérence inter-matériaux, où l'intensité globale du sinogramme devient un facteur scalaire ajustable.

L'ensemble forme une chaîne complète et cohérente de génération de bases de données synthétiques. Celle-ci permet la création automatisée de volumes contenant un grand nombre de défauts insérés dans des géométries complexes, accompagnés de fichiers de suivi documentant pièces, transformations, positions et paramètres d'injection. Les données produites sont exploitables directement pour l'entraînement et la validation de réseaux de segmentation.

Les expérimentations montrent que cette chaîne d'augmentation est capable de produire des bases de données synthétiques pertinentes pour l'apprentissage profond. Sur des objets théoriques, UNet et YOLO atteignent des performances élevées, favorisées par un environnement géométriquement simple et un contraste bien séparé. En revanche, lorsque la géométrie cible devient complexe, UNet conserve une stabilité appréciable, tandis que YOLO présente une dégradation notable, attribuable à une interaction plus forte entre les défauts, la structure interne de la pièce et les variations locales introduites par les opérations d'injection. Ces observations confirment l'intérêt d'utiliser un modèle volontairement peu régularisé comme évaluateur de transférabilité afin d'ajuster la chaîne de génération en limitant les modifications architecturales.

En synthèse, cette thèse introduit (i) iSHT, une méthode d'extraction 2D robuste opérant directement dans le domaine de Radon ; (ii) un module de reconstruction surfacique réaliste adapté aux défauts issus de la fabrication additive ; (iii) SinoDAM, un algorithme d'injection probabiliste 3D compatible avec les contraintes physiques et la géométrie fan-beam ; (iv) une formalisation de la cohérence radiométrique inter-matériaux à partir des sinogrammes unitaires ; (v) une chaîne complète de génération de bases de données synthétiques en grande quantité, structurées et immédiatement exploitables pour l'apprentissage.

L'ensemble de ces contributions offre une base méthodologique solide pour une analyse tomographique intelligente, automatisée et adaptable au contexte industriel. Les résultats expérimentaux valident la pertinence industrielle de cette démarche, tant pour l'enrichissement des bases d'apprentissage que pour la simulation de cas rares ou la validation de systèmes de détection. Le temps de synthèse demeure par ailleurs particulièrement réduit : une fois l'étape d'extraction réalisée, l'injection et la génération du volume final s'opèrent en quelques minutes grâce à la structure des opérations dans le domaine de projection et à la complexité algorithmique acceptable du module SinoDAM.

Les développements futurs viseront à valider les jeux de données synthétiques sur des volumes de référence jusqu'à des configurations industrielles complexes. L'extension de la méthodologie à d'autres procédés que la fabrication additive apparaît nécessaire également. L'application aux pièces issues de fonderie, plasturgie ou aux matériaux composites permettra de traiter des familles de défauts supplémentaires (retassures, inclusions, délaminages, fissures interlaminaires, autres types de porosité). Ces travaux guideront la conception de futures stratégies de génération au sein d'une BDD multimodale, multimatériau et multi-défaut. Ces nouveaux cas d'usage offriront une base d'évaluation plus large et permettront d'augmenter la variabilité morphologique, la diversité des sinogrammes et la robustesse statistique de la BDD. L'enrichissement progressif de cette base multimodale permettra d'améliorer la généralisation des modules iSHT et SinoDAM.

D'autres développements porteront sur l'extension de l'entraînement et de l'inférence aux données 3D, brutes ou reconstruites, afin d'évaluer la robustesse et la capacité de généralisation des modèles. L'intégration du code dans une interface graphique (GUI) facilitera le déploiement opérationnel, tandis que l'adaptation à la géométrie *fan-beam* et la prise en compte des effets de diffusion élargiront le périmètre d'application. Parallèlement, une montée en réalisme physique sera recherchée via la modélisation du polychromatisme, du *beam-hardening* et l'enrichissement du catalogue d'artefacts injectables. L'étude de la dualité continu–discret contribuera à mieux comprendre son impact sur la reconstruction et la segmentation 3D. Enfin, une montée en échelle sera assurée par la parallélisation de SinoDAM et du module 3D, ainsi que par la génération accélérée de catalogues multi-objets avec traçabilité renforcée sur GPU, en collaboration avec les experts métier pour intégrer de nouveaux artefacts physiques et numériques.

Ainsi, ces développements ouvrent des perspectives très intéressantes en matière de transfert industriel. L'intégration de modules de génération et d'analyse automatisée dans les chaînes de contrôle en production pourrait contribuer à réduire les coûts, accélérer les cycles de contrôle et améliorer la détection précoce de défauts critiques. L'émergence de standards numériques dédiés à la traçabilité des défauts et à la gestion de BDD de grande taille, ainsi qu'une meilleure intégration avec les outils d'acquisition tomographique existants, favoriseront également le déploiement de ces approches à plus large échelle.

À terme, des perspectives plus théoriques de ce travail consistent à étendre le formalisme au-delà d'un traitement coupe à coupe, en considérant des sinogrammes directement en dimension 3D, voire 4D en introduisant une dimension temporelle. Une telle généralisation permettrait d'exploiter la cohérence spatio-temporelle des acquisitions, notamment dans des contextes d'analyse in situ, par exemple pour le suivi de pièces en fabrication additive au cours du procédé. Dans ce cadre, le sinogramme deviendrait un espace d'analyse dynamique, où les évolutions des défauts pourraient être observées sans reconstruction intermédiaire. Par ailleurs, cette approche ouvre la voie à des stratégies de type reverse engineering directement dans le domaine de Radon. En exploitant les structures paramétriques des sinogrammes et les représentations spatiales associées, il deviendrait possible d'inférer des propriétés géométriques ou structurelles d'un objet sans passer par une reconstruction volumique explicite. Cela positionne le sinogramme non plus uniquement comme une étape intermédiaire, mais comme un espace d'analyse et de modélisation à part entière.

Présentation des annexes

Plusieurs annexes complètent les études présentées dans "L'approche 2D : extractions de caractéristiques dans le domaine de Radon" (chapitre 2). L'objectif est de replacer notre approche dans le contexte plus large des méthodes existantes et de mettre en lumière les choix méthodologiques qui justifient un travail directement dans le domaine du sinogramme. La littérature en reconstruction XCT repose majoritairement sur deux grandes familles d'approches : les méthodes analytiques (type FBP) rapides mais sensibles au bruit et aux données manquantes et les méthodes itératives (comme ART) plus flexibles mais fortement dépendantes des paramètres de régularisation et coûteuses en temps de calcul.

Or, ces techniques présentent des limites importantes dès lors que l'on s'intéresse à des défauts de petite taille ou de faible contraste. La chaîne de reconstruction, quelle que soit la méthode utilisée, introduit inévitablement des artefacts calculatoires liés aux modèles physiques simplifiés, aux filtrages ou aux régularisations. Ces artefacts ne sont pas uniformes entre méthodes : un même sinogramme reconstruit via FBP ou via une méthode itérative ne donnera pas strictement le même résultat, compliquant l'analyse fine de certaines structures.

C'est dans ce contexte que s'inscrivent nos choix méthodologiques. Travailler directement dans le domaine de Radon n'est pas seulement un moyen de réduire les temps de calcul mais aussi d'être au plus proche de l'information brute. Le sinogramme contient les données acquises avant toute opération de reconstruction ; il constitue donc une représentation plus fidèle de l'intensité mesurée, dépourvue des artefacts introduits par les modèles inverses.

Ces annexes proposent ainsi une réflexion approfondie sur l'exploitation la plus pertinente du sinogramme pour l'analyse de défauts industriels. Elles montrent qu'en s'affranchissant des processus de reconstruction, il devient possible de préserver des informations fines souvent perdues ou déformées dans l'image reconstruite, de garantir une meilleure cohérence entre les différentes acquisitions, indépendamment de la méthode de reconstruction, d'éviter les ambiguïtés induites par les filtrages et régularisations nécessaires à l'inversion. Ainsi, l'approche directe dans le domaine de Radon apparaît comme une alternative pertinente pour l'analyse, la modélisation ou l'augmentation des données de défauts, particulièrement dans les contextes industriels où la fidélité à la donnée brute et la reproductibilité des traitements sont essentielles.

Cette première preuve de concept sur la pertinence de l'extraction des représentations spatiales exploite le sinogramme comme une image, dans le but de répondre à la problématique générale de la thèse en modifiant le moins possible les données brutes. Seules des opérations de traitement dans l'image sont appliquées. Les résultats obtenus sont rapides à produire et satisfaisants : ils conservent une forte proximité avec l'objet initial d'extraction. Cependant, cette approche demeure contrainte, notamment parce qu'elle limite les possibilités de transformation et reste dépendante des matériaux. Elle constitue néanmoins une première validation méthodologique dans un cadre contrôlé.

Cette deuxième preuve de concept consacrée à la dissociation des représentations spatiales se rapproche davantage des travaux présentés dans le chapitre 2. Elle concerne l'extraction de défauts directement dans le sinogramme d'un volume échantillon. Elle met en évidence les spécificités du traitement des intensités dans le sinogramme, en particulier lorsque l'on travaille au plus près des coordonnées des RS. En exploitant ces coordonnées, l'approche peut s'affranchir de la résolution spatiale du sinogramme, ouvrant la voie à d'autres stratégies d'augmentation adaptées à la géométrie réelle des objets cibles.

Cette troisième annexe sur certaines méthodologies d'extraction de caractéristiques pertinentes avec notre étude explore les signatures observables dans le sinogramme à travers des méthodes classiques d'extraction de caractéristiques. Elle propose une approche hybride entre les approches basées sur les coordonnées des RS et celles basées sur l'image, tout en tenant compte de l'influence du niveau de gris dans le sinogramme. Cette articulation permet d'enrichir l'interprétation des défauts et de nuancer la contribution respective des aspects géométriques et photométriques.

Enfin, cette dernière annexe propose plusieurs adaptations des méthodologies proposées dans ce manuscrit afin de prendre en compte des géométries plus complexes et des artefacts spécifiques aux systèmes d'imagerie XCT. Elle offre ainsi des outils complémentaires pour renforcer le réalisme des simulations et améliorer la pertinence des analyses menées dans des contextes industriels variés.

Un rappel pour situer l'apport des annexes est proposé dans le tableau 10 ci-dessous. Il offre une vision globale de certaines thématiques majeures de cette thèse, notamment la gestion des différentes dimensionnalités et des espaces de Radon.

Annexes	**1D**	**2D**	**3D**	**Radon discret**	**Radon continu**
POC1	Non	Oui	Non	Oui	Non
POC2	Oui	Oui	Non	Non	Oui
SHT	Oui	Oui	Non	Oui	Oui
Compléments	Oui	Oui	Non	Oui	Oui

Tableau 10 – Tableau récapitulatif des quatre annexes de la thèse mettant en évidence les thématiques importantes traitées : dimensionnalités et espace de Radon

Annexe A

POC1 : la pertinence de l'extraction des représentations spatiales (RS)

Introduction

Cette annexe présente la première preuve de concept visant à évaluer la pertinence de l'extraction des RS directement dans l'espace de Radon. L'objectif est de montrer que l'analyse des sinogrammes, considérés comme des images, permet d'identifier des signatures caractéristiques de défauts reconstruction tomographique.

Pour cela, nous nous appuyons sur la CAO d'un objet de référence simple et normé (IQI) pour simuler des défauts similaires à ceux observés dans les pièces de fabrication additive. Les sinogrammes générés à partir de cet objet révèlent des sinusoïdes distinctes, dont les propriétés morphologiques (épaisseur, amplitude, périodicité) sont directement liées aux caractéristiques de la structure interne de l'objet.

L'exploitation des RS repose sur plusieurs propriétés fondamentales de la transformée de Radon dans le cadre discret, notamment l'additivité, la translation, la rotation et la permutation circulaire. Ces propriétés sont rappelées dans cette annexe, afin de justifier les choix méthodologiques et de préparer les étapes ultérieures de segmentation et de classification des défauts.

A.1 L'objet de référence : l'indicateur de qualité d'image (IQI)

Nous utilisons la CAO de l'objet de référence très présent en XCT qui est un indicateur de qualité d'image (IQI). Il s'agit d'un dispositif composé d'éléments de dimensions graduées permettant d'évaluer la qualité d'image [44]. Sa dimension réduite permet des scans rapides et une plus grande amplitude des paramètres d'acquisition pour les contrôles qualité et dimensionnels. Il a été sélectionné un IQI en aluminium comportant quatre trous à fond plat. Cet objet est pertinent pour l'étude dans le cadre de la fabrication additive car les trous qu'il comporte peuvent être assimilés à un type de défaut fréquemment observé.

Les images ont été acquises avec le scanner industriel, le RayScan 600 avec les caractéristiques suivantes proposées dans la figure A.1.

- géométrie d'acquisition fanbeam
- énergie du tube à 200 kV et 2330 µA
- taille d'un pixel de 0.4×0.4 mm
- $(N_{\text{pix}} \times N_{\text{pix}}) = 2048$ pixels
- $d_{S-O} = 450$ mm et $d_{S-D} = 1500$ mm
- nombre de projections : $N_{\text{proj}} = 990$
- encodage : 16 bit
- méthode de reconstruction itérative (SART)

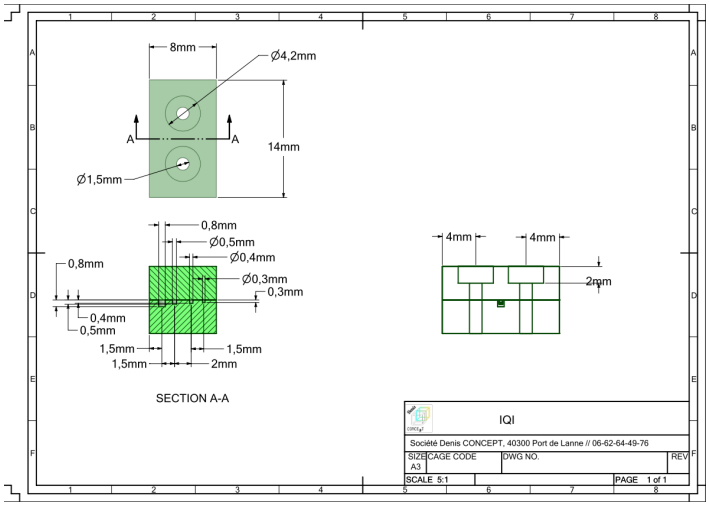
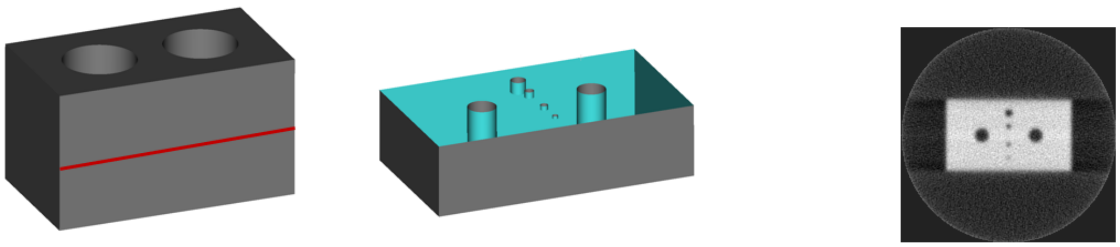


FIGURE A.1 – Dessin technique de l'IQI en aluminium

Le dessin technique de l'IQI utilisé dans cette thèse est présenté dans la figure et la CAO associée ainsi qu'une coupe reconstruite, respectivement dans la figure A.1 et la figure A.2 ci-dessous. On travaille principalement avec l'IQI issu de la simulation sous NoviSim ainsi que l'image test standard correspondante que l'on nomme phantom. Il a été reproduit numériquement en tenant compte des spécifications provenant de la CAO. Nous nous concentrons sur le sinogramme associé à la coupe centrale (coupe rouge) comme présenté dans la figure 1.12. Ceci a été présenté dans "L'état de l'art" (chapitre 1).

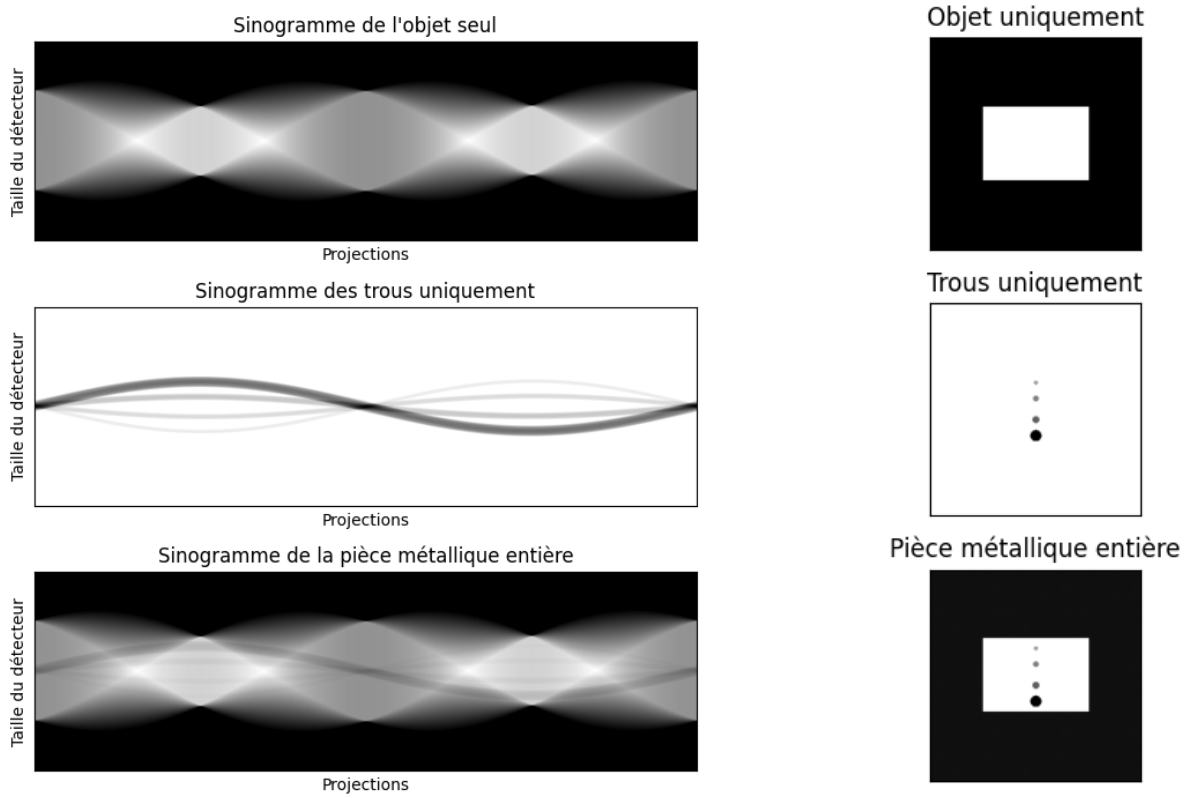


(a) CAO associée et coupe correspondante

(b) Extrait d'une coupe du volume reconstruit

FIGURE A.2 – Visuels de l'IQI : (a) CAO et (b) reconstruction (FBP et approximation d'une acquisition parallèle) du sinogramme précédent (ligne rouge pour la coupe d'étude

On travaille uniquement avec le phantom de l'IQI et on étudie les différents sinogrammes qu'il produit. On regarde le sinogramme global, puis uniquement le sinogramme des trous et enfin uniquement celui de l'objet avec, pour chacun, la reconstruction associée (voir figure A.3 à la page suivante). On suit avec précision les traces des signatures des CoMs de défauts dans le sinogramme et faire correspondre leur trace associée.



(a) Sinogrammes (b) Reconstruction associée

FIGURE A.3 – Sinogrammes et reconstructions de coupes simulées de l'IQI : (a) une coupe pleine, (b) les trous uniquement et (c) la coupe centrale

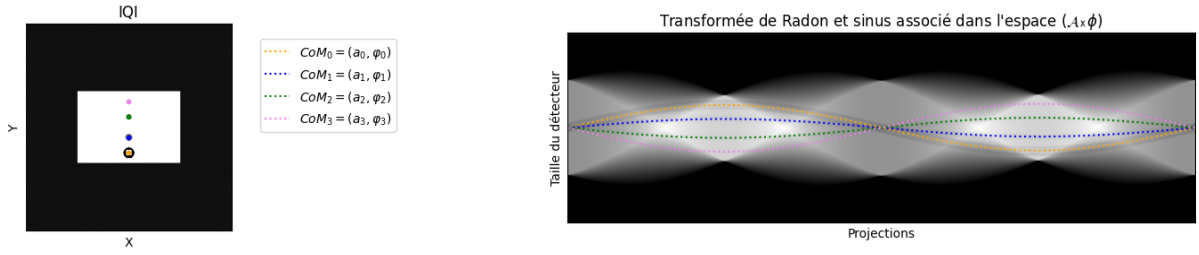
A.2 Les représentations spatiales appliquées au cas d'étude

On rappelle que chaque sinusoïde est définie par un couple de paramètres de RS associé à l'espace $(A \times \phi) \subseteq \mathcal{D}^s$. On extrait spécifiquement $(a, \varphi)_l$ avec $l \in \{1, 2, 3, 4\}$ pour les quatre CoMs. Puisque l'on connaît exactement l'emplacement de chaque pixel, on peut trouver l'espace total des défauts non segmentés dans la coupe s (voir l'équation 2.1 et la figure 2.5).

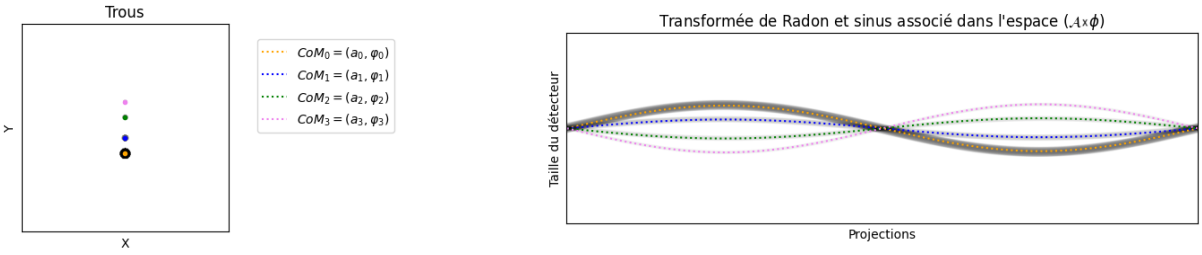
Pour une coupe s, pour chaque combinaison de ces paramètres, une courbe sinusoïdale est générée. On note c_ρ qui correspond au gain à ajouter à la courbe. Dans notre cas, en supposant l'objet parfaitement centré, dont les caractéristiques sont présentées dans l'équation A.1. Sur la coupe étudiée où $s = c_\rho$, pour décrire $\mathcal{D}^s$.

$$\begin{aligned} &\text{dimensions du sinogramme : } (N_{\text{pix}} \times N_{\text{proj}}) \\ &c_\rho = \frac{N_{\text{pix}}}{2} = 1024 \quad \text{avec} \quad f_\theta = \frac{1}{N_{\text{proj}}} = \frac{1}{990} \end{aligned} \tag{A.1}$$

Dans la figure A.4 à la page d'après, dans le sinogramme, ces défauts génèrent des sinusoïdes distinctes et le disque le plus grand produit la courbe la plus épaisse. Dans l'espace de Radon $(\mathcal{A} \times \phi)$, chaque courbe représente le centre de masse d'un trou, noté $\text{CoM}_l = (a, \varphi)_l$ avec une couleur associé.



(a) IQI total



(b) Uniquement les trous de l'IQI

FIGURE A.4 – Sinogrammes et reconstructions associées avec les RS des trous centraux de la coupe de l'IQI : (a) RS dans l'IQI total (b) RS seulement pour les suivis des CoMs des trous

L'approche utilisant les RS permet ainsi d'identifier et de dissocier les signatures des défauts de son support sans passer par une reconstruction complète. Il s'agit d'exploiter l'additivité de la transformée de Radon et la morphologie des courbes extraites.

A.3 Les premières synthèses dans le domaine de Radon

Dans le cadre de notre méthodologie d'augmentation, certaines propriétés géométriques fondamentales du domaine de Radon sont exploitées (voir "L'état de l'art" dans le chapitre 1). Ces propriétés permettent de manipuler les sinogrammes de manière contrôlée et cohérente, tout en respectant la structure discrète des données.

En représentation discrète, on suppose un sinogramme de taille où chaque colonne correspondant à un angle θ et chaque ligne à une valeur de ρ, c'est-à-dire la distance au centre. Ainsi, on est au plus proche des modalités d'acquisition du sinogramme.

Cette partie porte sur deux invariances pertinentes pour simuler des transformations rigides : la translation et la rotation [49]. Ces invariances permettent de générer des variations réalistes dans les sinogrammes, sans altérer la nature des projections. Leur impact est détaillé dans le cadre discret, ainsi que les outils numériques associés, notamment la permutation circulaire, qui permet une mise en œuvre efficace et stable de ces transformations.

A.3.1 La translation

Rappelons qu'une translation de l'image cartésienne $f(x, y)$ par un vecteur (x_0, y_0) entraîne un décalage de sa transformée de Radon le long de l'axe ρ, tandis que l'angle θ reste inchangé. Formellement, elle s'écrit l'équation A.2.

$$\mathcal{R}_{f(x-x_0,y-y_0)}(\rho,\theta) = \mathcal{R}_f(\rho - x_0\cos\theta - y_0\sin\theta, \theta) \tag{A.2}$$

La transformée de Radon calcule des projections de l'image sur des lignes orientées selon θ. Si l'image est déplacée, les projections sont identiques mais translatées. Le terme $x_0\cos\theta + y_0\sin\theta$ représente la projection du vecteur de translation sur la direction de la ligne d'intégration.

Lorsqu'on applique une translation à l'image dans le domaine spatial, cela se traduit dans le sinogramme par une réorganisation des colonnes du sinogramme. Concrètement, il s'agit d'un décalage vertical des colonnes affectées différemment selon l'orientation θ. Pour chaque angle θ, les valeurs de projection sont décalées selon l'équation A.3.

$$\Delta\rho = \langle (x_0, y_0), (\cos\theta, \sin\theta) \rangle = x_0\cos\theta + y_0\sin\theta \tag{A.3}$$

Cependant, dans un cadre discret, cette opération ne peut être appliquée directement en appliquant une permutation circulaire des coupes du sinogramme, c'est-à-dire une réorganisation des colonnes correspondant aux différentes directions de projection. Cette opération permet de simuler la rotation de l'objet dans l'espace image tout en respectant la structure discrète des données comme présenté dans la fonction `CircularPermutation` l'algorithme 15.

Algorithme 15 : Fonction `CircularPermutation` : permutation circulaire du sinogramme

Input : Sinogramme S de taille $(N_{\text{pix}} \times N_{\text{proj}})$, angle de déformation $\varphi_{\text{déf}}$
Output : Sinogramme transformé S_{aug}

$\Delta j \leftarrow \left\lfloor \frac{\varphi_{\text{déf}}}{\delta N_{\text{proj}}} \right\rfloor$
for $j = 0$ **to** $N_{proj} - 1$ **do**
  $j \leftarrow (j + \Delta j) \mod N_{\text{proj}}$
  $S_{\text{aug}}[:, j] \leftarrow S[:, j_{\text{aug}}]$
end
return S_{aug}

A.3.2 La rotation

Rappelons qu'une rotation de l'image cartésienne $f(x, y)$ d'un angle ϕ autour de l'origine entraîne une rotation de sa transformée de Radon dans l'espace angulaire. Formellement, on a l'équation A.4.

$$\mathcal{R}_{f(R_\phi(x,y))}(\rho,\theta) = \mathcal{R}_f(\rho, \theta - \phi) \quad \text{où } R_\phi \text{ est la rotation d'angle } \phi \tag{A.4}$$

En représentation discrète, cette propriété se traduit par un décalage horizontal des colonnes du sinogramme. Chaque colonne correspondant à un angle θ est déplacée vers l'angle $\theta - \phi$. On nomme cela par permutation circulaire.

En revanche, une rotation de l'image d'un angle ϕ entraîne un décalage angulaire de sa transformée de Radon. Les valeurs de ρ restent inchangées. Faire tourner l'image revient à faire tourner ses structures internes. Toutefois, comme les angles sont échantillonnés, ce décalage n'est pas toujours aligné avec les colonnes existantes, ce qui nécessite une interpolation ou une re-projection.

Pour modéliser les effets de rotation ou de déformation dans le sinogramme, on utilise la somme de Fresnel, qui permet de combiner deux sinusoïdes dans l'espace polaire. Elle permet de calculer les nouveaux paramètres $(\tilde{A} \times \tilde{\phi})$ résultant de l'addition vectorielle de deux sinusoïdes décrites par leurs amplitudes et phases respectives. Cette approche est utile pour estimer les effets combinés de rotations locales ou globales sur les structures projetées et pour corriger les distorsions dans les sinogrammes.

A.3.3 La permutation circulaire dans le cadre discret

La permutation circulaire appliquée au sinogramme constitue une opération très adaptée au cadre discret du traitement d'images. Contrairement à une rotation continue qui nécessiterait une interpolation des valeurs entre pixels (par exemple, bilinéaire ou spline [59]) la permutation circulaire des colonnes permet de déplacer les projections de manière exacte et sans perte d'information. Chaque colonne du sinogramme est translatée d'un nombre entier de positions, ce qui garantit une conservation parfaite des intensités originales.

Cette approche est prédictible et contrôlable : elle évite les artefacts typiques des interpolations continues, tels que le flou, les oscillations ou les effets de bord. En effet, dans un cadre continu, la rotation d'un objet implique un ré-échantillonnage spatial qui peut introduire des incertitudes sur les intensités reconstruites. La permutation circulaire permet de simuler une rotation rigide de l'objet sans altérer la structure du sinogramme. Elle s'intègre dans une chaîne de traitement discrète où chaque pixel possède une position bien définie. Bien que la fonction de permutation circulaire soit conçue pour simuler une rotation rigide dans l'espace de Radon, le suivi des intensités reconstruites reste approximatif. En effet, plusieurs facteurs liés à la discrétisation et à la reconstruction interviennent.

La rotation circulaire agit sur les colonnes du sinogramme de manière exacte, or les reconstructions obtenues via la transformée de Radon inverse impliquent des interpolations numériques. Ces interpolations peuvent altérer localement les valeurs d'intensité, notamment autour des bords des défauts, ce qui est constaté dans la figure A.5 ci-dessus.

De plus, la reconstruction est sensible à la position du centre de rotation. Un léger décalage du centre peut entraîner une variation dans la localisation des intensités reconstruites. Enfin, les effets de bord, le bruit et la résolution du sinogramme peuvent également contribuer à des écarts entre les profils d'intensité avant et après permutation, comme illustré par les figures A.6 et A.7 aux pages suivantes. Bien que le déplacement global des structures soit cohérent, les intensités locales ne sont pas parfaitement superposées, ce qui rend le suivi approximatif mais néanmoins exploitable pour des analyses qualitatives.

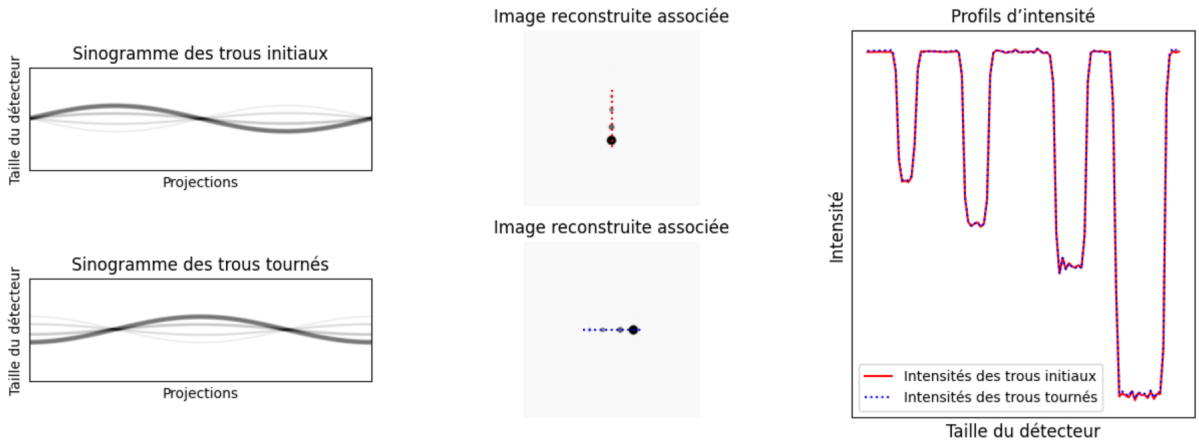


FIGURE A.5 – Les sinogrammes des trous initiaux (en haut à gauche) et tournés (en bas à gauche) révèlent leur empreinte dans l'espace de projection synthétisé à partir de la fonction `CircularPermutation` de l'algorithme 15. Les images reconstruites correspondantes (au centre) montrent la localisation spatiale des trous, avec des lignes pointillées indiquant les profils extraits. Le graphique à droite compare les profils d'intensité le long des axes sélectionnés, mettant en évidence les différences entre les trous initiaux (rouge) et tournés (bleu)

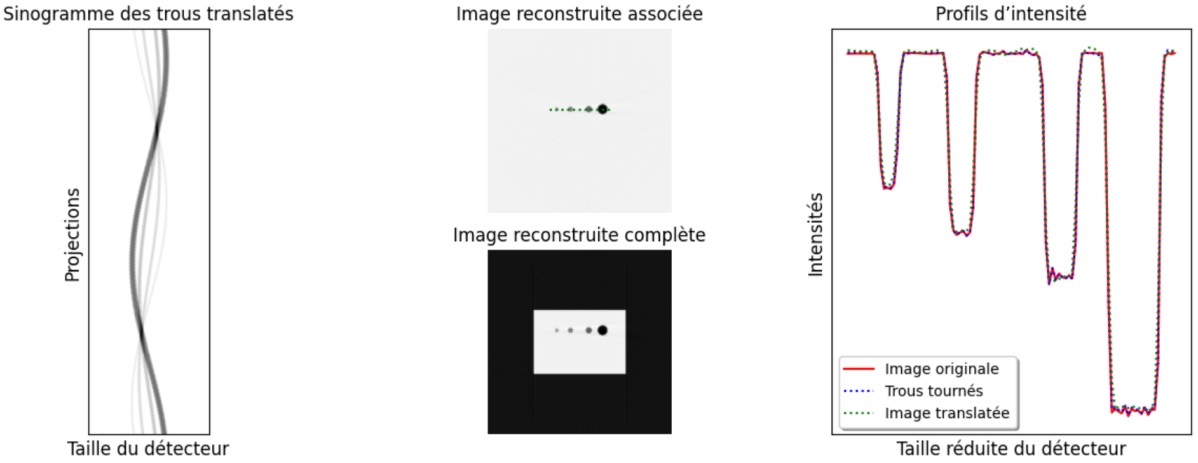


FIGURE A.6 – Le sinogramme translaté (à gauche) et les images reconstruites des trous uniquement et de l'IQI total pour une coupe centrale uniquement. (à droite) le graphique des profils d'intensité mettant en évidence les variations induites par les permutations géométriques

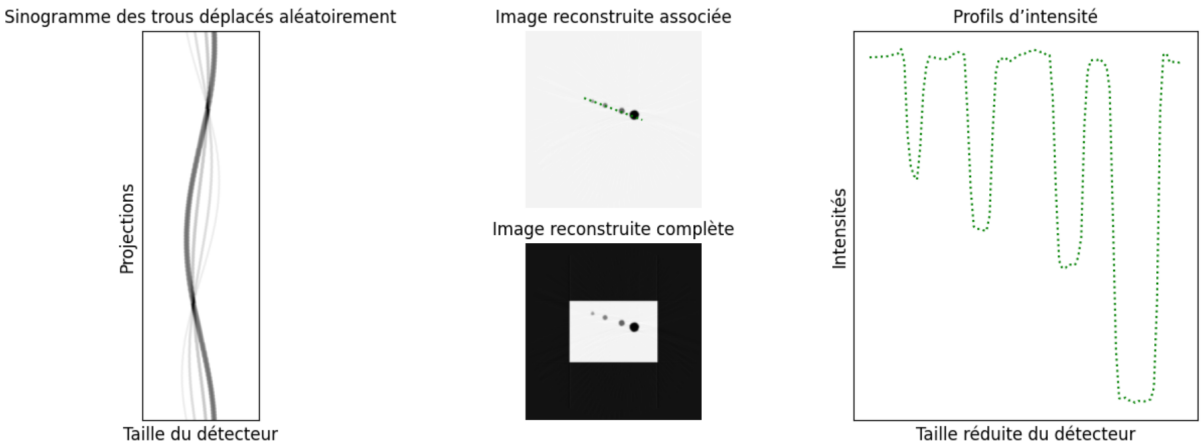


FIGURE A.7 – Le sinogramme déplacé aléatoirement (à gauche) et les images reconstruites des trous uniquement et de l'IQI total pour une coupe centrale uniquement (à droite) le graphique du profil d'intensité de la transformation géométrique

Conclusion

Cette première preuve de concept démontre que l'extraction et l'analyse des RS directement dans le domaine de Radon constituent un outil fiable et pertinent pour caractériser les signatures de défauts dans les sinogrammes. En utilisant un objet de référence normé, nous avons montré que les structures internes se traduisent par des sinusoïdes dont les paramètres morphologiques (amplitude, phase, épaisseur) reflètent fidèlement les positions et dimensions des défauts. Cela met en évidence la capacité des RS à identifier, suivre et dissocier les contributions individuelles d'éléments internes, sans passer par une reconstruction volumique complète.

Par ailleurs, l'étude des translations et rotations dans le cadre discret montre que les permutations circulaires constituent un opérateur adapté pour modéliser des transformations rigides de façon contrôlée et sans perte d'information.

Les différences observées à la reconstruction, liées à l'interpolation, aux effets de bord et aux approximations numériques, restent localisées et n'altèrent pas la cohérence globale des structures déplacées, validant ainsi l'utilisation de ces outils pour des augmentations simples.

Cette approche confirme la pertinence d'un traitement qui exploite les propriétés fondamentales de la transformée de Radon. L'analyse et la synthèse des défauts directement dans le sinogramme s'avèrent ainsi justifiées et constituent les fondations nécessaires pour les travaux ultérieurs de segmentation et d'augmentation réaliste de défauts dans des sinogrammes industriels complexes.

Annexe B

POC2 : les dissociations préliminaires des représentations spatiales (RS)

Introduction

Cette annexe présente les travaux préliminaires dédiés à la dissociation des RS dans le domaine de Radon. Elle s'appuie sur une modélisation analytique des effets impulsionnels et sur une extraction géométrique fondée sur les coordonnées des RS, inspirée des principes de l'algorithme iSHT : suivi itératif, raffinement progressif et approche basée sur les coordonnées. L'objectif s'inscrit dans une démarche d'analyse inverse pour la détection et la caractérisation de défauts issus de fabrication additive. En travaillant directement dans l'espace des coordonnées de Radon, l'approche s'affranchit de la résolution spatiale du sinogramme et ouvre la voie à des stratégies d'augmentation adaptées à la géométrie réelle des objets cibles.

La première partie étudie l'influence des pixels impulsionnels dans la reconstruction et dans les sinogrammes. Elle introduit une modélisation locale des intensités, ainsi qu'une stratégie de dissociation et de gestion des dualités propre au domaine de Radon. La seconde partie décrit l'échantillon simulé et établit le contexte de l'extraction des RS, en présentant l'extracteur développé pour isoler et suivre les contributions géométriques associées aux défauts. La troisième partie formalise le principe de dissociation des RS. Elle combine des méthodes de seuillage adaptatives, une segmentation par k-moyennes et une optimisation fondée sur la variation totale. Des analyses quantitatives complètent l'étude afin d'évaluer la qualité de la séparation obtenue.

B.1 La modélisation des effets de pixels impulsionnels dans le domaine de Radon

La première partie est consacrée à la modélisation des effets de pixels impulsionnels dans le domaine de Radon. Elle montre l'impact d'une perturbation ponctuelle sur les espaces de Radon et reconstruits et sur l'analyse des RS. L'étude débute par une description des effets géométriques dans la reconstruction et dans le sinogramme, avant d'introduire une modélisation locale des intensités permettant de relier précisément la contribution d'un défaut à chaque pixel du domaine de Radon. Cette modélisation fournit le cadre nécessaire à la dissociation analytique des défauts et à la caractérisation des dualités structurelles propres au sinogramme, ouvrant la voie à une extraction robuste des RS.

Le raisonnement est cadré par les hypothèses présentées dans "L'approche 2D : extractions de caractéristiques dans le domaine de Radon" (dans le chapitre 2, voir le tableau 2.3).

B.1.1 Dans la reconstruction

La discrétisation de la transformée de Fourier sur la grille polaire nécessite une interpolation vers une grille cartésienne. Le changement de repère induit une perte d'information, notamment sur les hautes fréquences. Certaines configurations ne permettent pas de reconstruire les hautes fréquences où la figure B.1 illustre cette idée.

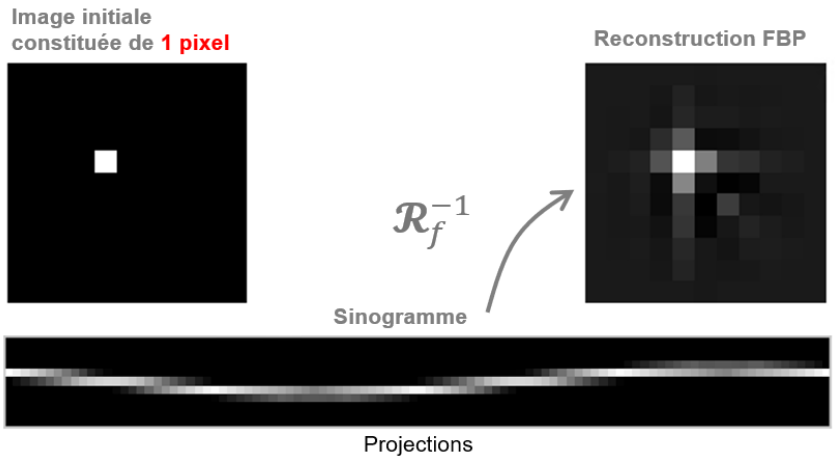
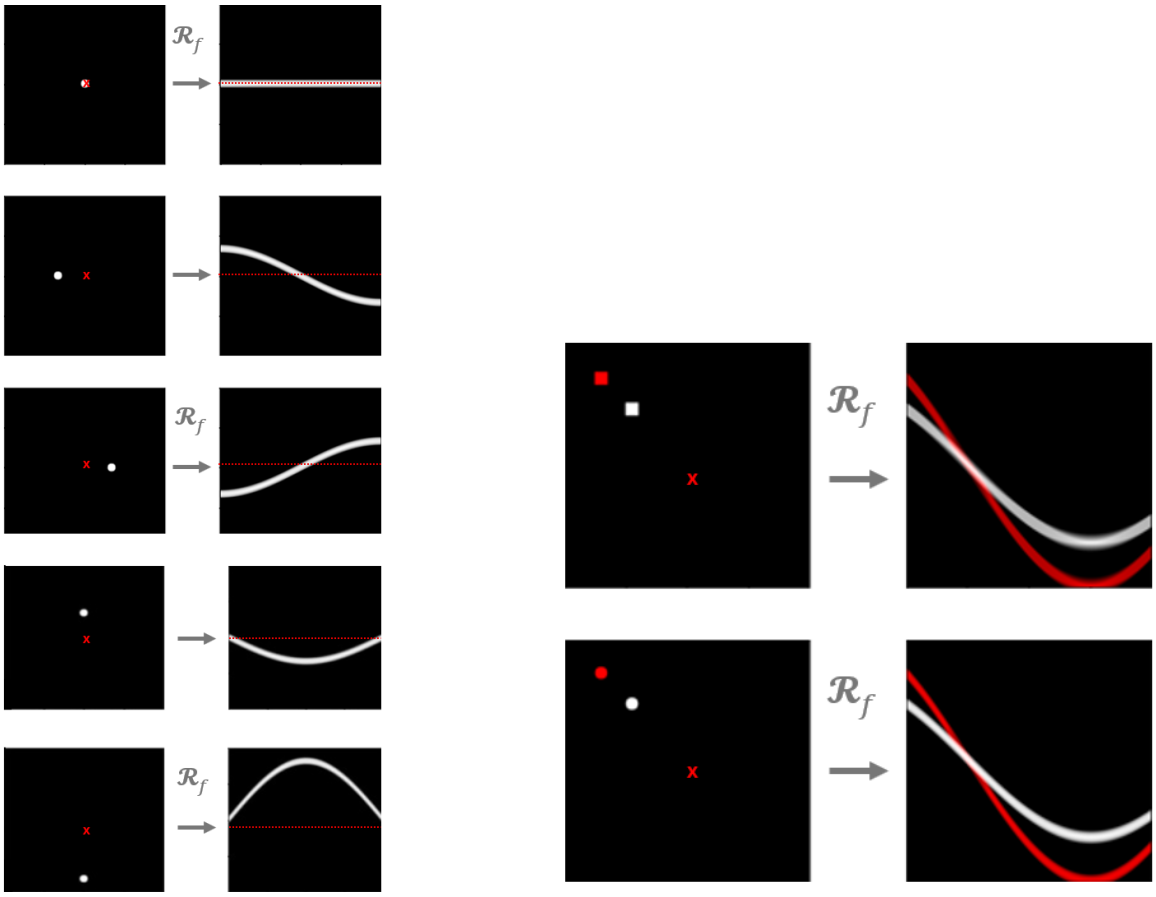


FIGURE B.1 – Illustration des erreurs induites par la FBP d'un pixel impulsionnel et mise en évidence des limites de la FBP : bien que l'image initiale soit constituée d'un seul pixel, sa projection génère un sinogramme étalé et la reconstruction produit une image floue avec des artefacts

L'irrégularité de la résolution d'interpolation dépend du nombre de projections N_{proj} et de la taille de l'image N_{pix}. Une faible couverture spatiale est observée lorsque le nombre de projections est insuffisant, même si la résolution de l'image augmente. L'augmentation du nombre d'échantillons ne compense pas cette lacune, seule l'augmentation de N_{proj} permet une meilleure couverture. La capacité à reconstruire une image dépend donc du rapport entre le nombre de projections et du nombre de pixels [80].

B.1.2 Dans le sinogramme

La position d'un défaut dans l'objet détermine la forme et l'étalement de sa trace dans le sinogramme. Toutes les sinusoïdes ont la même forme fonctionnelle dans le sinogramme dont leur amplitude dépend de la distance du pixel au centre de rotation. Un pixel situé proche du centre de rotation génère une sinusoïde de faible amplitude avec une densité de signaux importante, favorisant une accumulation d'intensité, pouvant conduire à des saturations locales dans le sinogramme. À l'inverse, un pixel excentré induit une sinusoïde de plus grande amplitude dont la projection sur la grille discrète associée au sinogramme impacte l'échantillonnage. Ces notions simples sont illustrées dans la figure B.2 à la page suivante. Ce phénomène géométrique est crucial pour comprendre la distribution de l'intensité et la résolution spatiale dans le sinogramme, notamment lors de l'injection ou de la détection de défauts ponctuels.



(a) Position vs forme dans le sinogramme

(b) Formes géométriques disque et carré

FIGURE B.2 – Illustration de placement de pixels dans une image numérique et leur sinogramme associé : (a) lecture géométrique des impulsions dans l'image et (b) avec deux impulsions et formes géométriques qui ont été colorisé (centre de rotation avec croix rouges et sa correspondance après transformée de Radon avec la ligne en pointillés rouge

B.1.3 L'intensité locale dans le sinogramme

Le sinogramme révèle également une dualité onde/corpuscule propre à la nature des rayons X. Il est nécessaire de gérer simultanément les trajectoires individuelles des marqueurs et leur cumul global dans l'image de Radon. Cette superposition impose une modélisation qui tient compte à la fois des dynamiques locales et des effets d'accumulation. En effet, chaque défaut projeté génère une trace dans le domaine de Radon dont l'intensité dépend non seulement de sa densité et de sa nature physique, mais aussi de sa position dans l'objet et de la géométrie du système d'acquisition.

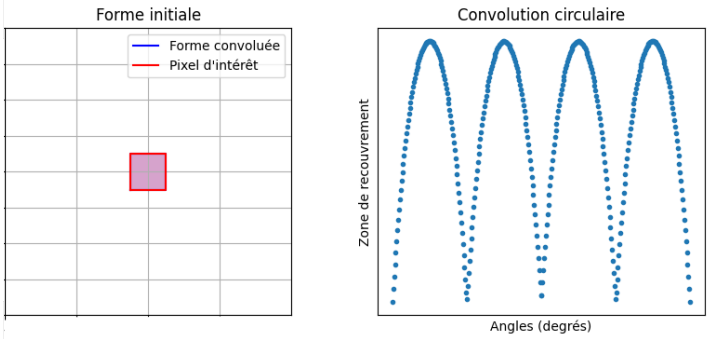
Dans ce contexte, l'intensité locale du sinogramme joue un rôle clé. Elle ne peut être réduite à une impulsion uniforme : elle varie selon la position du défaut et sa géométrie, influençant la manière dont il interagit avec le faisceau de rayons X. La modélisation vise à capturer ces variations fines, en tenant compte à la fois des effets d'accumulation et des singularités locales.

Dans le cadre de la tomographie locale [22], deux approches sont proposées : une modélisation continue par convolution circulaire dans le domaine de Radon et une approche discrète basée sur l'intégration des droites de projection (RS) dans chaque pixel. Ces méthodes permettent de mieux comprendre la formation des traces, mais deviennent rapidement complexes en présence de multiples défauts.

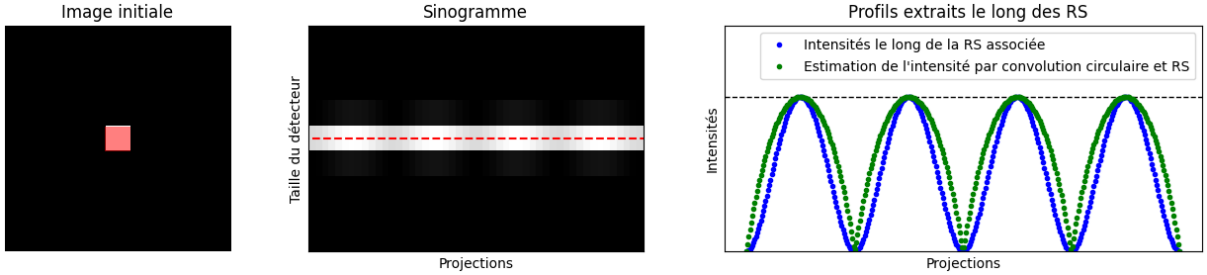
Les effets de la position des pixels sur la forme des sinusoïdes dans le sinogramme, les conséquences de l'étalement après reconstruction et les mécanismes de modélisation de l'intensité locale sont traités. Deux niveaux d'analyse sont proposés : une approche continue, fondée sur la convolution circulaire, et une approche discrète, basée sur l'intégration des droites de projection. Ces outils permettent d'intervenir directement dans le sinogramme, mais leur complexité augmente significativement en présence de défauts multiples ou de géométries irrégulières.

1) Vers une modélisation des intensités

Dans une perspective continue, chaque trace dans le domaine de Radon peut être associée à une fonction d'intensité adaptée, reflétant la contribution locale du défaut projeté. Cette modélisation repose sur l'idée que l'intensité d'une trace ne se limite pas à une impulsion uniforme, mais varie selon la position du pixel dans l'objet, notamment par rapport au centre de rotation. Pour cela, une convolution circulaire est envisagée, permettant de simuler l'étalement spatial de l'intensité autour de la trajectoire théorique.



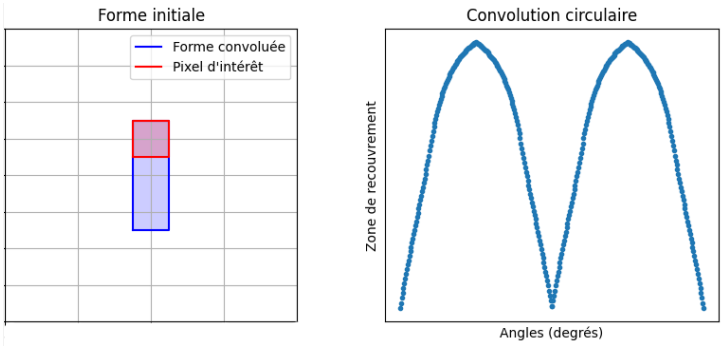
(a) Forme initiale (à gauche) et convolution circulaire associée (à droite)



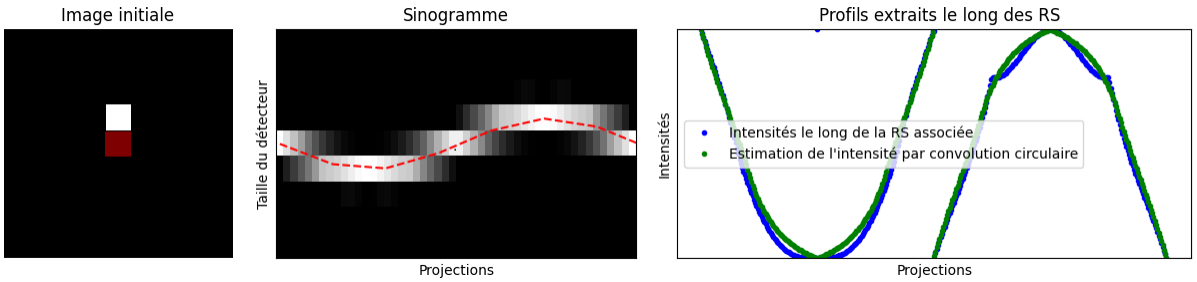
(b) Simulation de l'intensité dans le domaine de Radon

FIGURE B.3 – Convolution circulaire d'un pixel centré par un noyau carré uniforme sur 360 degrés (a). (à gauche, en b) l'image initiale montre un pixel rouge au centre de l'objet. (au centre) le sinogramme présente la trace associée, avec une intensité répartie sur l'ensemble des projections. (à droite) les profils extraits le long de la RS (sinusoïdale) comparent l'intensité mesurée (points bleus) à l'estimation obtenue par convolution circulaire (points verts)

Cette approche peut être enrichie par l'introduction d'un espace de pondération dans le domaine de Fourier, où l'éloignement radial des pixels influence la fréquence et l'amplitude des composantes projetées. Ce traitement spectral permet de mieux caractériser les variations fines d'intensité induites par la géométrie du défaut et sa position, tout en restant compatible avec une analyse locale du sinogramme. Ces considérations constituent les prémices de l'application du théorème de la coupe centrale (voir "L'État de l'art" du chapitre 1, en figure 1.18) qui établit une correspondance entre les projections d'un objet et les tranches de sa transformée de Fourier. En intégrant cette relation, la modélisation continue des intensités permet non seulement de mieux comprendre la structure du sinogramme, mais aussi d'anticiper les effets de reconstruction et les artefacts associés à des défauts complexes ou excentrés. Deux simulations sont proposées : une à la page précédente avec un pixel centré (figure B.3) où le maximum d'intensité atteint est d'environ 1.1715 (ligne en pointillées noire) et une autre avec un pixel décentré (figure B.4).



(a) Forme initiale (à gauche) et convolution circulaire associée (à droite)



(b) Simulation de l'intensité dans le domaine de Radon

FIGURE B.4 – Convolution circulaire d'un pixel décentré par un noyau rectangulaire uniforme sur 360 degrés (a). (à gauche, en b) l'image initiale montre un pixel rouge au centre de l'objet. (au centre) le sinogramme présente la trace associée, avec une intensité répartie sur l'ensemble des projections. (à droite) les profils extraits le long de la RS (sinusoïdale) comparent l'intensité mesurée (points bleus) à l'estimation obtenue par le produit de la convolution circulaire par la courbe de la RS associée (points verts)

2) L'intégration des RS sur chaque pixel

L'échantillonnage des projections engendre une irrégularité dans la traversée des pixels. En sur-échantillonnage ou en mode standard, un même pixel peut être intersecté par plusieurs droites, chacune apportant une contribution identique (impulsion de Dirac). Toutefois, l'intensité locale dans le sinogramme dépend de la distance parcourue dans le pixel. En cas de sous-échantillonnage, certains pixels ne sont pas atteints, ce qui entraîne une perte d'information (voir figure B.5).

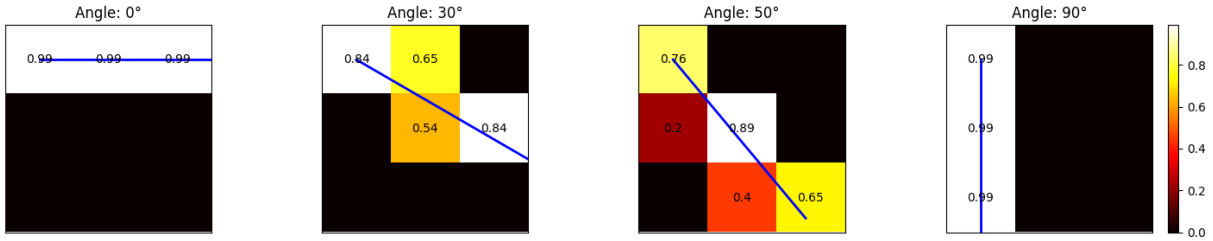


FIGURE B.5 – Proportion d'intersection entre une droite orientée et les pixels d'une grille discrète. Chaque sous-figure correspond à une orientation différente de la droite (0°, 30°, 50°, 90°). La droite bleue traverse la grille et chaque cellule affiche la proportion (normalisée) de sa surface intersectée par la droite. La colormap indique l'intensité de cette proportion, allant de 0 (aucune intersection) à 1 (intersection maximale). Cette visualisation permet d'illustrer la contribution relative de chaque pixel à une mesure intégrée le long d'une direction donnée

Cette section vise à modéliser finement l'impact de chaque droite de projection sur les pixels traversés, en tenant compte de leur géométrie locale. L'objectif est d'intégrer les RS à l'échelle du pixel, en considérant la proportion de matière traversée et la densité d'intersection. Cette approche discrète permet de mieux représenter les variations d'intensité dans le sinogramme, notamment dans les zones de forte densité ou de défauts fins, où une modélisation continue serait insuffisante.

Les sommes de Darboux constituent une approche classique pour approximer l'intégrale d'une fonction sur un intervalle donné. Elles reposent sur la partition de l'intervalle en sous-intervalles et l'évaluation de bornes inférieure et supérieure de la fonction sur chacun d'eux. On considère un point $(x, y) \in \mathbb{R}^2$ et l'intégrale continue puis discrétisée dans équation B.1.

$$\mathcal{I} = \begin{cases} \displaystyle\int_x^{x+1} \max\left[y,\, \min(y+1, f(x))\right] dx & \text{(régime continu)} \\ \displaystyle\sum_{i=1}^{M}\sum_{j=1}^{N}\sum_{k=1}^{K} \Big(\max\left[j,\, \min(j+1, f(i(k)))\right] - j \cdot \mathrm{Rect}(k - i(k)) \Big), & \text{(régime discret)} \end{cases} \tag{B.1}$$

Cette approche correspond à une intégration par le bas pour obtenir l'aire complémentaire, on pose $S_H = 1 - S_B$.

Cette méthode repose sur l'analyse géométrique des rayons identifiés. À partir des mêmes points que la méthode précédente, elle calcule deux longueurs caractéristiques, L_B et L_H, qui permettent de quantifier la structure des segments et d'affiner la représentation des contours. Ces mesures offrent une approche complémentaire pour décrire la morphologie des défauts (voir l'équation B.2 à la page suivante).

$$\begin{pmatrix} L_B \\ L_H \end{pmatrix} = \sum_{i=1}^{M}\sum_{j=1}^{N}\sum_{k=1}^{K} \begin{pmatrix} \left\| \max\left[j, \min(j+1, f(i(k)))\right] \right\|_2 \\ \left\| \min\left[i, \max(i+1, f(i(k)))\right] \right\|_2 \end{pmatrix} \tag{B.2}$$

Les sous-parties précédentes ont permis d'explorer la modélisation des intensités et des rayons dans le sinogramme. La complexité de cette modélisation, directement liée aux coordonnées spatiales dans l'image, croît fortement avec le nombre de pixels, c'est-à-dire avec la taille du défaut, comme illustré dans les figures. La non-uniformité du sinogramme, combinée à sa nature discrète inhérente au mode d'acquisition, engendre une complexité calculatoire significative.

B.1.4 La dissociation de défauts dans le domaine de Radon

La superposition de défauts proches peut générer des signatures de Radon entremêlées, rendant leur séparation difficile sans passer par une reconstruction. Les défauts complexes, comportant des gradients internes ou des interfaces multi-matériaux, induisent des effets non linéaires et des artefacts dans le sinogramme, nécessitant une modélisation avancée.

Lorsque plusieurs défauts coexistent, leur identification devient délicate en raison du chevauchement de leurs signatures, comme illustré dans la figure B.6. On s'intéresse au sinogramme 3D (notion définie dans l'équation 2.3), où l'on suit pour deux pixels dont les couples sont (a_1, φ_1) et (a_2, φ_2), les RS et leurs intensités associées.

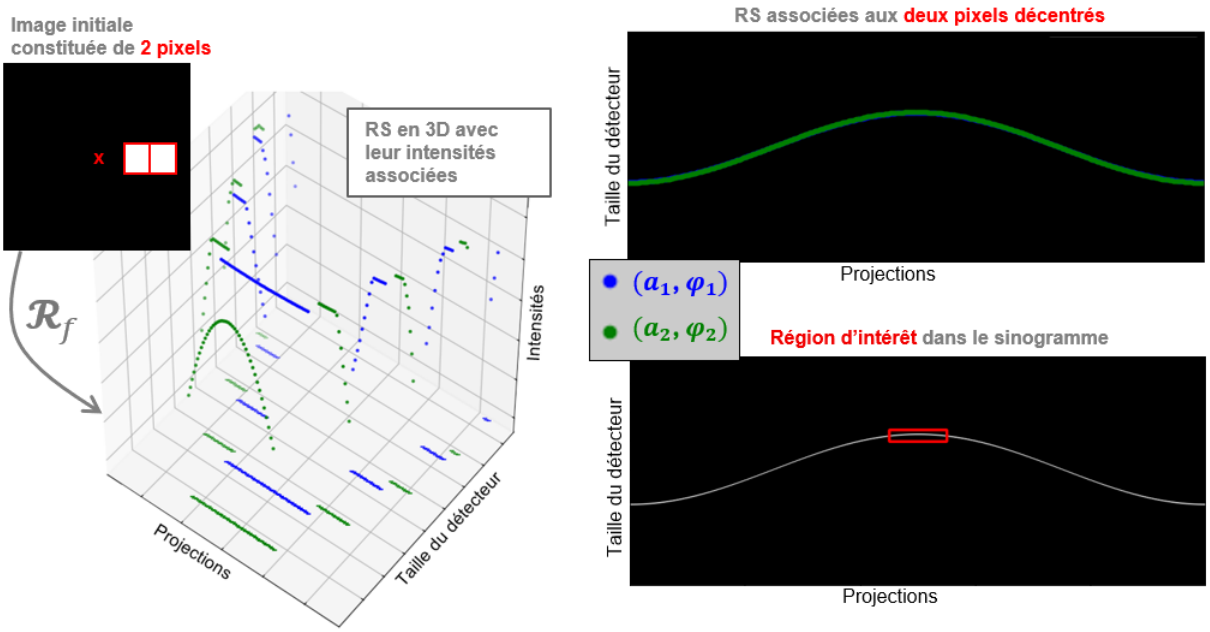


FIGURE B.6 – Illustration des RS en 3D en les associant à leurs intensités. Sur une région d'intérêt (rectangle rouge avec deux pixels), on observe localement la distribution des intensités associées aux RS (à gauche)

B.1.5 Les dualités structurelles dans le domaine de Radon

Le sinogramme révèle également une dualité onde/corpuscule propre à la nature des rayons X, où il est nécessaire de gérer simultanément les trajectoires individuelles des marqueurs et leur cumul global dans le sinogramme. La dissociation des traces dans l'accumulateur revient à résoudre un problème inverse. Or, en régime discret, cette inversion est mal posée, ce qui justifie le choix méthodologique de n'extraire que des caractéristiques clés plutôt que de tenter une reconstruction complète.

L'analyse directe dans le domaine de Radon nécessite une prise en compte rigoureuse de plusieurs dualités fondamentales. La dualité macro/micro se manifeste dans la distinction entre la structure globale du sinogramme et les traces individuelles des défauts. La dualité entre les dimensions 1D et 2D intervient dans le passage des projections unidimensionnelles à leur origine bidimensionnelle dans l'image. Enfin, la dualité entre les régimes discrets et continus est omniprésente, tant dans l'acquisition des données que dans leur interprétation.

La procédure adoptée repose sur une approche hybride jonglant entre les représentations 2D et 1D, et entre les modèles discrets et continus. Le volet macro, en régime 2D discret, consiste à traiter le sinogramme comme une image, en appliquant des seuillages adaptatifs pour extraire des régions d'intérêt. Le volet micro, en régime 1D continu, vise à décrire analytiquement le parcours de chaque trace dans le domaine de Radon. Cette articulation permet de concilier les contraintes de l'acquisition avec les exigences de l'interprétation fine.

Les défauts injectés dans les sinogrammes diffèrent souvent des défauts réels en termes de texture, de granularité et de bruit de fond. Le type de capteur et le protocole d'acquisition influencent la lisibilité du sinogramme et doivent être pris en compte pour garantir une injection réaliste et interprétable.

B.2 L'extraction des représentations spatiales

L'algorithme iSHT est conçu pour extraire de manière itérative les sinusoïdes présentes dans un sinogramme, en exploitant la nature sinusoïdale des projections issues de la XCT (détails dans "L'approche 2D : extractions de caractéristiques dans le domaine de Radon", chapitre 2).

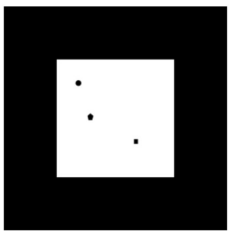
B.2.1 L'échantillon réaliste simulé

Dans cette section, nous nous appuyons sur une BDD (issue de l'article [8]), qui vise à améliorer la classification des défauts internes dans des pièces métalliques produites par fabrication additive, notamment par fusion sur lit de poudre. Cette base contient un large ensemble de défauts extraits de micrographies, permettant de simuler un échantillon représentatif pour nos tests.

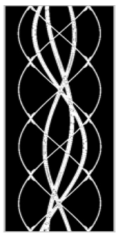
1) Les caractéristiques

Au total, 90 066 défauts ont été détectés, segmentés et caractérisés à partir de 635 micrographies. Une partie de ces défauts a été manuellement annotée par des experts, puis enregistrée sous forme d'images binaires. Tous les défauts extraits ont été regroupés et classés en trois catégories principales : keyholes, manques de fusion et pores de procédé.

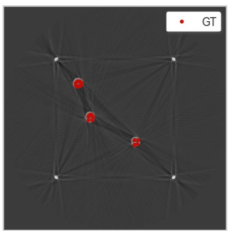
Pour nos simulations, nous avons sélectionné des défauts unitaires de petite taille (inférieurs à 100 microns), extraits sous forme d'images binaires. Ces défauts sont injectés dans un support numérique carré afin de simuler leur comportement dans le domaine de Radon. L'image de travail, illustrée en figure B.7, contient trois porosités, représentatives de défauts par manque de fusion.



(a) Image simulée d'une coupe contenant trois porosités type LoF



(b) Sinogramme de (a) après application d'un filtre LoG



(c) Points correspondant aux sommets des défauts reconstruits

FIGURE B.7 – Données d'entrée pour l'augmentation : (a) image simulée, (b) sinogramme traité, (c) caractéristiques de vérité terrain utilisées pour l'évaluation

La BDD de défauts est caractérisée par la solidité, qui est le rapport entre la surface réelle du défaut (délimitée par son périmètre) et celle de son enveloppe convexe (voir équation 3.5). Plus ce rapport est proche de 1, plus le défaut est solide ou convexe. Il s'agit d'un critère bidimensionnel. Le rapport entre le nombre de défauts et la surface totale des défauts est aussi un critère considéré dans la BDD. Les défauts de type keyhole sont supposés être globalement plus convexes, bien qu'ils ne soient pas circulaires. Cette convexité est décrite par la solidité. La densité et la taille moyenne des défauts de convexité sont considérées comme des caractéristiques pertinentes, car elles décrivent la déviation de la forme du défaut par rapport à son enveloppe convexe [8].

2) Les simulations à partir de la BDD

Dans cette étude, des défauts typiques issus de la BDD présentée plus haut, notamment des keyholes et des LoF, ont été sélectionnés. Ces défauts ont été injectés dans des sections carrées simulées, chacune contenant un ou plusieurs défauts. Ainsi, un grand nombre de coupes 2D synthétiques ont pu être générées. Ces images simulées constituent la base des expérimentations menées pour tester différentes approches d'augmentation et d'analyse dans le domaine de Radon.

Cette section présente le fonctionnement de l'algorithme iSHT dans le cadre spécifique des coupes 2D simulées, contenant des défauts unitaires extraits. Contrairement à la méthodologie centrale développée dans cette thèse, cette approche repose principalement sur l'exploitation des coordonnées associées aux RS extraites. Les opérations de segmentation sont également réalisées dans cet espace de coordonnées, ce qui permet une représentation matricielle théorique de la BDD de défauts. Cependant, cette méthode se révèle moins adaptée à la prise en compte des caractéristiques topologiques et morphologiques des défauts, notamment en ce qui concerne les relations d'adjacence dans les images binarisées. Cette limitation souligne l'intérêt de méthodes plus avancées pour une modélisation réaliste des défauts dans des volumes industriels.

B.2.2 Le contexte

L'iSHT s'appuie sur une approche méthodologique rigoureuse et systématique du traitement d'images. En effet, la méthodologie a pour objectif d'extraire des descripteurs. Ainsi, elle débute par un premier traitement du sinogramme pour mettre en relief des pixels représentatifs.

Parmi ces pixels, on cherche à systématiquement les retrouver donc un répétabilité afin de ne conserver que ceux qui sont caractéristiques de défauts. Le tableau ci-dessous synthétise les approches utilisées, allant de l'extraction de caractéristiques de bas niveau à des méthodes plus avancées d'invariance et de détection de points clés (tableau B.2).

Catégorie	**Bas niveau**	**Haut niveau (brut)**	**Haut niveau (raffinements)**
Principes	Extraction de caractéristiques type détection de contours	Recherche d'invariance dans les modèles	Extraction de descripteurs
Outils principaux	Filtre de Sobel, Canny, Prewitt	transformée de Hough généralisée	SIFT, contours actifs
Nos choix techniques	Filtre adaptatif type TTBH sur toutes les coupes sinogrammes	Adaptation d'une fonction sinusoïdale sur l'image	Déformation des RS afin d'extraire les points d'intérêt

TABLEAU B.2 – Principe du traitement global appliqué à toute l'image et nos choix techniques

B.2.3 Notre extracteur

Il débute par l'application d'une extraction sinusoïdale directement dans le sinogramme brut, afin d'identifier les composantes sinusoïdales dominantes correspondant aux contours d'objets ou de défauts comme illustré dans la figure B.8 ci-après. À partir du sinogramme initial, une extraction itérative de caractéristiques permet d'isoler les défauts ou objets d'intérêt. Les RS sont ensuite représentés dans une matrice spatiale ($\mathcal{A} \times \phi$), modifiée aléatoirement pour générer des variantes réalistes dans le domaine de Radon pour produire de nouveaux sinogrammes augmentés ($\text{Aug}_1, \text{Aug}_2, ..., \text{Aug}_n$). Ce processus repose sur une fonction de coût et une cellullisation de Voronoï pour guider la dissociation et la recomposition des structures.

L'algorithme iSHT repose sur une approche itérative de déformation du sinogramme afin d'extraire les points d'intérêt associés aux défauts, directement dans l'espace de Radon. Contrairement aux méthodes classiques qui identifient les sinusoïdes dominants par simple détection de maxima dans l'espace de Hough, iSHT introduit une dynamique de déformation contrôlée du sinogramme.

À chaque itération, le sinogramme est modifié selon un modèle de déformation guidé par les vecteurs de Fresnel, dans le but d'amplifier ou d'isoler certaines composantes sinusoïdales. Ces déformations sont appliquées aux RS, et l'extraction des sinusoïdes est réalisée via la SHT. L'algorithme ne s'arrête pas à un nombre fixe d'itérations, mais poursuit les déformations jusqu'à ce que l'extraction des sinusoïdes montre une stabilité, c'est-à-dire une redondance dans les sinusoïdes extraites.

Cette redondance est interprétée comme un indicateur de convergence : les sinusoïdes extraites de manière répétée correspondent aux points clés des défauts présents dans le sinogramme. Ces points d'intérêt sont ensuite segmentés à l'aide d'une partition de Voronoï, permettant de dissocier les objets ou défauts selon des critères de distance et de voisinage. Une fois les défauts isolés, ils peuvent être réinjectés dans des sinogrammes synthétiques à différentes résolutions, en tenant compte de la géométrie radiale du scanner.

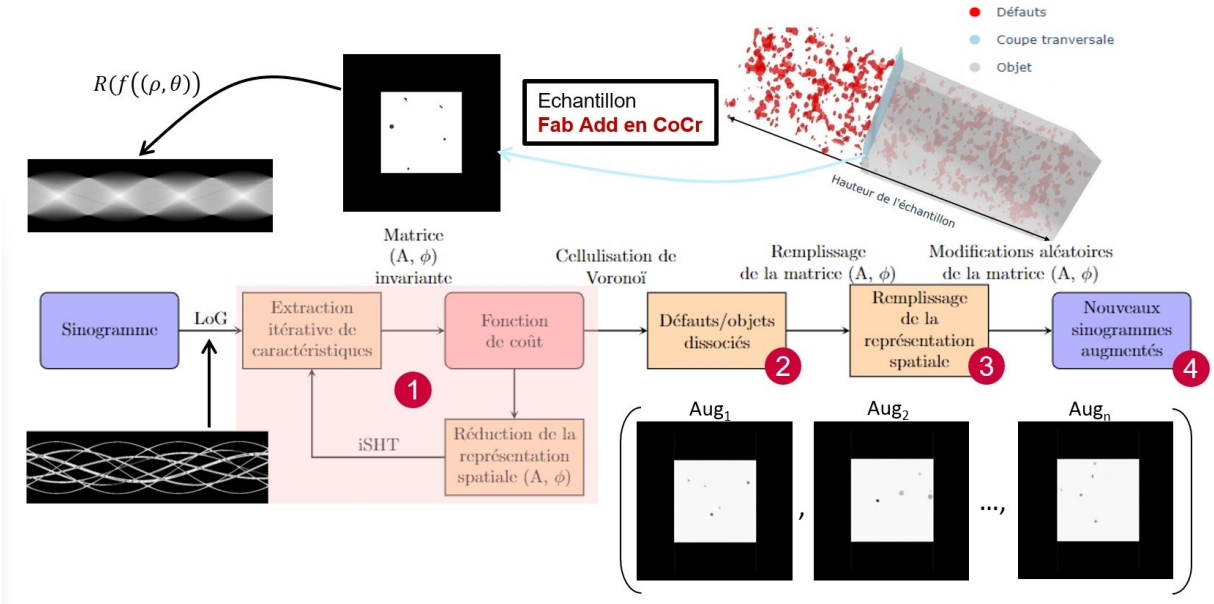


FIGURE B.8 – Schéma de la chaîne de traitement pour l'augmentation de sinogrammes à partir d'un échantillon de fabrication additive en CoCr

Les sinusoïdes extraites sont ensuite regroupées à l'aide d'un algorithme de *clustering* type K-moyennes [77], afin d'identifier les zones de concentration de défauts. Pour affiner cette localisation, l'algorithme applique des vecteurs de Fresnel permettant de corriger les déformations locales dans le sinogramme, dues à la géométrie d'acquisition ou à des effets physiques. Enfin, les points d'intérêt ainsi obtenus sont segmentés à l'aide d'une partition de Voronoï, permettant de dissocier les objets ou défauts selon des critères de distance et de voisinage. Chaque défaut peut alors être réinjecté dans un sinogramme synthétique, avec une intensité aléatoire, et rempli à la résolution souhaitée en tenant compte de la géométrie radiale du scanner. En effet, les défauts sont suffisamment peu nombreux, disjoints et distincts. Ainsi, le taux d'extraction τ est positionné (le plus grand possible). Afin d'extraire les signatures les plus réalistes possible, on prend garde à bien extraire dans l'enveloppe du sinogramme associée au support de l'objet. Dans le cadre d'une acquisition à géométrie parallèle, on extrait les courbes sinusoïdales. À ce stade, il n'y a pas d'étude préliminaire sur le taux idéal afin d'extraire au mieux les défauts.

En pratique, soit l'image n'a aucun bruit et alors on effectue une simple détection de contours, soit on borne seulement la détection à la condition d'application de la transformée de Radon. En effet, il s'agit du cercle circonscrit aux sommets du support des défauts. Ainsi, si la ligne détecteur contient N_{pix}, on borne l'étude à une ROI telle que $ROI = \frac{N_{\text{pix}}}{\sqrt{2}} \approx 0.7\, N_{\text{pix}}$ comme présenté dans l'algorithme 18.

B.3 Le principe de dissociation des représentations spatiales

L'objectif de cette partie est d'établir un cadre méthodologique permettant de dissocier, organiser et analyser les représentations spatiales (RS) extraites du sinogramme. Alors que les sections précédentes ont décrit la formation des traces dans le domaine de Radon et les mécanismes d'extraction associés, cette étape vise à structurer ces RS en entités géométriques cohérentes, afin d'en faciliter l'interprétation et l'utilisation pour l'analyse inverse. La procédure s'appuie sur trois piliers complémentaires : un seuillage adaptatif permettant une première séparation des structures dominantes, un regroupement géométrique par clustering pour distinguer les différentes familles de RS, et une sélection optimale du nombre de groupes via une analyse de variation totale. L'ensemble de ces outils constitue une chaîne de dissociation capable de révéler les formes élémentaires présentes dans l'espace transformé (comme illustré dans la figure B.6 précédemment).

B.3.1 Les méthodes de seuillage adaptatives

Les méthodes statistiques classiques, les modèles d'espérance-maximisation (EM) ou les approches bayésiennes, reposent sur des hypothèses fortes concernant la forme des distributions, souvent supposées gaussiennes, symétriques ou bien séparées [53]. Ces hypothèses sont rarement vérifiées dans le cas des sinogrammes. De plus, ces méthodes sont sensibles aux déséquilibres de classes [85] : les défauts, en tant que classes minoritaires, sont souvent mal modélisés, voire ignorés. Elles ont également tendance à lisser les signaux faibles, ce qui peut conduire à une sous-segmentation des anomalies. Enfin, leur complexité de calcul est trop importante lorsqu'elles sont appliquées à des volumes 3D de grande taille, ce qui limite leur applicabilité dans des chaînes de traitement industrielles.

Pour pallier ces limites, des méthodes de seuillage global comme celle d'Otsu sont souvent privilégiées. La méthode d'Otsu est une technique de seuillage automatique basée sur l'histogramme des niveaux de gris [75]. Elle suppose que l'image contient deux classes (bimodales), par exemple, le matériau et les manques de matière. Le seuil optimal est celui qui minimise la variance intra-classe (ou maximise la variance inter-classe). Cette méthode est robuste et largement utilisée pour des histogrammes bien séparés. La méthode Multi-Otsu est une extension permettant de segmenter l'image en plus de deux classes [60], utile dans le cas de matériaux composites ou de structures présentant plusieurs phases distinctes. Avant le seuillage, un filtre médian volumique est appliqué pour réduire le bruit tout en préservant les bords, ce qui est essentiel pour une description précise de la surface [86]. Le seuillage global est ensuite utilisé pour séparer les zones sombres (vides) des zones claires (matériau) dans l'histogramme du volume reconstruit. La méthode d'Otsu est souvent utilisée pour cette étape, car elle fournit des résultats cohérents. Toutefois, elle peut masquer des détails fins, notamment certains défauts dont les niveaux de gris sont proches de ceux du matériau, ce qui peut être crucial pour l'analyse mécanique. Ainsi, bien que les méthodes de seuillage adaptatif soient efficaces dans des cas simples, elles restent limitées par leur dépendance à la distribution des niveaux de gris et à la granularité des pixels. La segmentation initiale repose généralement sur une approche de vision par ordinateur à l'échelle du pixel, fondée sur des opérations globales comme le seuillage après filtrage type LoG (voir figure B.7 précédemment).

Pour dépasser ces contraintes, nous proposons une approche géométrique fondée sur les propriétés analytiques de la transformée de Radon. En modélisant les défauts dans un cadre continu, nous nous affranchissons des artefacts liés à la discrétisation pixélique. Cette méthode permet une partition directe dans l'espace des coordonnées des RS et autorise la génération d'un sinogramme unitaire. Ce dernier peut être assimilé à une base fonctionnelle, à laquelle sont associés des coefficients dépendants des matériaux et de leurs propriétés d'atténuation.

B.3.2 La méthode de segmentation des k-moyennes

Une fois les contours extraits, les points sont projetés dans l'espace polaire selon les paramètres sinusoïdaux (a, φ), sous forme de coordonnées $(x, y) = (a \sin \varphi, a \cos \varphi)$. Ces points représentent les RS des défauts détectés dans la coupe étudiée. Le *clustering* présente plusieurs intérêts [65]. Il permet d'anticiper certaines propriétés d'un nouvel élément en fonction de son groupe d'appartenance, facilite la compression avec perte en simplifiant la représentation des données, et aide à détecter les anomalies en identifiant les éléments atypiques. De plus, des algorithmes comme K-means illustrent des mécanismes de compétition utiles en apprentissage automatique.

L'algorithme `KMeans` repose sur deux étapes itératives [77] : l'affectation de chaque point au centroïde le plus proche, puis la mise à jour des centroïdes comme moyenne des points associés. Ce processus se répète jusqu'à la stabilisation des clusters ou l'atteinte d'un critère de convergence par TV par exemple (voir l' **??**). Chaque cluster obtenu correspond à une forme géométrique dominante, ce qui permet de structurer les RS en groupes interprétables et de filtrer les redondances. Le nombre optimal de clusters est déterminé par la méthode du coude, qui identifie le point au-delà duquel l'ajout de clusters n'apporte plus de gain significatif en compacité intra-cluster.

B.3.3 La méthode du coude sur la variation totale dans les représentations spatiales

Le but n'est pas de classifier dans un premier temps, mais d'extraire correctement les coordonnées des RS des contours de chaque défaut dans la coupe. Puisque l'image est simple, on peut facilement seuiller le sinogramme afin d'en extraire les traces associées aux RS de la coupe étudiée telle que $(\mathcal{A} \times \phi) \subseteq D^s \subseteq \mathcal{D}^s$.

L'objectif est d'extraire des formes géométriques pertinentes à partir des RS détectées dans une coupe d'image. Ces RS sont regroupées selon leur similarité géométrique via un algorithme de clustering via K-Means. Le nombre optimal de clusters est déterminé par la méthode du coude (en anglais, *elbow method*), en analysant la variation totale intra-cluster.

Soit $(A \times \phi)_n$ l'ensemble des RS extraites à l'itération n telle que $V_n := TV((A, \phi)_n)$ est la TV associée. Le point de coude correspond à la valeur de k où l'amélioration devient marginale, indiquant un compromis optimal entre complexité et fidélité. On travaille avec la TV intra-cluster et en faisant varier le nombre de clusters k, on observe la courbe de la TV moyenne comme présenté dans l'équation B.3 où C_k est le k-ième cluster et μ_k son centroïde. Elle est utilisée pour stabiliser l'extraction finale et conserver les RS géométriquement stables comme présenté figure B.9 à la page suivante.

Chaque graphe représente l'évolution de la TV en fonction du nombre de clusters auxquels la RS appartient à D^s. La courbe bleue montre la tendance de la TV, la ligne rouge pointillée représente la ligne de base, et le point rouge indique le coude, correspondant à un compromis optimal entre complexité et fidélité. Dans le cas à droite, la faible distance entre la courbe et la ligne de base suggère une condition d'arrêt, indiquant que l'ajout de nouveaux clusters n'apporte plus de gain significatif.

$$V_k = \sum_{x_i \in C_k} \|x_i - \mu_k\|^2 \quad \text{et} \quad \overline{V}_k = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^{k} V_i \tag{B.3}$$

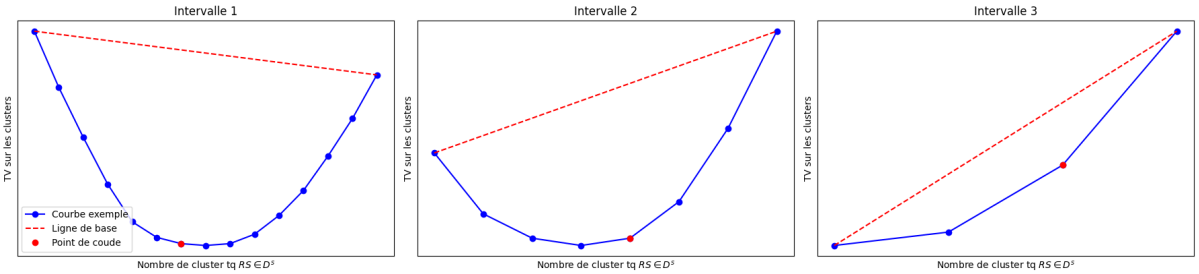


FIGURE B.9 – Application de la méthode du coude sur trois intervalles de TV moyenne

On présente l'algorithme 16 avec la fonction `ElbowMethod`, s'appuyant sur l'algorithme 17 avec la fonction `ClustersSearch`, à la page suivante.

Algorithme 16 : Fonction `ElbowMethod` : méthode du coude pour la sélection optimale de k

Input : Courbe V(k) pour $k = 1, \ldots, K_{\max}$
Output : Nombre optimal de clusters k^*

Définir les extrémités : $(x_1, y_1) = (1, \mathrm{TV}_1)$, $(x_2, y_2) = (K_{\max}, \mathrm{V}_{K_{\max}})$
for $i = 1$ **to** $K_{\max}$ **do**
    Calculer $d_i = \frac{|(y_2-y_1)x_i-(x_2-x_1)y_i+x_2y_1-y_2x_1|}{\sqrt{(y_2-y_1)^2+(x_2-x_1)^2}}$
end
$k^* \leftarrow x_{i^*}$ tel que $d_{i^*} = \max_i d_i$

Algorithme 17 : Fonction `ClustersSearch` : recherche du coude via la variation totale

Input : Points X, nombre initial de clusters d, borne supérieure u
Output : TV moyenne pour chaque k, courbe du coude

for $k \in [d, u]$ **do**
    Appliquer `KMeans` avec k clusters sur X
    Calculer la TV moyenne : $\overline{V}_k = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^{k} V_i$
    Stocker $\overline{V}_k$
end
Tracer $\overline{V}_k$ en fonction de k

B.3.4 La genèse de la méthodologie

Segmenter une image 2D en extrayant les contours des défauts à partir d'un sinogramme seuillé. L'approche repose sur l'extraction de RS via une transformée de Hough adaptée, suivie d'un regroupement par clustering pour identifier les formes dominantes. On présente l'algorithme 18 avec la fonction `ContourExtractSinus` détaillée à la page suivante.

Cette sous-partie se divise en deux temps : d'abord, la méthodologie algorithmique est détaillée, en s'appuyant sur des fonctions introduites précédemment pour extraire et transformer les RS ; ensuite, une série d'analyses quantitatives est présentée afin d'évaluer la pertinence et le réalisme des défauts segmentés, à la fois localement et globalement.

Deux fonctions introduites dans "L'approche 2D : extractions de caractéristiques dans le domaine de Radon" (chapitre 2) sont utilisées à nouveau dans cet algorithme.

La fonction `SinusExtractor` est associée à l'algorithme 21 (partie "Extractions 1" du chapitre 2). Pour rappel, cette fonction génère, pour chaque coupe s, une série de courbes sinusoïdales définies par des couples de paramètres $(a, \varphi)_l$ issus d'une approximation de l'espace des défauts D^s. Chaque courbe est validée si elle reste entièrement contenue dans l'enveloppe convexe du sinogramme, garantissant une localisation plausible du défaut dans la structure reconstruite.

La fonction `SinogramTransformer` est associée à l'extraction des RS restreints à partir d'un sinogramme déformé de l'algorithme 6 (partie "Extractions 2" du chapitre 2). Également, pour rappel, cette fonction applique une déformation vectorielle aux RS via la somme de Fresnel, génère un sinogramme déformé, extrait les RS invariantes selon un taux τ^*, puis utilise la soustraction de Fresnel pour revenir au repère initial et calcule une métrique de forme TV pour évaluer la stabilité des RS.

Algorithme 18 : Fonction `ContourExtractSinus` : segmentation 2D par extraction sinusoïdale

Input : Image seuillée S, nombre de clusters n, un taux d'extraction τ
Output : RS issues de l'espace $(\mathcal{A} \times \phi)$

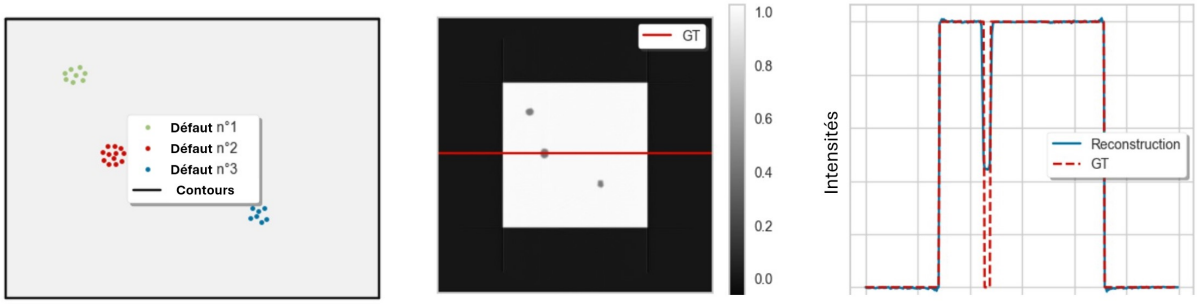
$S_{\text{reconst}} \leftarrow$ `SinusExtractor`(S, τ) `// issue du chapitre 2`
Normaliser S_{reconst}
$M_{\text{RS}} \leftarrow (a \sin \varphi, a \cos \varphi)$
Appliquer `KMeans` sur M_{RS} avec n clusters
Calculer les rayons maximaux de chaque cluster
while *score d'outlier << score moyen et* $l < N$ **do**
    Déformer S selon a_l et φ_l
    Réajuster les paramètres (a, φ) par `SinogramTransformer`
    Recalculer les clusters et rayons
    Évaluer l'écart aux centroïdes initiaux
    Incrémenter τ et l
end

B.3.5 Les analyses quantitatives

Pour évaluer le réalisme de la synthèse des défauts, il est essentiel de combiner une analyse locale, centrée sur les caractéristiques individuelles, avec une analyse globale, orientée vers la cohérence statistique et la séparation des classes.

L'analyse locale permet d'examiner finement les défauts projetés dans les coupes simulées, sans recours à une supervision explicite. Elle offre une lecture précise et interprétable des intensités associées aux défauts issus de la fabrication additive.

La figure B.10 montre de bons résultats après la dissociation de défauts et une cohérence sur les intensités. À ce stade-là, la notion de sinogramme unitaire n'avait pas été utilisée (voir "L'approche 3D : segmentation et reconstruction réaliste de surfaces", chapitre 3).



(a) RS segmentées (b) Profil

FIGURE B.10 – Résultat de défaut dissocié et regroupés après l'étape de segmentation 2D (a) et étude sur les niveaux de gris associés via un profil sur un défaut (ligne bleue) et la vérité terrain associé (ligne rouge) (b)

Au-delà de l'examen local, une évaluation globale permet de mesurer l'efficacité de la méthode en termes de séparation inter- et intra-classe. Nous comparons les résultats obtenus avec ceux des méthodes classiques SHT [19] et SIFT [64].

À la page suivante, la figure B.11 illustre cette comparaison à travers une analyse quantitative comparant la qualité de séparation des RS obtenues par notre méthode, la méthode SHT classique et la vérité terrain. Le nuage de points (à gauche) montre que l'extracteur sinus génère des clusters nettement plus compacts que SHT, avec une variance intra-classe réduite et une meilleure cohérence avec la vérité terrain. Les histogrammes projetés sur les axes X et Y (centre et droite) confirment cette observation : les distributions issues de notre méthode s'alignent étroitement sur les pics réels, tandis que SHT présente des écarts plus importants et une dispersion accrue.

Ces résultats indiquent que notre approche améliore simultanément la séparation inter-classe et la stabilité intra-classe, démontrant une localisation plus précise des RS dans le sinogramme et une robustesse accrue face au bruit et aux artefacts.

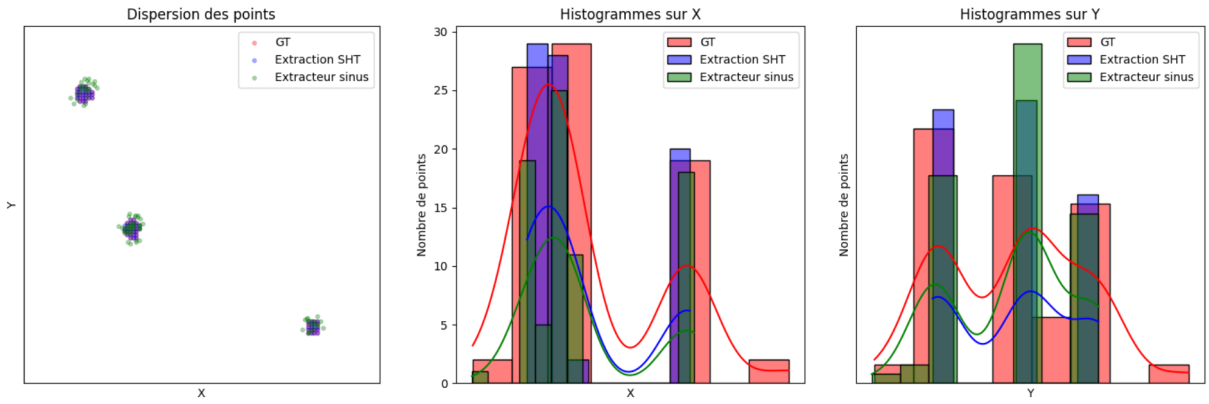


FIGURE B.11 – Analyse de l'optimisation de l'hétérogénéité inter-intra classe par comparaison avec la méthode existante type SHT (marqueur bleu) et notre exacteur de caractéristiques (marqueur vert) comparé une vérité terrain (GT) (marqueur rouge)

Conclusion

Cette étude s'inscrit dans une démarche cohérente d'analyse géométrique des défauts à partir de sinogrammes, en combinant modélisation dans le domaine de Radon, extraction de RS et segmentation 2D. Les travaux menés ont permis de mieux comprendre l'impact de la position des pixels impulsionnels sur le sinogramme, les effets d'étalement après reconstruction, ainsi que les variations locales d'intensité. La dissociation des défauts dans le domaine de Radon, notamment en présence de signatures superposées, a révélé les limites des approches classiques et justifié le recours à des stratégies d'extraction ciblées.

Deux objectifs complémentaires ont structuré cette démarche. Le premier visait à extraire des formes géométriques pertinentes à partir des RS, en exploitant la représentation polaire des paramètres et en appliquant un clustering guidé par la variation totale. La méthode du coude a permis de déterminer un nombre optimal de clusters, assurant une représentation fidèle et non redondante des structures détectées. Le second objectif portait sur la segmentation des défauts dans l'image 2D, à partir du sinogramme seuillé. Cette étape repose sur une transformée de Hough sinusoïdale adaptée, suivie d'un raffinement itératif permettant d'isoler les formes dominantes tout en conservant les singularités.

En combinant ces deux approches, extraction géométrique et segmentation, on obtient une méthode robuste, interprétable et adaptée à la détection de défauts dans des contextes variés d'imagerie inverse, notamment en fabrication additive. Les résultats obtenus, tant au niveau local que global, confirment la pertinence de cette approche hybride, capable de traiter des défauts complexes tout en optimisant la séparation inter- et intra-classe.

Annexe C

L'extraction de caractéristiques en traitement d'image

Introduction

La détection de formes géométriques dans les images est une tâche fondamentale en traitement d'image et en vision par ordinateur. Parmi les méthodes les plus utilisées, la transformée de Hough se distingue par sa robustesse à la présence de bruit et sa capacité à détecter des structures globales telles que les lignes droites. Elle repose sur une transformation de l'espace image vers un espace des paramètres où les formes recherchées deviennent des points d'intersection.

Il est présenté les fondements de la transformée de Hough classique, ses extensions pour des formes plus complexes, ainsi qu'une approche inverse appelée transformée de Hough sinusoïdale (SHT), particulièrement adaptée à l'analyse de sinogrammes. Enfin, nous introduisons notre méthode d'extraction de caractéristiques, qui surpasse les approches classiques en termes de précision et de sélectivité spatiale.

Les sections suivantes approfondissent les fondements théoriques et les évolutions de la transformée de Hough dans le cadre de la détection de formes géométriques. Nous commençons par présenter la méthode classique de détection de lignes droites, puis ses extensions vers des formes plus complexes. Une attention particulière est portée à la SHT, qui offre une interprétation inverse adaptée à l'analyse de sinogrammes. Enfin, nous introduisons notre propre approche d'extraction de caractéristiques, conçue pour surpasser les méthodes existantes en termes de précision et de sélectivité spatiale. Cette méthode sera comparée à la SHT afin de mettre en évidence ses avantages dans le contexte de la détection de défauts et de l'analyse inverse.

C.1 La transformée de Hough

La transformée de Hough est une méthode classique de détection de formes paramétriques dans les images, initialement introduite pour l'identification de droites dans des environnements bruités [26]. Elle repose sur le principe de transformation d'un problème de détection global dans l'espace image en un problème de recherche de maxima locaux dans un espace de paramètres.

C.1.1 La transformée de Hough ligne

La détection de lignes dans une image consiste à repérer des alignements de points significatifs, généralement extraits via une détection de contours. La méthode classique pour ce type de détection est la transformée de Hough [29], qui projette l'image de l'espace spatial vers un espace paramétrique dans lequel les structures recherchées sont plus facilement identifiables. Dans le cas des lignes, chaque droite dans l'espace image est représentée par un point dans l'espace de Hough.

Dans un plan cartésien, une droite peut être décrite par deux variables dans l'équation $y = mx + b$ avec m étant la pente de la droite et b étant l'ordonnée à l'origine. Dans le cadre de la transformée de Hough, chaque point (x_i, y_i) avec $i \in \mathbb{N}$ de l'image définit un ensemble de droites possibles passant par ce point. En inversant la relation, on obtient $b = -x_i m + y_i$. Chaque point génère donc une courbe dans l'espace des paramètres (m, b). L'intersection de plusieurs courbes indique la présence d'une droite commune à plusieurs points [57].

Le repère polaire est le plus pertinent car il est défini en point, notamment dans le cas d'une droite verticale, ce qui n'est pas le cas en cartésien. Pour surmonter cette limitation, on utilise une représentation polaire des droites : $\rho = x\cos\theta + y\sin\theta$ avec ρ la distance perpendiculaire de la droite à l'origine et θ l'angle entre l'axe des abscisses et la perpendiculaire à la droite. Chaque point (x_i, y_i) de l'image correspond à une sinusoïde dans l'espace des paramètres (ρ, θ). L'intersection de plusieurs sinusoïdes indique la présence d'une droite passant par plusieurs points. Ainsi, les droites dans le système de coordonnées polaires peuvent s'écrire sous la forme dans l'équation C.1.

$$y = \left(-\frac{\cos\theta}{\sin\theta}\right) x + \left(\frac{r}{\sin\theta}\right) \tag{C.1}$$

De manière générale, pour chaque point (x_0, y_0), on définit l'ensemble des droites passant par ce point à l'aide de la relation $\rho_\theta = x_0\cos\theta + y_0\sin\theta$. Chaque paire (ρ_θ, θ) représente une droite passant par le point (x_0, y_0). Autrement dit, un point dans l'espace image correspond à une sinusoïde dans l'espace des paramètres (r, θ).

La notion d'accumulateur est cruciale dans la compréhension des différentes notions liées aux transformées étudiées. Dans cet espace des paramètres, un système de votes, c'est-à-dire un seuillage, constitue une alternative plus rapide à l'appariement par template. Malgré ses besoins en mémoire et en calcul, son efficacité en fait une des méthodes les plus populaires pour l'extraction de formes.

Pour une droite, l'espace accumulateur peut être réduit de 2D à 1D en considérant que l'on peut calculer la pente à partir des informations de l'image. La pente peut être calculée soit en utilisant la direction du gradient en un point, soit en considérant une paire de points $m = \frac{y_2 - y_1}{x_2 - x_1}$.

Ainsi, l'un des paramètres de la représentation polaire des droites, θ, est maintenant donné par l'équation C.2.

$$\theta = -\tan^{-1}\left[\frac{1}{\varphi}\right] \qquad \theta = \tan^{-1}\left[\frac{x_1 - x_2}{y_2 - y_1}\right] \quad \text{avec} \quad c = \frac{x_2 y_1 - x_1 y_2}{x_2 - x_1} \tag{C.2}$$

C.1.2 La transformée de Hough étendue

La transformée de Hough, dans sa forme classique, est principalement utilisée pour la détection de droites dans des images binaires. Elle repose sur la transformation de chaque point de l'espace image en une courbe dans un espace de paramètres, où les intersections de ces courbes indiquent la présence d'une forme géométrique.

Cependant, cette approche peut être étendue à la détection de motifs plus complexes, en adaptant l'espace de paramétrisation à la nature de la forme recherchée. On parle alors de transformée de Hough généralisée [14]. Elle permet notamment la détection de cercles, où chaque point de l'image est transformé en une surface dans un espace (x_c, y_c, r) correspondant au centre et au rayon. Pour les ellipses, la détection requiert un espace de paramètres plus riche incluant les axes, l'orientation et le centre (x_c, y_c, a, b, θ). Les courbes sinusoïdales, comme dans la SHT, projettent chaque point dans un espace $(\mathcal{A} \times \phi)$ représentant l'amplitude et la phase. Enfin, des formes arbitraires peuvent également être détectées à l'aide de modèles paramétriques ou de représentations implicites, à condition de disposer d'un modèle analytique ou d'un échantillon de la forme.

L'extension de la transformée de Hough à ces formes implique généralement une augmentation de la dimension de l'espace de paramètres, ce qui peut entraîner une complexité computationnelle accrue. Pour pallier cela, des techniques telles que la transformée de Hough probabiliste sont souvent employées [35].

Dans le cadre de la tomographie, ces extensions permettent d'identifier des structures non linéaires ou courbes dans les sinogrammes, comme des interfaces courbes, des objets inclinés ou des artefacts géométriques. Elles offrent ainsi une flexibilité accrue pour l'analyse et la reconstruction inverse dans des environnements complexes ou bruités.

Parmi ces variantes, une approche particulièrement adaptée à la tomographie est la SHT. Elle repose sur le fait que les trajectoires de points caractéristiques dans un sinogramme tels que les CoMs ou les intersections d'objets inclinés suivent des courbes sinusoïdales. La SHT permet donc de détecter efficacement ces motifs en projetant les points du sinogramme dans un espace paramétrique $(\mathcal{A} \times \phi)$, représentant respectivement l'amplitude et la phase de la sinusoïde.

C.1.3 La transformée de Hough sinusoïdale

La SHT constitue la formulation inverse de la transformée de Hough classique : elle vise à retrouver, dans un sinogramme, les sinusoïdes générées par les structures linéaires de l'image initiale. Pour chaque angle θ_i, la relation géométrique entre un point (θ_i, t) du sinogramme et sa projection dans l'image est donnée par l'équation C.3.

$$y = -x \cdot \frac{\cos\theta}{\sin\theta} + \frac{t_{\theta_i}^{\mathrm{CoM}}(n)}{\sin\theta} \tag{C.3}$$

On a $t_{\theta_i}^{\mathrm{CoM}}(n)$ qui désigne la position du centre de masse de l'objet n pour l'angle θ_i, tandis que (x, y) sont les coordonnées correspondantes dans l'espace image. Chaque point du sinogramme se projette ainsi en une droite, et l'accumulation de ces droites dans un espace paramétrique fait émerger les sinusoïdes dominantes, correspondant aux structures linéaires ou périodiques de l'image d'origine.

C.2 Les approches usuelles

Plusieurs méthodes ont été proposées dans la littérature pour traiter les sinogrammes incomplets, bruités ou tronqués. Le tableau C.1 présente une comparaison synthétique de cinq contributions majeures.

Auteurs	**Chityala et al. [22]**	**Zamyatin & Nakanishi [99]**	**Lee & Park [57]**	**Cantoral et al. [19]**	**Li et al. [59]**
Problème traité	Artefacts dus à la troncature radiale	Reconstruction hors champ de vision	Détection robuste de lignes isolées	Reconstruction rapide à partir de vues limitées	Inpainting de sinogrammes incomplets
Méthode + interpolation + transformée	Représentation polaire du sinogramme + minimum sur courbes sinusoïdales + transformée de Radon	Décomposition sinogramme + interpolation aux bords + courbes sinogramme	Hough discrète basée sur extrémités de segments + accumulation discrète + transformée de Radon	Calcul des CoMs + interpolation angulaire + SHT	Décomposition en S-curves + interpolation guidée par vecteurs propres + fitting sinusoïdal
Objectif de reconstruction	Amélioration locale dans la ROI	Extension du FOV (*Field Of View*) complet	Détection de segments linéaires bruités	Suivi dynamique des objets (CoM) en temps réel	Suppression d'artefacts tout en préservant la texture sinogramme
Robustesse au bruit	Moyenne (dépend du minimum)	Élevée (double estimation)	Élevée (accumulation discrète)	Élevée (filtrage CoM)	Élevée (guidage par structure locale)
Avantage majeur	Simplicité géométrique + efficacité locale	Extension bilatérale du FOV	Détection rapide et robuste de lignes dans images bruitées	Réduction massive du temps de calcul	Préservation de la texture + suppression d'artefacts

TABLEAU C.1 – Comparatif des approches de traitement de sinogrammes incomplets ou bruités. Chaque méthode repose sur une exploitation de la géométrie sinusoïdale et propose des stratégies d'interpolation adaptées à son contexte d'application

Malgré la diversité des contextes d'application, les cinq méthodes étudiées convergent vers des principes méthodologiques communs dans le traitement des sinogrammes incomplets ou bruités. Tout d'abord, toutes exploitent la géométrie sinusoïdale inhérente aux sinogrammes. Que ce soit par la représentation polaire [22], les courbes sinogramme [99], les S-curves [59], ou encore la SHT [19], ces approches s'appuient sur la forme sinusoïdale des trajectoires de projection pour guider l'estimation des données manquantes ou la détection de structures. Ensuite, elles intègrent des stratégies d'estimation robustes et guidées. Ces stratégies incluent le minimum d'atténuation, l'interpolation aux bords, l'accumulation discrète ou encore le guidage par les vecteurs propres. Ces mécanismes permettent de préserver la cohérence structurelle et texturale du sinogramme, même en présence de bruit ou de troncature.

Un autre objectif partagé est la réduction des artefacts. Chaque méthode cherche à supprimer les artefacts liés à des limitations physiques (champ de vision, vues limitées) ou techniques (bruit, échantillonnage parcellaire), tout en améliorant la qualité de reconstruction sans nécessiter de modifications matérielles coûteuses. Enfin, ces méthodes sont conçues pour être complémentaires aux algorithmes de reconstruction classiques. Les sinogrammes ainsi complétés ou améliorés peuvent être utilisés avec des techniques standards facilitant leur intégration dans les chaînes de traitement existantes. Ainsi, ces travaux illustrent une tendance forte vers l'utilisation de modèles géométriques et algorithmiques optimisés pour pallier les limitations des systèmes d'imagerie, tout en garantissant une reconstruction fidèle, robuste et compatible avec les outils existants.

C.3 Notre approche et comparaison avec la transformée de Hough sinusoïdale

La SHT est une méthode robuste pour détecter des motifs sinusoïdaux dans les sinogrammes, notamment en tomographie parallèle. Elle repose sur une transformation géométrique suivie d'une accumulation de votes dans un espace paramétrique. Notre approche avec la fonction `SinusExtractor` (voir algorithme 21) adopte une stratégie inverse : elle génère directement des sinusoïdes et vérifie leur présence dans le sinogramme simulé. Cette méthode offre un contrôle précis sur les paramètres et une meilleure sélectivité spatiale. Dans cette section, nous détaillons notre interprétation de la SHT, présentons notre algorithme et comparons les deux approches sur les plans théorique et expérimental.

C.3.1 Une interprétation de la transformée de Hough sinusoïdale

Dans le cadre de la XCT, les données mesurées sont organisées sous forme de sinogramme, une image de taille $N_{\text{pix}} \times N_{\text{proj}}$ où N_{pix} est le nombre de pixels du détecteur ligne et N_{proj} est le nombre de projections angulaires.

Chaque pixel actif du sinogramme représente une mesure d'atténuation le long d'un rayon à un angle donné. La SHT permet d'extraire des motifs sinusoïdaux caractéristiques, tels que les trajectoires de CoMs ou les signatures d'objets en mouvement.

1) Extraction des points et normalisation

Soit $S \in \{0,1\}^{N_{\text{pix}} \times N_{\text{proj}}}$ le sinogramme binaire. On extrait les coordonnées des pixels dans le sinogramme seuillé dans l'équation telle que $\{(x_i, y_i) \mid S(y_i, x_i) = 1\}$ où $x_i \in [0, N_{\text{proj}}]$ est l'indice angulaire, et $y_i \in [0, N_{\text{pix}}]$ est l'indice radial. On centre les coordonnées radiales autour du CoM (voir l'équation C.4).

$$y_{\text{CoM}_i} = y_i - \frac{N_{\text{pix}}}{2}, \quad x_{\text{CoM}_i} = \frac{2\pi x_i}{N_{\text{proj}}} \tag{C.4}$$

On illustre le principe de la SHT appliquée à l'extraction des paramètres d'une sinusoïde à partir de points échantillonnés dans la figure C.1.

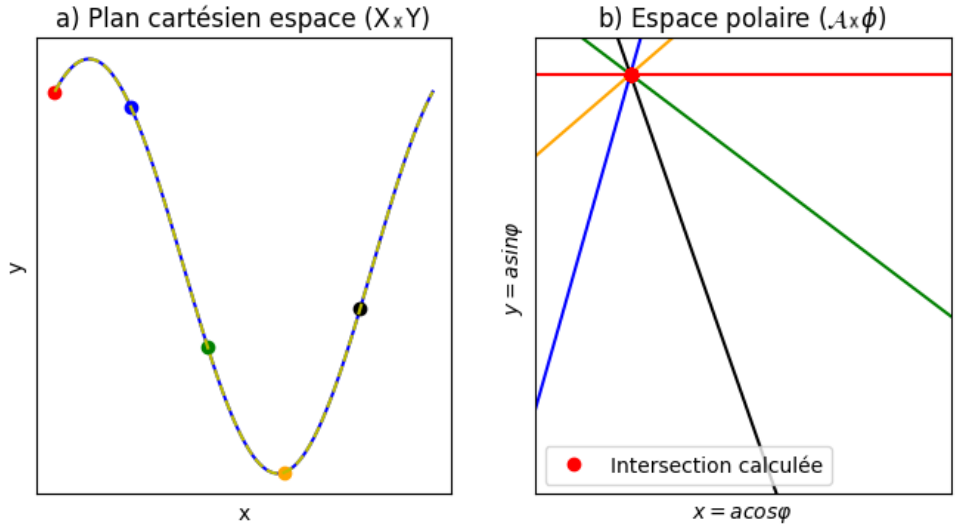


FIGURE C.1 – Illustration du principe de la transformée de Hough pour l'extraction des paramètres d'une sinusoïde. (a) Plan cartésien ($X \times Y$) avec la courbe réelle et les points échantillonnés. (b) Espace polaire ($\mathcal{A} \times \phi$) où chaque point génère une droite, dont l'intersection indique les paramètres (a, ϕ) estimés pour la sinuoïde en b)

2) Accumulateur paramétrique

Chaque point CoM $(x_{\text{CoM}_i}, y_{\text{CoM}_i})$ est transformé en une droite dans l'espace paramétrique selon l'équation C.5.

$$y = m_i x + b_i, \quad \text{où} \quad m_i = \tan(x_{\text{CoM}_i}), \quad b_i = \frac{y_{\text{CoM}_i}}{\cos(x_{\text{CoM}_i})} \tag{C.5}$$

Un accumulateur $A \in \mathbb{R}^{N_{\text{pix}} \times 2N_{\text{proj}}}$ est défini pour stocker les votes. Chaque droite est tracée pour $x \in [-N_{\text{proj}}, N_{\text{proj}}]$ et les coordonnées sélectionnées sont calculées selon l'équation C.6.

$$A[y', x'] \mathrel{+}= 1 \quad \text{où} \quad x' = x + N_{\text{proj}}, \quad y' = \lfloor m_i x + b_i \rfloor + \frac{N_{\text{pix}}}{2} \tag{C.6}$$

Cette opération permet de transformer chaque point du sinogramme en une courbe dans l'espace Hough et d'accumuler les votes dans les cellules correspondantes. Les maxima locaux dans A correspondent aux paramètres $(a, \varphi) \in (\mathcal{A} \times \phi)$ des motifs sinusoïdaux présents dans le sinogramme.

3) Détection des pics et extraction des paramètres

Les maxima locaux dans l'accumulateur sont extraits selon un seuil relatif $\tau \in [0, 1]$ tel que $\{(u, v) \mid A(v, u) \geq \tau \cdot \max(A)\}$ dont les détails des coordonnées centrées sont dans l'équation C.7.

$$\begin{aligned} &\text{Soient } (a, \varphi) \in (\mathcal{A} \times \phi), \\ \text{On a} \;:\quad & a = \sqrt{u'^2 + v'^2},\ \varphi = \frac{\pi}{2} + \arctan\left(\frac{v'}{u'}\right) \\ &\text{avec} \quad u' = u - N_{\text{proj}} \quad \text{et} \quad v' = v - \frac{N_{\text{pix}}}{2} \end{aligned} \tag{C.7}$$

La SHT permet d'identifier efficacement les structures sinusoïdales dans les sinogrammes XCT, en particulier dans des contextes de vues limitées ou de reconstruction partielle. Elle est adaptée à l'analyse de trajectoires de CoMs, à la détection de motifs périodiques, et à la reconstruction inverse guidée par géométrie.

Dans le cadre de la XCT, les données de projection sont organisées sous forme de sinogramme, une image de taille $(N_{\text{pix}} \times N_{\text{proj}})$, où N_{pix} représente le nombre de pixels radiaux (déplacement) et N_{proj} le nombre de projections angulaires. Chaque pixel actif du sinogramme encode une mesure d'atténuation le long d'un rayon à un angle donné.

Algorithme 19 : Fonction `SHT` : transformée de Hough sinusoïdale avec centrage autour du CoM

Input : Sinogramme binaire $S \in \{0, 1\}^{N_{\text{pix}} \times N_{\text{proj}}}$
Output : Accumulateur $A \in \mathbb{R}^{N_{\text{pix}} \times 2N_{\text{proj}}}$

Extraire les coordonnées : $\{(x_i, y_i) \mid S(y_i, x_i) = 1\}$
Initialiser l'accumulateur $A \leftarrow 0$
foreach (x_i, y_i) **do**
    $x_{\text{CoM}_i} \leftarrow \frac{2\pi x_i}{N_{\text{proj}}}$
    $y_{\text{CoM}_i} \leftarrow y_i - \frac{N_{\text{pix}}}{2}$
    $m_i \leftarrow \tan(x_{\text{CoM}_i})$
    $b_i \leftarrow \frac{y_{\text{CoM}_i}}{\cos(x_{\text{CoM}_i})}$
    for $x \in [-N_{proj}, N_{proj}]$ **do**
        $x' \leftarrow x + N_{\text{proj}}$
        $y' \leftarrow \lfloor m_i x + b_i \rfloor + \frac{N_{\text{pix}}}{2}$
        if $0 \leq x' < 2 \times N_{proj}$ *et* $0 \leq y' < N_{pix}$ **then**
            $A[y', x'] \leftarrow A[y', x'] + 1$
        end
    end
end

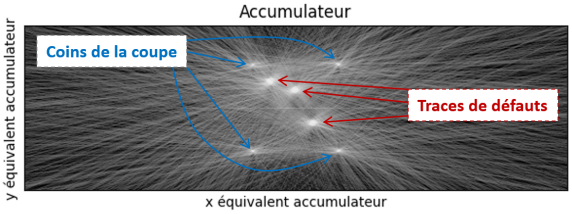
La détection de motifs sinusoïdaux dans ces sinogrammes est essentielle pour l'analyse de structures périodiques, la localisation de CoMs ou la reconstruction inverse dans des contextes de vues limitées. Pour cela, nous introduisons deux algorithmes. La fonction `SHT` est calculée dans l'algorithme 19 à la page précédente convertissant les points du sinogramme en droites dans un espace paramétrique, permettant l'accumulation de votes et la détection de motifs sinusoïdaux.

La fonction `SHTPeaks` ci-dessous issue de l'algorithme 20 permet l'extraction de paramètres sinusoïdaux (amplitude et phase) à partir des maxima locaux de l'accumulateur généré par `SHT`.

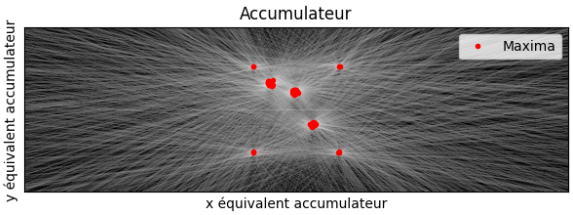
Algorithme 20 : Fonction `SHTPeaks` : extraction des paramètres sinusoïdaux à partir de l'accumulateur

Input : Accumulateur $M \in \mathbb{R}^{N_{\text{pix}} \times 2N_{\text{proj}}}$, seuil relatif $\tau \in [0, 1]$
Output : Paramètres sinusoïdaux $(a, \varphi) \in (\mathcal{A} \times \phi)$
Extraire les indices des pics : $\{(u, v) \mid M[v, u] \geq \tau \cdot \max(A)\}$
foreach (u, v) **do**
    $u' \leftarrow u - N_{\text{proj}}$
    $v' \leftarrow v - \frac{N_{\text{pix}}}{2}$
    $a \leftarrow \sqrt{u'^2 + v'^2}$
    $\varphi \leftarrow \frac{\pi}{2} + \arctan\left(\frac{v'}{u'}\right)$
end

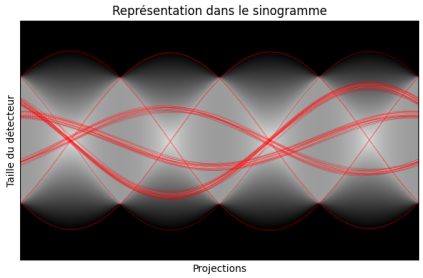
Ces algorithmes sont conçus pour être robustes au bruit et efficaces en calcul. Ils s'intègrent dans la méthodologie de traitement de sinogrammes pour XCT, notamment dans les cas de troncature, d'échantillonnage parcellaire ou de reconstruction guidée par géométrie.



(a) Accumulateur brut



(b) Accumulateur avec maxima



(c) Superposition des traces sur le sinogramme

FIGURE C.2 – Principe de l'accumulateur paramétrique. (a) Accumulateur brut (b) Accumulateur avec détection des maxima. (c) Superposition des RS estimées en (b)

Reprenons le cas d'étude de la figure 3.5 (voir l'annexe B, "L'annexe POC2 : dissociations préliminaires des représentations spatiales"), la figure C.2 illustre le fonctionnement de l'accumulateur paramétrique utilisé dans la SHT. Chaque point du sinogramme est transformé en une droite dans l'espace paramétrique ($\mathcal{A} \times \phi$), et les votes sont accumulés dans une grille discrète. Les maxima locaux de cet accumulateur correspondent aux paramètres des sinusoïdes présentes dans le sinogramme.

C.3.2 Notre approche

Dans le cadre d'une acquisition à géométrie parallèle, on peut extraire les courbes sinusoïdales. À ce stade, il n'y a pas d'étude préliminaire sur le taux idéal afin d'extraire au mieux les défauts. En effet, les défauts sont suffisamment peu nombreux, disjoints et distincts. Ainsi, le taux d'extraction τ est positionné (le plus grand possible).

1) Rappel de l'algorithme

Afin d'extraire les signatures les plus réalistes possibles, il est essentiel de limiter l'extraction aux zones pertinentes du sinogramme, c'est-à-dire à l'enveloppe correspondant au support réel de l'objet. Concrètement, si l'image est exempte de bruit, une simple détection de contours suffit à définir cette zone. En revanche, en présence de bruit, l'extraction est restreinte aux conditions d'application de la transformée de Radon, en particulier au cercle circonscrit aux sommets du support des défauts. Cette contrainte garantit que les sinusoïdes extraites correspondent effectivement à des structures internes plausibles, tout en évitant les artefacts liés à des zones hors support. Ainsi, si la ligne détecteur contient N_{pix}, on borne l'étude à une région d'intérêt (ROI) telle que $ROI = \frac{N_{\text{pix}}}{\sqrt{2}} \approx 0.7\, N_{\text{pix}}$.

2) Comparaison des approches

La fonction `SinusExtractor` de l'algorithme 21 se distingue par sa nature générative et contrôlée : elle consiste à balayer l'espace des paramètres sinusoïdaux (a, φ) et à vérifier leur présence dans le sinogramme simulé via une intégration directe. Cette méthode est particulièrement adaptée aux environnements simulés ou faiblement bruités, où les défauts sont rares, disjoints et bien localisés (voir tableau C.3 à la page qui suit).

Algorithme 21 : Fonction `SinusExtractor` : détection des sinusoïdes valides dans le sinogramme

Input : S_{sim}, le taux d'extraction τ, la fréquence f_θ, le gain c_ρ
Output : Matrice des RS de l'espace $\mathcal{A} \times \phi$

for $(a, \varphi) \in (\mathcal{A} \times \phi)$ *borné au ROI* **do**
  $y_n \leftarrow a \sin(2\pi f_\theta x_n + \varphi) + c_\rho$
  if $\sum y_n \frac{1}{N_{proj}} > \tau$ **then**
    Une RS détectée
  end
end

En revanche, la SHT classique repose sur une transformation géométrique des points du sinogramme en droites dans un espace paramétrique, suivie d'une accumulation de votes. Cette approche est plus robuste au bruit et mieux adaptée aux sinogrammes réels, mais elle est indirecte et dépend fortement de la densité des points binaires.

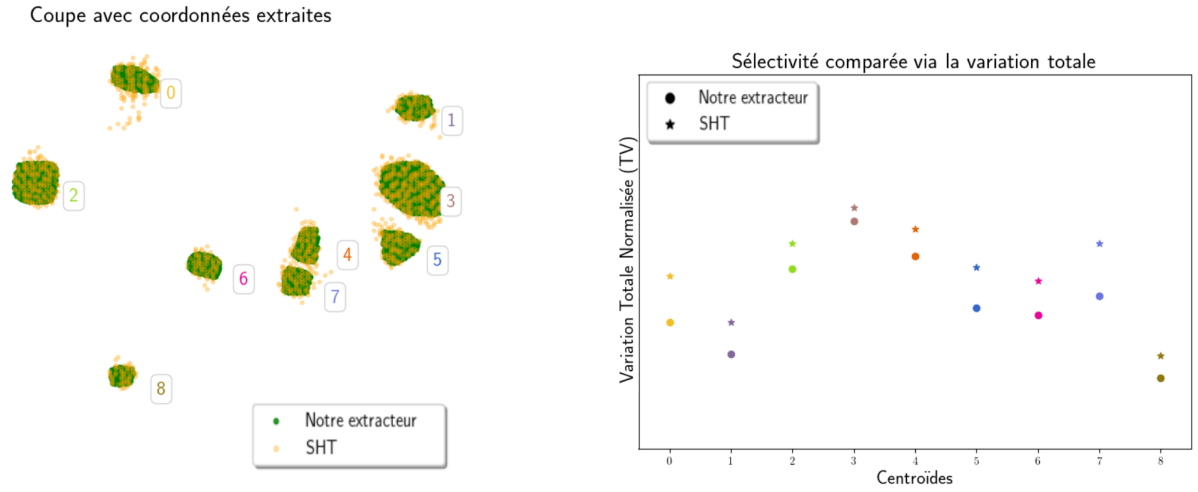
Sous notre interprétation, la SHT devient une méthode de projection paramétrique, tandis que `SinusExtractor` agit comme une méthode d'inversion contrôlée. Ces deux méthodes sont complémentaires : la SHT pour la détection brute, et `SinusExtractor` pour l'extraction fine et la validation des RS.

Aspect	**Fonction** `SinusExtractor`	**SHT classique (interprétée)**
Objectif principal	Détection directe de sinusoïdes valides dans le sinogramme simulé	Transformation paramétrique des points du sinogramme en droites dans l'espace Hough
Type d'entrée	Sinogramme simulé S_{sim} + paramètres (τ, f_θ, c_ρ)	Sinogramme binaire S
Principe	Génération explicite de sinusoïdes (a, φ) et vérification par intégration	Accumulation de votes dans un espace paramétrique (a, φ) via transformation géométrique
Région d'intérêt (ROI)	Définie par $ROI = \frac{N_{\text{pix}}}{\sqrt{2}}$	Implicite via centrage autour du CoM et bornes de l'accumulateur
Critère de détection	Moyenne des valeurs sinogramme sur la courbe $\geq \tau$	Valeur locale dans l'accumulateur $\geq \tau \cdot \max(M)$
Robustesse au bruit	Dépend de la qualité du sinogramme simulé et du choix de τ	Plus robuste grâce à l'accumulation discrète et au vote global
Complexité	Linéaire sur l'espace (a, φ), dépend du pas de balayage	Quadratique, dépend du nombre de points et de projections
Interprétation physique	Vérification explicite de la présence d'une sinusoïde dans le sinogramme	Détection indirecte via transformation géométrique des points

TABLEAU C.3 – Comparaison entre l'approche `SinusExtractor` et la SHT classique

3) Résultats

Notre approche donne de meilleurs résultats que la méthode SHT développée dans les différents papiers [99], [23]. La figure ci-dessous compare notre méthode d'extraction de caractéristiques d'approche classique : la SHT, qui cible des formes géométriques globales. Contrairement à ces approches, notre extracteur vise une optimisation conjointe du biais et de la variance, tout en maximisant la sélectivité spatiale mesurée par la TV. Les résultats démontrent une meilleure segmentation (Dice élevé) et une meilleure différenciation des structures (TV plus élevée), illustrant la supériorité de notre méthode dans des contextes complexes comme présenté dans la figure C.3, à mettre en lien avec la figure 3.9.



(a) Compromis biais-variance entre notre extracteur (points verts) et la SHT (points jaunes)

(b) TV normalisée pour notre méthode (points) par rapport à SHT (étoiles)

FIGURE C.3 – Comparaison des performances entre notre méthode d'extraction, à savoir la fonction `SinusExtractor` de l'algorithme 21 et l'approche SHT (algorithme 19 et algorithme 20). (a) notre méthode atteint un meilleur compromis biais-variance que la SHT et (b) les résultats de la TV normalisée montrent une sélectivité accrue

Une comparaison avec des méthodes invariantes telles que SIFT [64], connues pour leur robustesse dans la détection de points d'intérêt locaux dans le domaine cartésien, aurait pu être envisagée. Toutefois, ces méthodes ne sont pas adaptées au domaine de Radon, où la topologie des défauts est transformée par les projections. Cette inadéquation justifie l'usage de notre extracteur, spécifiquement conçu pour ce cadre, et souligne la pertinence de notre approche dans des environnements non cartésiens.

Conclusion

La transformée de Hough, sous ses différentes variantes, constitue un outil puissant pour la détection de structures dans les images. La version classique permet d'identifier efficacement les lignes droites, tandis que la SHT offre une approche inverse adaptée à l'analyse de sinogrammes issus de la transformée de Radon. Elle permet notamment de détecter des motifs sinusoïdaux caractéristiques, tels que les trajectoires de CoMs ou les signatures d'objets en mouvement.

Notre méthode propose une alternative innovante à la SHT en adoptant une approche générative et contrôlée. Plutôt que de transformer les points du sinogramme en courbes dans un espace paramétrique, nous balayons directement l'espace des paramètres sinusoïdaux $(\mathcal{A} \times \phi)$ et vérifions leur présence dans le sinogramme simulé. Cette inversion du paradigme permet d'optimiser conjointement le biais et la variance, tout en maximisant la sélectivité spatiale.

Les résultats expérimentaux montrent une amélioration significative des métriques de segmentation et de différenciation des structures par rapport aux méthodes classiques. En particulier, notre approche se révèle plus précise dans des environnements simulés ou faiblement bruités où les défauts sont rares et bien localisés. Elle permet également une meilleure interprétation physique des RS, en lien direct avec les paramètres géométriques des défauts.

Annexe D

Les compléments pour augmenter le réalisme des méthodologies

La XCT repose sur des principes physiques complexes, notamment liés à la nature du faisceau utilisé et à la géométrie du système d'acquisition. Dans les systèmes industriels, le faisceau est généralement polychromatique, ce qui induit des effets non linéaires d'atténuation, connus sous le nom de durcissement du faisceau. Ces effets peuvent générer des artefacts dans les images reconstruites, compromettant la précision des mesures dimensionnelles ou des analyses de structure.

Le sinogramme constitue un espace privilégié pour l'analyse et la modélisation de ces artefacts. Il permet de représenter directement les variations d'intensité liées à la physique du faisceau et à la géométrie d'acquisition, facilitant ainsi leur identification et leur correction. Dans ce cadre, il est souvent pertinent de se ramener à une géométrie parallèle, plus simple à manipuler analytiquement, après avoir décrit la géométrie type *fan-beam*, plus représentative des configurations industrielles.

Cette annexe regroupe des éléments complémentaires visant à améliorer le réalisme des simulations et des modélisations dans le cadre de l'étude. Elle aborde notamment les effets liés au faisceau polychromatique, les artefacts de reconstruction, ainsi que les implications des différentes géométries d'acquisition. Ces considérations permettent d'affiner les hypothèses et d'orienter les choix méthodologiques pour une augmentation plus fidèle des défauts dans les volumes industriels.

D.1 Les principales configurations d'artefacts en XCT

Les sinogrammes acquis dans des conditions réelles peuvent être affectés par une grande variété d'artefacts, provenant soit de protocoles d'acquisition non standard, soit de conditions de reconstruction imparfaites. Lors de l'acquisition des données brutes en imagerie CT, de nombreux facteurs peuvent dégrader les sinogrammes collectés [4].

À la page suivante, la figure D.1 illustre ces différentes configurations : la partie supérieure rassemble les artefacts liés à l'acquisition (vues clairsemées, angle limité, faible dose, sous-échantillonnage), tandis que la partie inférieure regroupe ceux issus de défauts de reconstruction (anneaux, métal, troncature, erreurs géométriques). Chaque configuration est représentée par son schéma d'acquisition et par l'impact typique observé dans le sinogramme et dans la reconstruction. Cette vue d'ensemble situe notre étude dans un cadre plus large de gestion réaliste des altérations présentes dans les données brutes.

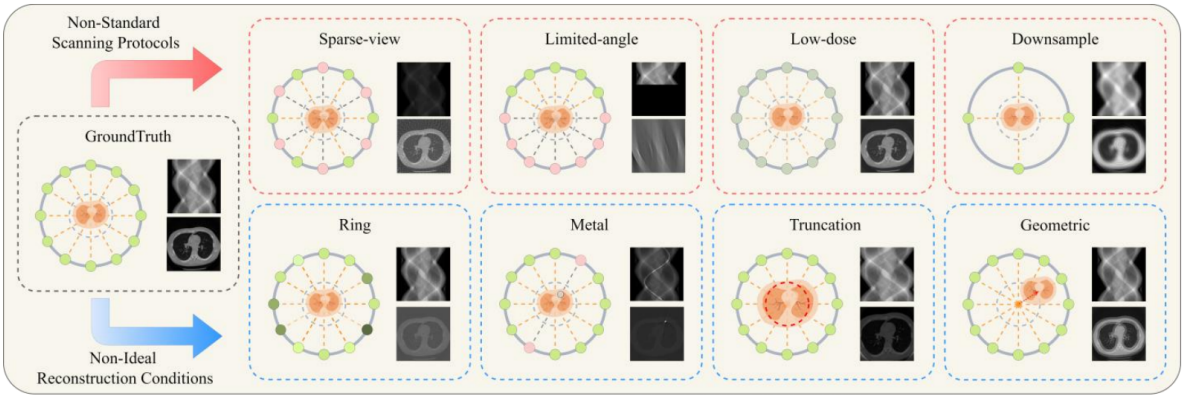


FIGURE D.1 – Illustration des différentes configurations d'artefacts [4]

Bien que ces artefacts surviennent fréquemment, nous ne les intégrons pas dans notre modélisation. Ils sont présentés ici afin de situer notre étude dans un cadre plus large de gestion réaliste des données brutes. Ce positionnement s'inscrit dans un contexte plus général où les approches classiques souffre souvent d'un manque de généralisation face à l'hétérogénéité des artefacts. Toutefois, notre étude adopte une approche complémentaire centrée sur un ensemble restreint d'artefacts contrôlés, dans l'objectif de maîtriser précisément les conditions d'altération introduites dans les sinogrammes.

D.2 Le faisceau polychromatique

Nous commençons par simuler un phantom multi-matériaux afin d'observer les effets du faisceau polychromatique sur les données projetées. Cette modélisation directe dans le sinogramme permet d'identifier les artefacts typiques, tels que le cupping effect, avant toute correction. Cette section aborde la prise en compte de la non-uniformité spectrale du faisceau de RX et la manière dont cette réalité physique est intégrée dans notre méthodologie, fondée sur l'hypothèse de faisceaux parallèles.

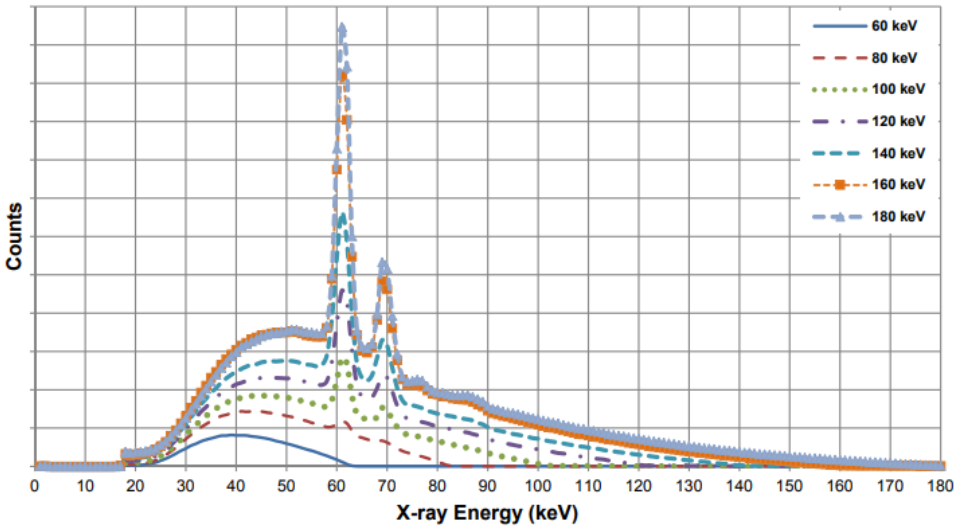
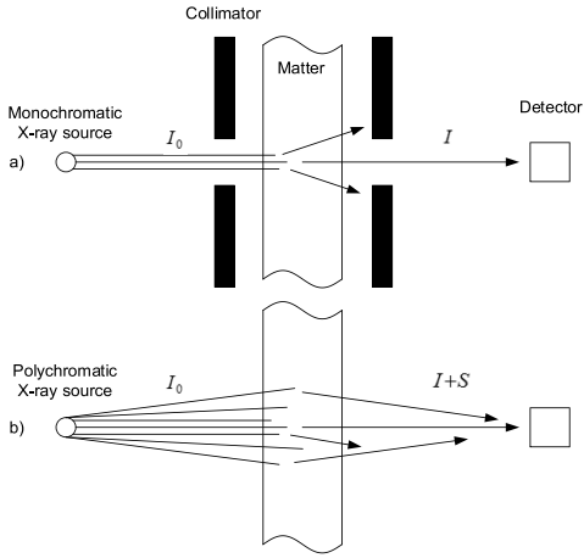


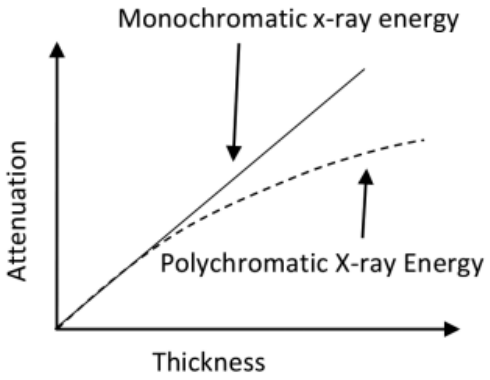
FIGURE D.2 – Allure des spectres du filament tungstène d'une source RX à mesurés à différentes énergies [15]

À la page précédente, la figure D.2 illustre les spectres typiques d'une source RX à filament de tungstène, mesurés à différentes tensions d'accélération. On observe que plus l'énergie augmente, plus le spectre s'élargit et se durcit, ce qui accentue les effets non linéaires d'atténuation. On propose une adaptation de cette réalité physique à notre méthodologie développée avec l'hypothèse parallèle.

Pour mieux comprendre les implications de cette polychromaticité, la figure D.3 illustre deux configurations expérimentales typiques. En (a), une source monochromatique avec une géométrie en faisceau *pencil beam* produit une atténuation linéaire, bien modélisée par la loi de Beer-Lambert. En revanche, une source polychromatique avec une géométrie en faisceau conique (ou *fan beam* si collimaté) entraîne une atténuation non linéaire, due à la variation spectrale et au phénomène de durcissement du faisceau.



(a) En haut, une source de rayons X monochromatique et en bas avec une source polychromatique [61]



(b) Schéma de l'atténuation des rayons X en fonction de l'épaisseur [3]

FIGURE D.3 – Illustration du dispositif de mesure de l'atténuation des rayons X. En (a), en haut, la source monochromatique avec une géométrie en faisceau *pencil beam* et en bas, une source polychromatique, quant à elle, avec une géométrie en faisceau conique (ou *fan beam* si le faisceau est collimaté). En (b), le schéma met en évidence le caractère non linéaire d'une source polychromatique

D.2.1 La modélisation dans le sinogramme

Travailler directement dans le domaine du sinogramme permet une modélisation plus fine des artefacts liés à la polychromaticité, sans passer par la reconstruction. En nous appuyant sur l'étude [62], nous proposons une approche analytique. Dans notre modélisation, l'effet de *cupping* est représenté par l'introduction de termes quadratiques dans les profils d'intensité du sinogramme, tandis que l'effet de *streaking* est reproduit par l'ajout de perturbations localisées superposées à des sinogrammes unitaires. La correction de ces composantes peut ensuite être envisagée par soustraction ou par l'application de filtres adaptés avant la reconstruction. Cette approche permet de mieux contrôler les artefacts et d'optimiser les paramètres de correction dans un cadre expérimental réaliste.

1) L'effet de *cupping*

Le *cupping effect* se traduit par "effet de creusement". Il s'agit d'un artefact de reconstruction typique des systèmes de tomographie. Il se manifeste par une atténuation sous-estimée au centre des objets homogènes, conduisant à une reconstruction où les bords apparaissent plus denses que le centre (voir figure D.4).

Il est dû au durcissement du faisceau : les rayons traversant le centre de l'objet sont plus filtrés, donc plus pénétrants, ce qui fausse l'interprétation de l'atténuation. Dans le sinogramme, cet effet peut être modélisé par une fonction polynomiale de second ordre, traduisant une variation douce et symétrique de l'intensité.

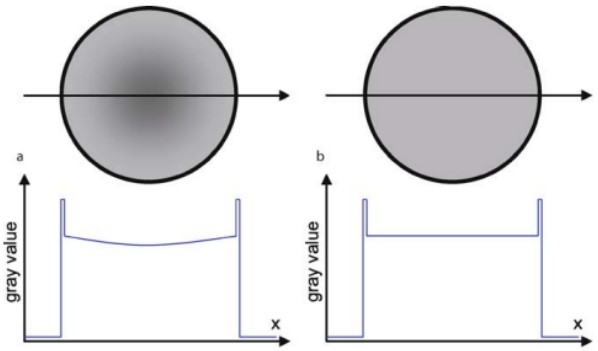


FIGURE D.4 – Artefact de *cupping* dû au durcissement du faisceau [18]

2) L'effet de *streaking*

Le *streaking effect* se traduit par "effet de stries". Il s'agit également d'un artefact de reconstruction typique des systèmes de tomographie. Ce phénomène apparaît entre deux régions fortement absorbantes, comme des inclusions métalliques (voir figure D.5).

Il résulte de la mauvaise compensation des rayons durs et de la diffusion, créant des artefacts en forme de lignes sombres ou lumineuses dans l'image reconstruite. Dans le sinogramme, ces stries se traduisent par des discontinuités locales ou des oscillations rapides, souvent modélisables par des fonctions à support local ou des termes de haute fréquence.

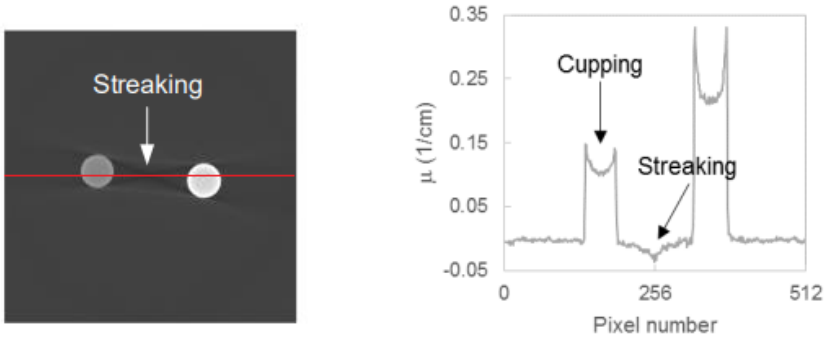


FIGURE D.5 – Artefacts de *cupping* et de *streaking* (à gauche) et le profil associé à la ligne rouge (à droite) [66]

D.2.2 Les résultats expérimentaux

Une méthode de correction par linéarisation est ensuite appliquée, selon les travaux de Lifton. Les résultats montrent une amélioration significative de la reconstruction, avec une réduction des artefacts et une meilleure homogénéité des profils d'atténuation. Avant d'appliquer une correction du durcissement du faisceau, il est essentiel de caractériser les effets de la polychromaticité sur un objet multi-matériaux.

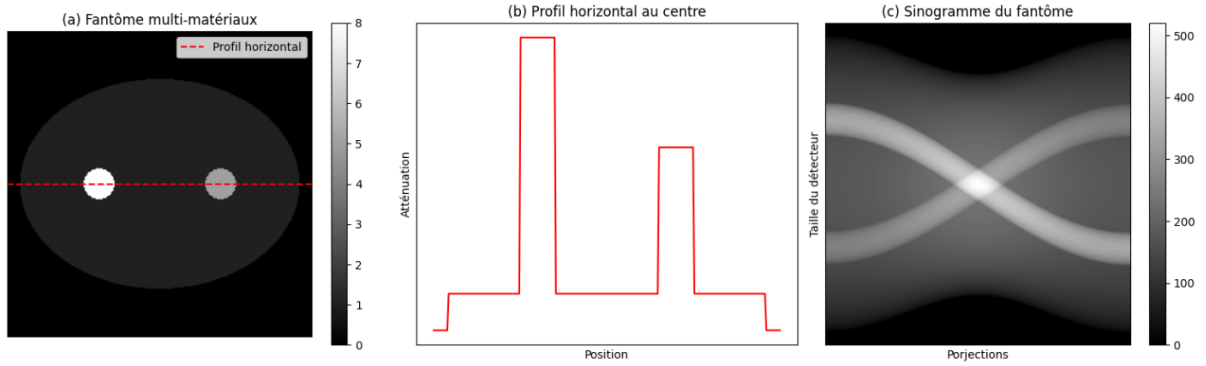


FIGURE D.6 – Étude d'un phantom multi-matériaux. (a) Image simulée avec deux inclusions asymétriques. (b) Profil horizontal central révélant les variations d'atténuation. (c) Sinogramme obtenu par projection radiale, base de la modélisation des artefacts.

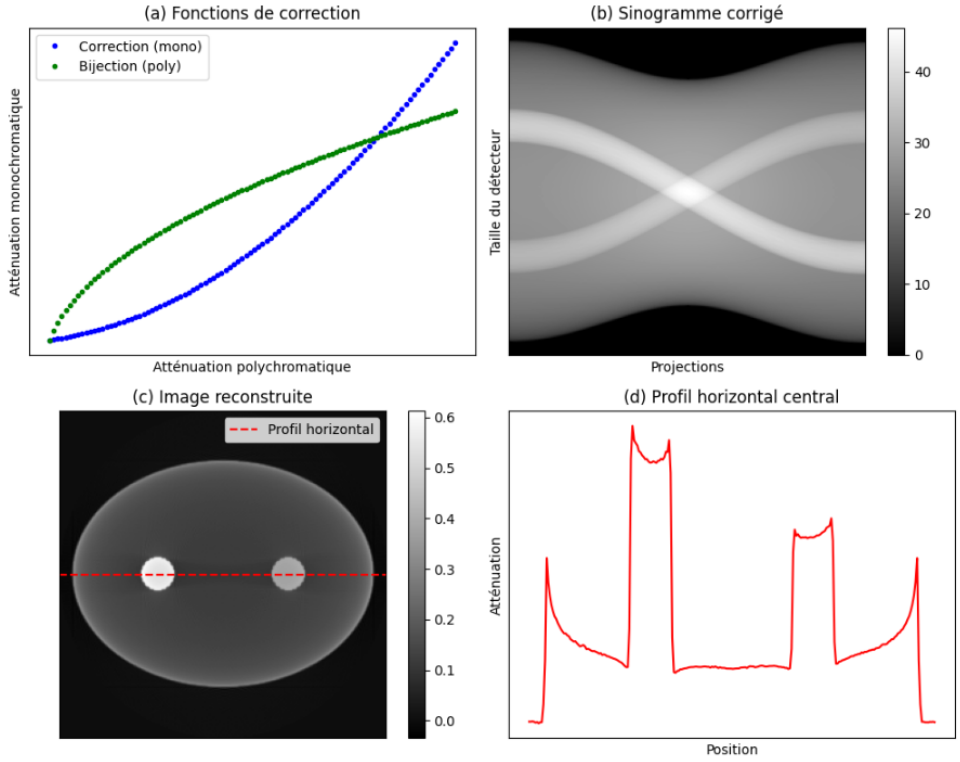


FIGURE D.7 – Différentes étapes de la correction et reconstruction d'image. (a) montre les fonctions de correction pour les atténuations monochromatique et polychromatique, (b) présente le sinogramme corrigé, (c) affiche l'image reconstruite avec un profil horizontal indiqué par une ligne pointillée rouge, et (d) représente le profil horizontal central en termes d'atténuation en fonction de la position

À la page précédente, la figure D.6 présente un phantom synthétique composé de trois matériaux d'atténuation différente, ainsi que son profil horizontal central et le sinogramme associé. Cette configuration permet d'observer les artefacts typiques, tels que l'effet de cupping, dans un cadre contrôlé.

Afin d'illustrer les effets du durcissement du faisceau et la méthode de correction inspirée de Lifton [62], nous présentons la figure D.7. Cette figure regroupe les principales étapes du processus : la modélisation des fonctions de correction, l'application de la bijection inverse sur le sinogramme, la reconstruction de l'image corrigée et l'analyse du profil horizontal central. Ces visualisations permettent d'évaluer l'efficacité de la correction sur les artefacts tels que le cupping effect.

D.3 Les géométries d'acquisition

La géométrie d'acquisition joue un rôle fondamental dans la qualité des données obtenues et dans la complexité des algorithmes de reconstruction. Deux configurations principales sont couramment utilisées : le faisceau parallèle et le faisceau en éventail.

D.3.1 Distinctions des géométries

La figure D.8 illustre la transition entre ces deux géométries. Dans le cas du faisceau parallèle, la source RX se déplace perpendiculairement à la direction de projection, générant des rayons parallèles traversant l'objet. Cette configuration est simple à reconstruire et souvent utilisée dans les simulations ou les systèmes de laboratoire.

En revanche, dans une géométrie en faisceau en éventail (*fan-beam*), tous les rayons pour un angle donné proviennent d'un même point, ce qui correspond à une source fixe et un détecteur courbe ou rotatif. Cette configuration est plus efficace pour l'acquisition rapide de données dans les systèmes industriels, mais elle introduit des distorsions géométriques et nécessite des algorithmes de reconstruction plus complexes [66].

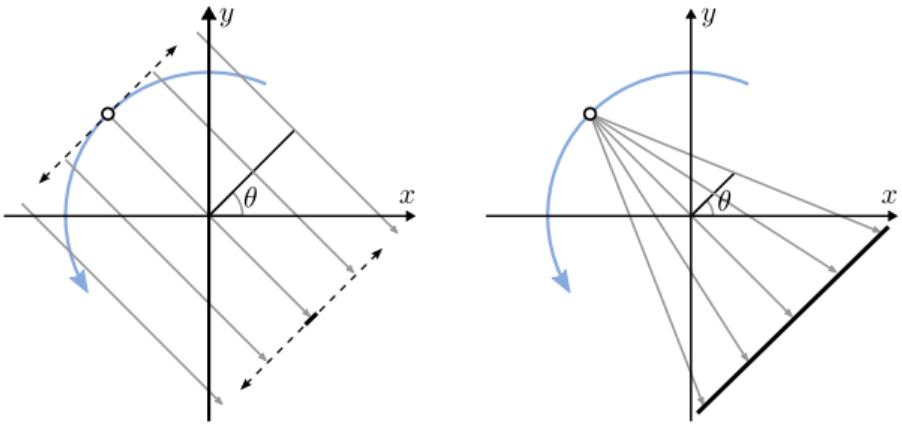


FIGURE D.8 – (à gauche) la géométrie en faisceau parallèle. (à droite) la géométrie en faisceau en éventail

Cette section explore les implications de ce passage du faisceau parallèle au faisceau en éventail, notamment en termes de modélisation, de reconstruction et d'augmentation réaliste des défauts dans le domaine de Radon.

D.3.2 Cas parallèle

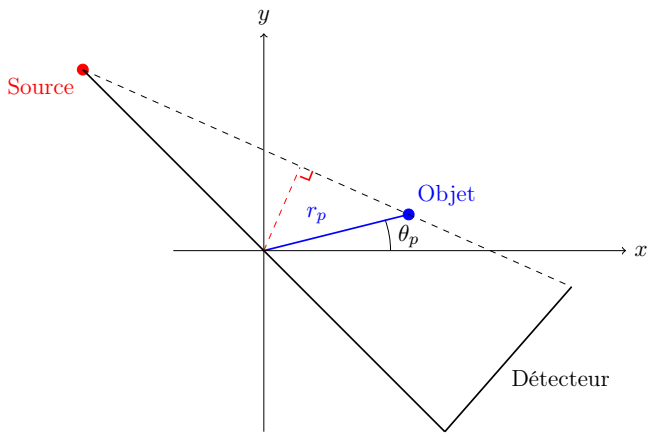
On considère une configuration simplifiée dans laquelle la ligne de détecteurs est plane et la ligne de sources est supposée infinie. Cette hypothèse permet de modéliser l'intersection d'un rayon avec un objet parallèle à l'axe de rotation à l'aide d'une relation analytique dans le domaine de Radon (voir équation D.1).

$$p(\rho, \theta) = \delta\big(\rho - r_p \cos(\theta_p - \theta)\big) \tag{D.1}$$

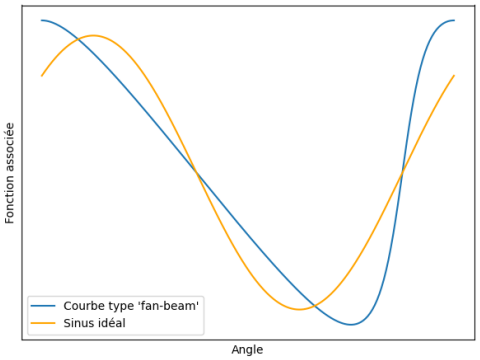
On a r_p et θ_p qui décrivent la position polaire du point p dans l'objet. Dans ce cadre, un objet parallèle génère une valeur unique de ρ pour chaque angle θ, ce qui permet d'identifier directement la ligne de rencontre dans le sinogramme.

D.3.3 Cas d'une géométrie *fan-beam*

La géométrie *fan-beam* est largement utilisée dans les systèmes industriels en raison de sa compacité et de sa compatibilité avec des sources fixes [11]. Contrairement à la géométrie parallèle, elle ne permet pas nécessairement une acquisition plus rapide ou plus efficace, mais elle optimise l'espace et le champ de vue pour des objets volumineux (voir figure D.9). En considérant une source ponctuelle et une ligne plane de détecteurs, comme illustré à la figure D.9b, la géométrie parallèle peut être reformulée à l'aide de l'équation D.2 en superposant les trajectoires de projection correspondantes.



(a) Schéma fondamental en géométrie *fan-beam*



(b) Comparaison des géométries parallèle et *fan-beam*

FIGURE D.9 – Illustration des géométries de projection utilisées en tomographie. (a) géométrie *fan-beam*. (b) représentation comparative des trajectoires parallèles et *fan-beam*

$$\text{Avec } \begin{cases} \rho = L \sin\gamma \\ \theta = \beta + \gamma \end{cases} \text{, d'où } \; p(\gamma, \beta) = \delta\big(L \sin\gamma - r_p \cos\left[(\varphi_p - \beta) + \gamma\right]\big) \tag{D.2}$$

La géométrie *fan-beam* introduit cependant des défis supplémentaires en reconstruction, notamment liés à la divergence des rayons et à la transformation non linéaire des coordonnées dans le sinogramme.

On cherche : $L\sin\gamma = r_p\cos\big[(\theta_p-\beta)-\gamma\big]$

Avec $\cos(a-\varepsilon)=\cos a\cos\varepsilon+\sin a\sin\varepsilon$

$$\text{Puis, } \sin\gamma\big(1-\frac{r_p}{L}\sin(\theta_p-\beta)\big)=\frac{r_p}{L}\cos(\theta_p-\beta)\cos\gamma$$

$$\text{Ensuite, } \tan\gamma=\frac{\frac{r_p}{L}\cos(\theta_p-\beta)}{1-\frac{r_p}{L}\sin(\theta_p-\beta)}$$

Enfin, on a l'équation D.3.

$$\gamma(\beta)=\arctan\left(\frac{A\cos(\theta_p-\beta)}{1-A\sin(\theta_p-\beta)}\right),\quad \text{avec}\quad A=\frac{r_p}{L} \tag{D.3}$$

Conclusion

Ce chapitre met en évidence les effets complexes induits par la polychromaticité du faisceau dans les systèmes de tomographie industrielle, ainsi que les défis spécifiques liés à la géométrie *fan-beam*. En modélisant directement ces phénomènes dans le domaine du sinogramme, nous avons pu identifier et caractériser les artefacts typiques tels que le *cupping effect* et les stries, sans passer par une reconstruction préalable. Cette approche analytique offre une meilleure maîtrise des distorsions et permet d'envisager des stratégies de correction plus ciblées.

La méthode de correction par linéarisation appliquée aux sinogrammes a montré une amélioration significative de la qualité des reconstructions, en particulier dans les cas multi-matériaux. Elle permet d'intégrer plus finement les réalités physiques du faisceau polychromatique tout en restant compatible avec les contraintes expérimentales des systèmes industriels.

L'introduction de la géométrie *fan-beam*, bien que plus exigeante sur le plan algorithmique, reflète fidèlement les configurations industrielles. Elle nécessite toutefois une adaptation rigoureuse des modèles de correction, en raison de la divergence des rayons et de la complexité spectrale du faisceau. Une reformulation analytique permet ensuite de se ramener à une géométrie parallèle, facilitant les traitements et les augmentations.

Ces travaux s'inscrivent dans une démarche plus large visant à renforcer le réalisme des simulations et à améliorer la robustesse des reconstructions dans des contextes industriels contraints. Ils constituent une base solide pour l'intégration de modules de traitement avancés dans le cadre de la simulation réaliste des sinogrammes.

Bibliographie

[1] Wim Aarle, Willem Palenstijn, Jeroen Cant, Eline Janssens, Folkert Bleichrodt, Andrei Dabravolski, Jan De Beenhouwer, Kees Batenburg, and Jan Sijbers. Fast and flexible x-ray tomography using the astra toolbox. *Optics Express*, 24 :25129–25147, 10 2016.

[2] Pradip Acharya, Tsuchin Chu, Khaled R. Ahmed, and Subash Kharel. A deep learning approach for defect detection and segmentation in x-ray computed tomography slices of additively manufactured components. *International Journal of Artificial Intelligence Applications*, 13, 07 2022.

[3] O. M. H. Ahmed and Yushou Song. A review of common beam hardening correction methods for industrial x-ray computed tomography. *Sains Malaysiana*, 47(8) :1883–1890, 2018.

[4] Xingyu Ai, Shaoyu Wang, Zhiyuan Jia, Ao Xu, Hongming Shan, Jianhua Ma, and Qiegen Liu. Unisino : Physics-driven foundational model for universal ct sinogram standardization. *arXiv preprint arXiv :2508.17816*, 2025.

[5] M Ali and Z Zhang. The yolo framework : A comprehensive review of evolution, applications, and benchmarks in object detection. *Computers*, 10 2024.

[6] Pierre Alliez, Giuliana Ucelli, Craig Gotsman, and Marco Attene. *Recent Advances in Remeshing of Surfaces*, pages 53–82. 01 1970.

[7] A. Sherly Alphonse. Fan-beam projection-based feature extraction for facial expression recognition. *Digital Technologies Research and Applications*, 1(1) :2–5, Jan. 2022.

[8] Mika León Altmann, Thiemo Benthien, Nils Ellendt, and Anastasiya Toenjes. Defect classification for additive manufacturing with machine learning. *Materials*, 16(18), 2023.

[9] Muhammad Ayub Ansari, Andrew Crampton, Rebecca Garrard, Biao Cai, and Moataz Attallah. A convolutional neural network (cnn) classification to identify the presence of pores in powder bed fusion images. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 2022.

[10] A. Averbuch, Ronald Coifman, David Donoho, M. Israeli, Yoel Shkolnisky, and I. Sedelnikov. A framework for discrete integral transformations iithe 2d discrete radon transform. *SIAM Journal on Scientific Computing*, 30 :785–803, 02 2008.

[11] A. Averbuch, Ilya Sedelnikov, and Yoel Shkolnisky. Ct reconstruction from parallel and fan-beam projections by a 2-d discrete radon transform. *Image Processing, IEEE Transactions on*, 21 :733 – 741, 03 2012.

[12] Amir Averbuch and Yoel Shkolnisky. 3d fourier based discrete radon transform. *Applied and Computational Harmonic Analysis*, 15(1) :33–69, 2003.

[13] Reza Azad, Moein Heidary, Kadir Yilmaz, Michael Huttemann, Sanaz Karimijafarbigloo, Yuli Wu, Anke Schmeink, and Dorit Merhof. Loss functions in the era of semantic segmentation : A survey and outlook. *ArXiv*, abs/2312.05391, 2023.

[14] D. H. Ballard. Generalizing the hough transform to detect arbitrary shapes. *Pattern Recognition*, 13(2) :111–122, 1981.

[15] L. C. Bam, J. A. Miller, M. Becker, F. C. De Beer, and I. Basson. X-ray computed tomography – determination of rapid scanning parameters for geometallurgical analysis of iron ore. In *Proceedings of the Third AusIMM International Geometallurgy Conference (GeoMet)*. The Australasian Institute of Mining and Metallurgy, 2016.

[16] C. Barlier and Alain Bernard. *Fabrication additive - Du Prototypage Rapide à l'impression 3D*. 01 2015.

[17] S. V. Burtsev and Y. P. Kuzmin. An efficient flood-filling algorithm. *Computers & Graphics*, 17(5) :549–561, 1993.

[18] Thorsten M. Buzug. *Computed Tomography : From Photon Statistics to Modern Cone-Beam CT*. Springer, Berlin, 2008.

[19] Jose A. Cantoral-Ceballos and Krikor B. Ozanyan. Parallel-data reconstruction for limited views tomography sensors by sinusoidal hough transform. *IEEE Sensors Journal*, 13(2) :581–588, 2013.

[20] Abderrazak Chahid, Md Khan, and Hossam A.Gabbar. Hydd : Hybrid defect detection framework for inspection using x-ray ct data, 08 2024.

[21] Yao Chen, Xing Peng, Lingbao Kong, Guangxi Dong, Afaf Remani, and Richard Leach. Defect inspection technologies for additive manufacturing. *International Journal of Extreme Manufacturing*, 3(2) :022002, 2021.

[22] Rohit Chityala, Kenneth Hoffmann, Stephen Rudin, and Daniel Bednarek. Artifact reduction in truncated ct using sinogram completion. *Proceedings - Society of Photo-Optical Instrumentation Engineers*, 5747 :2110–2117, 02 2005.

[23] E. P. A. Constantino and K. B. Ozanyan. Sinogram recovery for sparse angle tomography using a sinusoidal hough transform. In *Measurement Science and Technology*, 2008.

[24] Wenyuan Cui, Yunlu Zhang, Xinchang Zhang, Lan Li, and Frank Liou. Metal additive manufacturing parts inspection using convolutional neural network. *Applied Sciences*, 10 :545, 01 2020.

[25] S.R. Deans. *The Radon Transform and Some of Its Applications*. Dover Books on Mathematics Series. Dover Publications, 2007.

[26] Stanley R. Deans. Hough transform from the radon transform. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 3(2) :185–188, 1981.

[27] Tilman Donath, Felix Beckmann, and Andreas Schreyer. Automated determination of the center of rotation in tomography data. *J. Opt. Soc. Am. A*, 23(5) :1048–1057, 2006.

[28] Anton du Plessis, Ina Yadroitsava, and Igor Yadroitsev. Effects of defects on mechanical properties in metal additive manufacturing : A review focusing on x-ray tomography insights. *Materials Design*, 187 :108385, 2020.

[29] Richard O. Duda and Peter E. Hart. Use of the hough transformation to detect lines and curves in pictures. *Communications of the ACM*, 15(1) :11–15, 1972.

[30] Jiaze E, Srutarshi Banerjee, Tekin Bicer, Guannan Wang, Yanfu Zhang, and Bin Ren. Fcdm : A physics-guided bidirectional frequency aware convolution and diffusion-based model for sinogram inpainting, 2025.

[31] Israt Zarin Era, Imtiaz Ahmed, Zhi-Chao Liu, and Srinjoy Das. An unsupervised approach towards promptable porosity segmentation in laser powder bed fusion by segment anything. *npj Advanced Manufacturing*, 2, 03 2025.

[32] Tom Fawcett. Introduction to roc analysis. *Pattern Recognition Letters*, 27 :861–874, 2006.

[33] T. Feeman. The mathematics of medical imaging. In *Springer Undergraduate Texts in Mathematics and Technology*. Springer, 2010.

[34] Louis Frederique. *Identification et réduction de l'artefact métallique en tomographie à rayons X*. PhD thesis, 2017.

[35] C. Galamhos, J. Matas, and J. Kittler. Progressive probabilistic hough transform for line detection. In *Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, pages 554–560. IEEE, 1999.

[36] Brian Garret. *The 3D Printing Handbook : Technologies, Design and Applications*. 3D Hubs, 2017.

[37] Christian Gobert, Andelle Kudzal, Jennifer Sietins, Clara Mock, Jessica Sun, and Brandon McWilliams. Porosity segmentation in x-ray computed tomography scans of metal additively manufactured specimens with machine learning. *Additive Manufacturing*, 36 :101460, 2020.

[38] Damir Godec, Ana Pilipović, and Tomislav Breški. *General Process Workflow in Additive Manufacturing*, pages 45–57. 09 2022.

[39] Richard Gordon, Robert Bender, and Gabor T. Herman. Algebraic reconstruction techniques (art) for three-dimensional electron microscopy and x-ray photography. *Journal of Theoretical Biology*, 29(3) :471–481, 1970.

[40] Gilberto Gutiérrez, Rodrigo Torres-Avilés, and Monica Caniupan. ckd-tree : A compact kd-tree. *IEEE Access*, 2024.

[41] Ghassen Hammouda, Dorra Sellami, and Atef Hammouda. Pattern recognition based on compound complex shape-invariant radon transform. *The Visual Computer*, 36, 2020.

[42] Kaiming He, Xiangyu Zhang, Shaoqing Ren, and Jian Sun. Deep residual learning for image recognition. In *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, pages 770–778, 2016.

[43] Franck Hétroy-Wheeler, Jean-Luc MARI, and Gérard Subsol. *Géométrie et topologie pour les maillages 3D*. 03 2019.

[44] ISO/ASTM. Additive manufacturing — general principles — fundamentals and vocabulary. Standard ISO/ASTM 52900 :2021, International Organization for Standardization and ASTM International, Geneva, CH, 2021.

[45] Aniket Jadhav and Vijay Jadhav. A review on 3d printing : An additive manufacturing technology. 62, 03 2022.

[46] Jun-Gi Jang, Chun Quan, Hyun Dong Lee, and U. Kang. Falcon : Lightweight and accurate convolution based on depthwise separable convolution. *Knowledge and Information Systems*, 65(5) :2225–2249, 2023.

[47] B. R. Jennings and K. Parslow. Particle size measurement : The equivalent spherical diameter. *Proceedings of the Royal Society of London. Series A, Mathematical and Physical Sciences*, 419(1856) :137–149, 1988.

[48] Ryo Jinnouchi, Yutaka Ohtake, Hiromasa Suzuki, and Yukie Nagai. In *Efficient 3D Crease Point Extraction from 2D Crease Pixels of Sinogram*, 2014.

[49] Kyung Jun. Virtual multi-alignment theory of parallel-beam ct image reconstruction for rigid objects. *Scientific Reports*, 9 :13518, 2019.

[50] Avinash C. Kak and Malcolm Slaney. Principles of computerized tomographic imaging. In *Classics in applied mathematics*, 2001.

[51] F. H. Kim, S. P. Moylan, E. J. Garboczi, and J. A. Slotwinski. Investigation of pore structure in cobalt chrome additively manufactured parts using x-ray computed tomography and three-dimensional image analysis. *Additive Manufacturing*, 17 :23–38, 2017.

[52] V.A Kovalevsky. Finite topology as applied to image analysis. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, 46(2) :141–161, 1989.

[53] C. N. S. Kumar and S. S. Iyengar. Subset k-means approach for handling imbalanced-distributed data. In *Proceedings of the International Conference on Computational Intelligence and Communication Networks (CICN)*, pages 123–130. Springer, 2015.

[54] N. Lassalle-Astis, P. Desbarats, F. Baldacci, and R. Brault. Sinogram-based data augmentation by extracting feature points in the radon space. In *2024 IEEE Thirteenth International Conference on Image Processing Theory, Tools and Applications (IPTA)*, 2024.

[55] Nina Lassalle-Astis, Pascal Desbarats, Fabien Baldacci, and Romain Brault. 3d augmentation of raw ct data for improved automated defect inspections. In *10th International Symposium on Digital Industrial Radiology and Computed Tomography*, volume 30, Paris, France, July 2025.

[56] Nina Lassalle-Astis, Pascal Desbarats, Fabien Baldacci, and Romain Brault. Sinodam : Sinogram defect augmentation methodology for a 3d massive industrial dataset. In *Advanced Concepts for Intelligent Vision Systems (ACIVS)*, Lecture Notes in Computer Science, pages 1–12, Tokyo, Japan, 2025. Springer.

[57] Daeho Lee and Youngtae Park. Discrete Hough transform using line segment representation for line detection. *Optical Engineering*, 50(8) :087004, 2011.

[58] Thomas Lewiner, Helio Lopes, Antonio Wilson Vieira, and Geovan Tavares. Efficient implementation of marching cubes : cases with topological guarantees. *Journal of Graphics Tools*, 8(2) :1–15, December 2003.

[59] Yinsheng Li, Yang Chen, Yining Hu, Ahmed Oukili, Limin Luo, Wufan Chen, and Christine Toumoulin. Strategy of computed tomography sinogram inpainting based on sinusoid-like curve decomposition and eigenvector-guided interpolation. *J. Opt. Soc. Am. A*, 29(1) :153–163, 2012.

[60] Ping-Sung Liao, Tse-Sheng Chen, and P. C. Chung. A fast algorithm for multilevel thresholding. *J. Inf. Sci. Eng.*, 17 :713–727, 2001.

[61] J. J. Lifton and S. Carmignato. Simulating the influence of scatter and beam hardening in dimensional computed tomography. *Measurement Science and Technology*, 28(10) :104001, 2017.

[62] Joseph Lifton. Multi-material linearization beam hardening correction for computed tomography. *Journal of X-Ray Science and Technology*, 25 :1–12, 03 2017.

[63] William E. Lorensen and Harvey E. Cline. Marching cubes : A high resolution 3d surface reconstruction algorithm. *Computer Graphics (Proceedings of SIGGRAPH)*, 21(4) :163–169, 1987.

[64] D.G. Lowe. Object recognition from local scale-invariant features. In *Proceedings of the Seventh IEEE International Conference on Computer Vision*, 1999.

[65] David J. C. MacKay. *Information Theory, Inference & Learning Algorithms*. Cambridge University Press, USA, 2002.

[66] Andreas Maier, Stefan Steidl, Vincent Christlein, and Joachim Hornegger, editors. *Medical Imaging Systems : An Introductory Guide*. Lecture Notes in Computer Science. Springer, 2018.

[67] Payal Maken and Abhishek Gupta. 2d-to-3d : A review for computational 3d image reconstruction from x-ray images. *Archives of Computational Methods in Engineering*, 30 :1–30, 07 2022.

[68] Elina Masiagutova. *Etude de la génération des topographies de surfaces latérales issues du procédé LPBF pour un alliage d'aluminium AlSi10Mg*. PhD thesis, Université de Lyon, 2022.

[69] Samuel Mazin and Norbert Pelc. Fourier properties of the fan-beam sinogram. *Medical physics*, 37 :1674–80, 04 2010.

[70] Nafaa Nacereddine, Salvatore Tabbone, and Djemel Ziou. Object recognition using radon transform based rst parameter estimation. In *Advanced Concepts for Intelligent Vision Systems*, volume 7517 of *Lecture notes in computer science*, pages 515–526, 2012.

[71] F. Natterer. *The Radon Transform and Related Transforms*, pages 9–53. Vieweg+Teubner Verlag, Wiesbaden, 1986.

[72] Andrew Nealen, Takeo Igarashi, Olga Sorkine, and Marc Alexa. Laplacian mesh optimization. pages 381–389, 11 2006.

[73] A.-F Obaton, Yves Gaillard, Patrick Bouvet, Olivier Guiraud, Sylvain Genot, and Lionel Gay. Evaluation of xct image quality. *e-Journal of Nondestructive Testing*, 28, 03 2023.

[74] American Society of Mechanical Engineers. Stereolithography : The first 3d printing technology, 2016.

[75] Nobuyuki Otsu. A threshold selection method from gray-level histograms. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 9(1) :62–66, 1979.

[76] W. Pabst and E. Gregorová. *Characterization of particles and particle systems*. ICT Prague, 2007.

[77] Fabian Pedregosa, Gael Varoquaux, Alexandre Gramfort, Vincent Michel, Bertrand Thirion, Olivier Grisel, Mathieu Blondel, Peter Prettenhofer, Ron Weiss, Vincent Dubourg, Jake Vanderplas, Alexandre Passos, David Cournapeau, Matthieu Brucher, Matthieu Perrot, Edouard Duchesnay, and Gilles Louppe. Scikit-learn : Machine learning in python. *Journal of Machine Learning Research*, 12, 01 2012.

[78] Arun Poudel, Mohammad Yasin, Jiafeng Ye, Jia Liu, Aleksandr Vinel, Shuai Shao, and Nima Shamsaei. Feature-based volumetric defect classification in metal additive manufacturing. *Nature Communications*, 13 :6369, 2022.

[79] Johann Radon. Uber die bestimmung von funktionen durch ihre integralwerte langs gewisser mannigfaltigkeiten. *Berichte der Sächsischen Akademie der Wissenschaften, Mathematisch-Physikalische Klasse*, 69 :262–277, 1917.

[80] Benoît Recur. *Précision et qualité en reconstruction tomographique : algorithmes et applications*. PhD thesis, Université Bordeaux-I, 2010.

[81] Joseph Redmon, Santosh Divvala, Ross Girshick, and Ali Farhadi. You only look once : Unified, real-time object detection. In *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, pages 779–788, 2016.

[82] Olaf Ronneberger, Philipp Fischer, and Thomas Brox. U-net : Convolutional networks for biomedical image segmentation. In *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention – MICCAI 2015*, volume 9351 of *Lecture Notes in Computer Science*, pages 234–241. Springer, Cham, 2015.

[83] L. A. Shepp and B. F. Logan. The fourier reconstruction of a head section. *IEEE Transactions on Nuclear Science*, 21(3) :21–43, 1974.

[84] E.N. Simonov, A.V. Prokhorov, O.I. Ivanova, et al. Applying neural network analysis to x-ray tomograms of additive layers in metal workpieces. *Russian Engineering Research*, 45 :1178–1181, 2025.

[85] A. Sola and A. Nouri. Microstructural porosity in additive manufacturing : The formation and detection of pores in metal parts fabricated by powder bed fusion. In *Journal of Advanced Manufacturing and Processing*, 2019.

[86] Jean-Pierre Stander, Inger Fabris-Rotelli, Theodor Loots, Johan M. van Niekerk, and Alfred Stein. An edge preserving median filter for images based on level-sets. *Journal of Data Science and Signal Visualization*, 4(3), 2024.

[87] Pang-Ning Tan, Michael Steinbach, and Vipin Kumar. *Introduction to Data Mining*. Addison-Wesley, 2005.

[88] Olena Tankyevych. Filtering of thin objects : applications to vascular image analysis. 10 2010.

[89] Jozef Tkac, Teodor Toth, Vieroslav Molnar, Miroslav Dovica, and Gabriel Fedorko. Possibilities of analysis of porous structures using industrial computed tomography. *Engineering Failure Analysis*, 137 :106296, 2022.

[90] Stéfan Walt, Johannes Schönberger, Juan Nunez-Iglesias, François Boulogne, Joshua Warner, Neil Yager, Emmanuelle Gouillart, and Tony Yu. scikit-image : Image processing in python, 04 2014.

[91] Zhou Wang, A.C. Bovik, H.R. Sheikh, and E.P. Simoncelli. Image quality assessment : from error visibility to structural similarity. In *IEEE Transactions on Image Processing*, 2004.

[92] Zhou Wang, Eero Simoncelli, and Alan Bovik. Multi-scale structural similarity for image quality assessment. *Proceedings of the IEEE Asilomar Conference Signals, Systems and Computers*, 02 2004.

[93] Vivian Wen Hui Wong, Max Ferguson, Kincho H. Law, Yung-Tsun Tina Lee, and Paul Witherell. Automatic volumetric segmentation of additive manufacturing defects with 3d u-net. In *Proceedings of the ASME 2023 International Design Engineering Technical Conferences Computers and Information in Engineering Conference (IDETC-CIE)*. ASME, 2023.

[94] Kensheng Wu, Ekow Otoo, and Arie Shoshani. Optimizing connected component labeling algorithms. Technical Report LBNL-56864, Lawrence Berkeley National Laboratory, University of California, 2005.

[95] Chor Yen Yap, C. Chua, Z. Dong, Z. Liu, D. Zhang, L.E. Loh, and Swee Leong Sing. Review of selective laser melting : Materials and applications. *Applied Physics Reviews*, 2 :041101, 12 2015.

[96] M. Yazdi and M. Mohammadi. Metal artifact reduction in dental computed tomography images based on sinogram segmentation using curvelet transform followed by hough transform. In *J Med Signals Sens.*, 2019.

[97] L. Yu, Z. Zhang, X. Li, and L. Xing. Deep sinogram completion with image prior for metal artifact reduction in ct images. In *IEEE Trans Med Imaging*, 2022.

[98] G W Zack, W E Rogers, and S A Latt. Automatic measurement of sister chromatid exchange frequency. *Journal of Histochemistry & Cytochemistry*, 25(7) :741–753, 1977.

[99] Alexander A. Zamyatin and Satoru Nakanishi. Sinogram correction methods using sinogram decomposition. In *2006 IEEE Nuclear Science Symposium Conference Record*, volume 6, pages 3438–3440, 2006.

[100] S.-R. Zhao, D. Jiang, K. Yang, and K. Yang. Generalized fourier slice theorem for cone-beam image reconstruction. *Journal of X-Ray Science and Technology*, 23 :157–188, 2015.

[101] Yuzhong Zhou, Linda-Sophie Schneider, Fuxin Fan, and Andreas K. Maier. A 2d sinogram-based approach to defect localization in computed tomography. *CoRR*, abs/2401.16104, 2024.

[102] Chang-Chun Zou and Shi Ge. A hough transform-based method for fast detection of fixed period sinusoidal curves in images. pages 909 – 912 vol.1, 2002.