



HAL
open science

Développement d'un système d'imagerie haute énergie et haute résolution

Maëva Maulin

► **To cite this version:**

Maëva Maulin. Développement d'un système d'imagerie haute énergie et haute résolution. Physique Nucléaire Expérimentale [nucl-ex]. Université Grenoble Alpes [2020-..], 2022. Français. NNT : 2022GRALY063 . tel-04002374

HAL Id: tel-04002374

<https://theses.hal.science/tel-04002374>

Submitted on 23 Feb 2023

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

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

THÈSE

Pour obtenir le grade de

DOCTEUR DE L'UNIVERSITÉ GRENOBLE ALPES

École doctorale : PHYS - Physique
Spécialité : Physique appliquée
Unité de recherche : CEA Cadarache

Développement d'un système d'imagerie haute énergie et haute résolution

Development of a high energy and high resolution imaging setup

Présentée par :

Maëva MAULIN

Direction de thèse :

Grégoire KESSEDJIAN MAITRE DE CONFERENCES en disponibilité au CEA Cadarache, GRENOBLE INP	Directeur de thèse
Nicolas ESTRE CEA	Co-encadrant de thèse
David TISSEUR CEA	Co-encadrant de thèse

Rapporteurs :

JEAN-MICHEL LETANG
Maître de conférences HDR, INSA LYON
STEFAN DUFFNER
Maître de conférences HDR, INSA LYON

Thèse soutenue publiquement le **4 novembre 2022**, devant le jury composé de :

JEAN-MICHEL LETANG Maître de conférences HDR, INSA LYON	Rapporteur
STEFAN DUFFNER Maître de conférences HDR, INSA LYON	Rapporteur
DENIS DAUVERGNE Directeur de recherche, CNRS DELEGATION ALPES	Examineur
CHRISTIAN MOREL Professeur des Universités, AIX-MARSEILLE UNIVERSITE	Examineur
LUCA CALATRONI Chargé de recherche, CNRS DELEGATION COTE D'AZUR	Examineur
CHRISTOPHE FURGET Professeur des Universités, UNIVERSITE GRENOBLE ALPES	Président



Résumé

Dans le cadre de ses actions de R&D par contrôle non destructif, le laboratoire de mesures nucléaires du CEA dispose d'un tomographe haute énergie. La source photonique de ce système est un accélérateur linéaire d'électrons pouvant atteindre des énergies de 21 MeV et fournir des débits de dose élevés (60 Gy/min à 1 m). Le détecteur est quant à lui composé d'un scintillateur imagé par une caméra bas-bruit. Jusqu'à présent, ce tomographe permet au laboratoire de réaliser des radiographies et des tomographies sur des colis de déchets massifs (jusqu'à 5 tonnes et 140 cm de diamètre) avec une résolution spatiale millimétrique. Pour de nouveaux besoins, comme le contrôle de la fissuration de l'enrobage béton des colis de déchets ou pour l'inspection de pièces métalliques issues de la fabrication additive, le laboratoire a souhaité disposer d'une version haute résolution de ce dispositif. L'objectif de cette thèse est donc de mettre à jour le tomographe afin d'obtenir une résolution spatiale d'une centaine de micromètres pour des objets ayant des épaisseurs équivalentes de 50 à 200 mm d'acier.

Dans cette optique, une première partie de la thèse consiste en une mise à jour matérielle du détecteur en tenant compte des différentes sources de flous intervenant dans la chaîne de mesure. Pour ce faire, deux solutions technologiques, inspirées des tomographes étudiés dans l'état de l'art, ont été explorées. Tout d'abord, la caractérisation puis l'approvisionnement d'un détecteur à panneau plat (Flat Panel) offrant la meilleure résolution sur le marché (annoncée à environ 200 μm pour un pixel de 100 μm). La deuxième solution explorée a été l'optimisation du détecteur à reprise d'image initialement utilisé par le laboratoire afin d'adapter ses éléments (caméra, objectif, et scintillateur) à la haute résolution.

Les performances de ces deux détecteurs ont été évaluées sur des tomographies à 9 MeV d'objets réels. Le détecteur à panneau plat permet d'obtenir des images avec une résolution spatiale d'environ 310 μm pour des objets métalliques de 50 mm de diamètre, mais fournit des images très peu contrastées pour des objets plus absorbants. Le détecteur à reprise d'image mis à jour fournit une résolution spatiale légèrement inférieure, de l'ordre de 350 μm , mais est mieux adapté à la tomographie de pièces absorbantes, allant jusqu'à 200 mm d'acier.

Dans le but d'améliorer la résolution spatiale de la chaîne de mesure, la suite de la thèse s'oriente sur le test et le développement de méthodes numériques afin de post-traiter les projections acquises pour en améliorer la qualité. Pour ce faire, différents algorithmes de déconvolution classiquement utilisés en imagerie et décrits dans la littérature ont été testés. À l'issue de ce travail, trois algorithmes ont été sélectionnés. Les différents tests montrent de bonnes performances de défloutage au détriment de la création d'artefacts et d'une certaine amplification du bruit.

Afin de surpasser les performances de ces trois algorithmes, la dernière partie de cette thèse s'intéresse à une approche de post-traitement novatrice : la déconvolution de flou par réseaux de neurones convolutifs. Pour ce faire, un jeu de données d'images d'apprentissage a été généré par simulation dans le but d'être le plus représentatif possible de données réelles. Un réseau de neurones convolutifs a ensuite été adapté, entraîné et évalué. Chaque paramètre du réseau a alors été spécialement optimisé. Enfin, ce réseau a pu être validé sur des tomographies à 9 MeV afin d'évaluer les performances finales obtenues, mais aussi comprendre les limitations de ce type d'approche.

In fine, des résolutions spatiales comprise entre 150 et 250 μm ont été obtenues pour des objets métalliques de 50 mm de diamètre, tout en permettant de distinguer des perçages de 1 mm de diamètre et des fentes de 0,3 mm de large dans des objets en acier de 200 mm de diamètre.

Mots clés : Contrôle non destructif, Rayons X, Tomographie haute énergie, Détecteur haute résolution, Algorithme de déconvolution, Réseau de neurones convolutifs.

Abstract

In the context of its R&D actions by non-destructive testing, the CEA's nuclear measurement laboratory uses a high energy tomograph. The photon source of this system is an electron linear accelerator that can reach energies of 21 MeV and provide high dose rates (60 Gy/min at 1 m). The detector is composed of a scintillator imaged by a low noise camera. Until now, this tomograph allows the laboratory to make radiographies and tomographies of massive waste packages (up to 5 tons and 140 cm in diameter) with millimeter spatial resolution. For new needs, such as the control of the cracking of the concrete coating of waste packages or for the inspection of metal parts resulting from additive manufacturing, the laboratory wanted to have a high resolution version of this device. The objective of this thesis is therefore to update the tomograph in order to obtain a spatial resolution of a hundred micrometers for objects with equivalent steel thicknesses between 50 and 200 mm.

In this perspective, a first part of the thesis consists of a hardware update of the detector taking into account the different sources of blur involved in the measurement chain. To do this, two technological solutions, inspired by the tomographs studied in the state of the art, have been explored. First, the characterization and purchase of a flat panel detector providing the best resolution on the market (about 200 μm for a 100 μm pixel). The second solution explored was the optimization of the detector initially used by the laboratory in order to adapt its elements (camera, lens, and scintillator) to the high resolution

The performances of these two detectors have been evaluated on 9 MeV tomographies of real objects. The flat panel detector allows to obtain images with a spatial resolution of about 310 μm for metallic objects of 50 mm diameter, but provides very low contrast images for more absorbent objects. The updated detector provides a slightly lower spatial resolution, of the order of 350 μm , but is better adapted to the tomography of absorbent parts, up to 200 mm of steel.

In order to improve the spatial resolution of the measurement chain, the rest of the thesis is focused on the test and development of numerical methods to post-process the acquired projections to improve their quality. To do this, different deconvolution algorithms classically used in imaging and described in the literature have been tested. At the end of this work, three algorithms were selected. The different tests show good performances of deblurring at the expense of the creation of artifacts and a certain amplification of the noise.

To surpass the performances of these three algorithms, the last part of this thesis focuses on a new approach of post-processing : blur deconvolution by convolutional neural network. For this purpose, a training image dataset has been generated by simulation in order to be as representative as possible of real data. A convolutional neural network was then adapted, trained and evaluated. Each parameter of the network was then specially optimized. Finally, this network was validated on 9 MeV tomographies in order to evaluate the final performances obtained, but also to understand the limitations of this type of approach.

Finally, spatial resolutions between 150 and 250 μm were obtained for metallic objects of 50 mm diameter, while allowing to distinguish holes of 1 mm diameter and cracks of 0.3 mm width in steel objects of 200 mm diameter. These performances correspond to the needs of the laboratory and represent a significant improvement compared to existing industrial high-energy tomographs in Europe or in the United States.

Keywords : Non-destructive testing, X-rays, High energy tomography, High resolution detector, Deconvolution algorithm, Convolutional neural network.

Remerciements

Tout d'abord, je voudrais remercier Stefan Duffner et Jean-Michel Letang d'avoir accepté de relire cette thèse et d'en être rapporteurs. La version finale de ce mémoire a bénéficié de leur lecture attentive et de leurs remarques précieuses notamment en termes de perspectives. Je tiens à remercier Christophe Furget d'avoir accepté d'être président du jury ainsi que tous les autres membres du jury, dont Luca Calatroni, Denis Dauvergne et Christian Morel, d'avoir accepté d'assister à la présentation de ce travail.

Je voudrais remercier tout particulièrement Nicolas Estre et David Tisseur qui m'ont encadré durant ces trois années de thèse. Ils m'ont tout d'abord offert l'opportunité de m'initier à l'imagerie lors de mon stage de fin d'études, et m'ont ensuite fait confiance pour partager ces trois années de thèse. Leur soutien, leurs conseils et leur implication tout au long de ces années ont été inestimables. Je les remercie pour leur pédagogie et leur patience surtout lors des nombreuses relectures et corrections de ce mémoire. Cette thèse leur doit beaucoup. Pour tout cela merci.

Je remercie également Grégoire Kessedjian qui m'a dirigé tout au long de ces trois années de thèse. Il a toujours été disponible et intéressé par l'avancée de mes travaux. Il a su nous apporter un regard extérieur et un recul précieux sur les études menées. Enfin, ses nombreuses relectures et corrections de cette thèse ont été très appréciables.

Je remercie ensuite tout particulièrement le LMN (Laboratoire de Mesures Nucléaires) du CEA de Cadarache qui m'a accueilli pendant presque 5 années. Je remercie Christophe Roure, chef du LMN, pour sa disponibilité, ses bons conseils et son oreille attentive.

Je remercie aussi toute l'équipe d'imagerie, dont Emmanuel Payan, Daniel Eck et Alix Sardet pour nos échanges réguliers toujours enrichissants ainsi que pour nos nombreuses heures de manip toujours agrémentées d'une bonne humeur indéfectible (merci pour l'initiation aux blagues flamby et à la meilleure musique des années 80).

Je remercie aussi Pierre-Guy Allinei avec qui j'ai eu la chance de pouvoir beaucoup échanger et qui m'a initié à l'apprentissage automatique et aux réseaux de neurones. Nos discussions et sa relecture du manuscrit ont été très instructifs.

Je remercie également Joël Loridon pour son aide, sa bienveillance et sa présence durant mes années au laboratoire. Je le remercie également pour nos nombreux échanges toujours passionnants de par sa connaissance sans fin des installations du CEA, mais aussi par son histoire. Merci pour ton initiation à ma première course à pied, je me souviendrais longtemps de « la sévanaïse ».

Je voudrais aussi orienter mes remerciements à Laurent Loubet qui m'a fait confiance pour réaliser mon premier stage au LMN. Son écoute, sa disponibilité et sa bonne humeur m'ont permis de m'intégrer dans le laboratoire et de m'initier à la mesure nucléaire, que je ne quitte plus depuis.

Je remercie également tout particulièrement ma co-bureau et amie, Manon Delarue. Nous avons partagé les bons mais aussi les moins bons moments de la thèse. Je suis très heureuse de t'avoir eu à mes côtés pour nous entre motiver.

Je remercie tous mes autres collègues du LMN que ce soit pour la bonne ambiance de travail mais également pour les nombreux échanges et moments passés ensemble, notamment Mehdi, Cyrille, Damien, Bertrand, Sophie, Guillaume, les deux Sébastien et les deux Frédéric.

Enfin, je remercie tous les doctorants, les stagiaires, les « jeunes » du laboratoire mais également toutes les personnes qui m'ont permis d'oublier momentanément le travail notamment lors des festivités au Hameau. Entre autres Clotilde, Léonie et Pierre, Anne, Jérémy, Kevin, Francisco, Valentin, Vincent, Jean, Francis, Roberto, Patricia, Mélanie, Sébastien, Paul, Antoine, Aurélie, Lucas et Thomas.

Je remercie également ma tante Odile qui a pris le temps de relire ce mémoire, et qui s'est arraché les cheveux pour essayer de comprendre le sens souvent tortueux de mes phrases.

Je remercie mes parents et ma sœur pour leur présence tout au long de ces années de thèse ainsi que le jour de ma soutenance. Leur confiance indéfectible a été une source importante de motivation pour moi.

Je remercie mes amis de toujours qui ont été présents durant ces trois années et qui pour certains ont pu faire le déplacement pour ma soutenance, notamment, Antoine, Vincent, Maxime, Charline, Lolita, Brice et Corentin.

Enfin, je remercie Thibaut qui a su me soutenir, me supporter, m'encourager ... pendant toute la durée de ma thèse et plus particulièrement durant les derniers mois de rédaction qui n'ont pas toujours été des plus agréables. Cette thèse et moi lui devons beaucoup. Merci.

Pour terminer, merci à la Provence pour la découverte de ces nombreux paysages et randonnées qui m'ont permis de m'évader le temps des week-ends, pour toujours mieux revenir le lundi matin.

« On va passer un dimanche aux
Goudes, En famille, entre amis,
que l'on soit riche ou non, C'est
un plaisir que personne ne boude,
Le rêve marseillais, un soir d'été
au cabanon. »

(Massilia Sound System)

Table des matières

Résumé	i
Abstract	iii
Remerciements	v
Table des matières	vii
Glossaire	xi
Introduction	
Contexte et objectifs de la thèse	1
1 Principes physiques de l'imagerie haute énergie et outils mathématiques	5
1.1 Principe de la formation d'une image radiographique	5
1.1.1 Interactions photon-matière	5
1.1.2 Production des photons	7
1.1.3 Détection des photons transmis	9
1.2 La tomographie par transmission	9
1.2.1 Architecture d'un tomographe	9
1.2.2 Principe de la reconstruction tomographique	11
1.3 Outils mathématiques pour l'évaluation de la qualité des images acquises . . .	13
1.3.1 Contraste	13
1.3.2 Notion de bruit - rapport signal sur bruit	13
1.3.3 Fonction de dispersion d'un point	15
1.3.4 Fonction de dispersion d'une ligne	15
1.3.5 Fonction de dispersion d'un front	15
1.3.6 Fonction de transfert de modulation (MTF)	16
1.3.7 Résolution spatiale	16
2 État de l'art des tomographes haute énergie dans le monde	19
2.1 Systèmes haute énergie existants dans le monde	19
2.1.1 Cetim Sud-Ouest (France, 600 keV)	20
2.1.2 TEC Eurolab (Italie, 6 MeV)	21
2.1.3 Empa (Suisse, 6 MeV)	22
2.1.4 Fraunhofer (Allemagne, 9 MeV)	23
2.1.5 VJ Technologies (USA, 9 MeV)	24
2.1.6 Jesse Garant (USA et Canada, 3 MeV)	26
2.1.7 CoLOSSIS (USA, 9 MeV)	27
2.1.8 Cellule CINPHONIE (CEA Cadarache, France, 9 à 21 MeV)	29
2.1.9 Discussion	31

2.2	Intercomparaison expérimentale	33
2.2.1	Fabrication d'un fantôme d'intercomparaison	33
2.2.2	Intercomparaison réelle des systèmes	34
2.2.2.1	Paramètre d'acquisition et de reconstruction des tomographies	36
2.2.2.2	Outils d'évaluation de la qualité des coupes reconstruites	36
2.2.2.3	Tomographies des deux inserts de 50 mm de diamètre seuls	38
2.2.2.4	Tomographies du fantôme complet (support et inserts cylindriques) de 200 mm de diamètre	40
2.3	Conclusion	42
3	Dimensionnement et test d'un détecteur haute énergie à haute résolution	45
3.1	Approvisionnement d'un détecteur à panneau plat	45
3.2	Mise à jour du détecteur initial	46
3.2.1	Caractérisation de la source de photons	47
3.2.2	Détecteur initial	48
3.2.3	Évaluation des performances et sélection des différents éléments de détection	50
3.2.3.1	Évaluation des performances des capteurs des caméras	50
3.2.3.2	Évaluation des performances des objectifs	61
3.2.3.3	Évaluation des performances des scintillateurs	67
3.2.4	Performances attendues du détecteur mis à jour	81
3.2.5	Performances du tomographe attendues avec le détecteur mis à jour	83
3.3	Évaluations expérimentales des performances du détecteur mis à jour et du détecteur à panneau plat	84
3.3.1	Mise en place expérimentale du détecteur mis à jour	84
3.3.2	Tomographies de pièces réelles	85
3.3.2.1	Paramètres d'acquisition et de reconstruction des tomographies	85
3.3.2.2	Outils d'évaluation de la qualité des coupes reconstruites	85
3.3.2.3	Tomographies des deux inserts en acier de 50 mm de diamètre seuls	87
3.3.2.4	Tomographies du fantôme complet (support et inserts cylindriques) de 200 mm de diamètre	91
3.4	Conclusion	94
4	Méthode de correction du flou : algorithmes de déconvolution classiques	97
4.1	Algorithmes de déconvolution classiques	97
4.1.1	Principe de la déconvolution	97
4.1.2	Logiciels pour la déconvolution	100
4.1.3	Différents algorithmes de déconvolution	101
4.1.3.1	Fonction de coût	102
4.1.3.2	La régularisation	102
4.1.3.3	Algorithmes de filtrage inverse	103
4.1.3.4	Algorithmes itératifs	104
4.2	Simulations d'images pour la comparaison des algorithmes de déconvolution	109
4.2.1	Paramètres de simulation des projections via le logiciel MODHERATO	109
4.2.2	Modélisation de fantômes	110
4.3	Comparaison des performances des algorithmes de déconvolution sur des projections simulées	111
4.3.1	Génération de la PSF	111

4.3.2	Critères de comparaison des algorithmes de déconvolution	111
4.3.3	Tests des algorithmes sur une projection simulée	112
4.3.3.1	Évaluation des performances de l'algorithme RIF	113
4.3.3.2	Évaluation des performances de l'algorithme LW	114
4.3.3.3	Évaluation des performances de l'algorithme TM	115
4.3.3.4	Évaluation des performances de l'algorithme FISTA	116
4.3.3.5	Évaluation des performances de l'algorithme RL	118
4.3.3.6	Évaluation des performances de l'algorithme CGLS	118
4.3.3.7	Évaluation des performances de l'algorithme HyBR	119
4.3.3.8	Tableau de performances des algorithmes sur une projection simulée	119
4.3.4	Tests des algorithmes sur une tomographie simulée	120
4.3.5	Sélection des algorithmes les plus adaptés	122
4.4	Test des performances des algorithmes sélectionnés sur des pièces réelles	122
4.4.1	Outils d'évaluation de la qualité des coupes reconstruites	123
4.4.2	Inserts en acier de 50 mm de diamètres seuls	124
4.4.2.1	Détecteur à panneau plat	124
4.4.2.2	Détecteur mis à jour	127
4.4.3	Fantôme complet (support et inserts cylindriques) de 200 mm de diamètre	129
4.4.3.1	Détecteur à panneau plat	129
4.4.3.2	Détecteur mis à jour	130
4.5	Conclusion	132
5	Méthode de correction du flou : réseaux de neurones convolutifs	135
5.1	Théorie sur les réseaux de neurones	135
5.1.1	Principe des réseaux de neurones	135
5.1.1.1	Le jeu de données (Data Set)	136
5.1.1.2	Du neurone aux réseaux de neurones	136
5.1.1.3	L'apprentissage	139
5.1.1.4	Limites des réseaux de neurones formels pour l'analyse d'images	140
5.1.2	Principe des réseaux de neurones convolutifs	140
5.1.3	Exemples d'utilisation des réseaux de neurones pour la restauration d'images	143
5.2	Création d'un réseau de neurones convolutifs	144
5.2.1	Création du jeu de données	144
5.2.2	Géométrie initiale du modèle	147
5.2.3	Implémentation du modèle	149
5.3	Test et optimisation du réseau de neurones convolutifs sur des projections si- mulées sans bruit	149
5.3.1	Variations du taux d'apprentissage	151
5.3.2	Variations du nombre de filtres	152
5.3.3	Variations de la taille des filtres	154
5.3.4	Variations du nombre de couches (profondeur du modèle)	157
5.3.5	Variations du nombre d'images d'entrée	158
5.3.6	Géométries finales du réseau et performances sur une tomographie si- mulée sans bruit	159
5.4	Test du réseau de neurones convolutifs créé sur des projections simulées avec du bruit	162
5.5	Synthèse sur les performances des deux méthodes de correction du flou sur des projections simulées	164

5.6	Tests du réseau de neurones optimisé sur des pièces réelles	165
5.6.1	Outils d'évaluation de la qualité des coupes reconstruites	166
5.6.2	Inserts en acier de 50 mm de diamètres seuls	166
5.6.2.1	Détecteur à panneau plat	166
5.6.2.2	Détecteur mis à jour	169
5.6.3	Fantôme complet (support et inserts cylindriques) de 200 mm de diamètre	173
5.6.3.1	Détecteur à panneau plat	173
5.6.3.2	Détecteur mis à jour	173
5.7	Conclusion	176
Conclusion et perspectives		179
Annexes		185
A Plan du fantôme dimensionné pour l'intercomparaison des tomographes		187
B Logiciel MODHERATO		193
C Projections obtenues après déconvolution avec les différents algorithmes de déconvolution		195
D Coupes reconstruites après déconvolution des projections avec les différents algorithmes de déconvolution		199
E Implémentation du réseau de neurones sous Python avec la bibliothèque Tensorflow 2.0		203
Table des figures		205
Liste des tableaux		211
Bibliographie		215

Glossaire

API	Application Programming Interface
CCD	Charge Coupled Device
CEA	Commissariat à l’Energie Atomique et aux énergies alternatives
CGLS	Conjugate Gradient for Least Squares
CHICADE	CHImie CAractérisation DEchets
CINPHONIE	Cellule d’Interrogation PHOTonique et NeutronIquE. Cellule expérimentale au sein de l’INB CHICADE du centre du CEA Cadarache, dans laquelle est installé le tomographe.
CND	Contrôle Non Destructif
CNN	Convolution Neural Network
ESF	Edge Spread Function
FISTA	Fast Iterative Soft-Thresholding Algorithm
FWHM	Full Width at Half Maxium, largeur à mi-hauteur
GAN	Generative Adversarial Network
GPU	Graphics Processing Unit
HyBR	Hybrid Bidiagonalization Regularization
INB	Installation Nucléaire de Base
IQI	Indicateur de Qualité d’Image
LINAC	Accélérateur linéaire
LLNL	Lawrence Livermore National Laboratory
LMN	Laboratoire de Mesures Nucléaires
LSF	Line Spread Function
LW	Landweber
MLP	Multi-Layer Perceptron
MODHERATO	MODélisation Haute Energie pour la RAdiographie et la TOMographie

MRNSD	Modified Residual Norm Steepest Descent
MSE	Mean Square Error
MTF	Modulation Transfer Function
PET	Polyéthylène téréphtalate (plastique)
PSF	Point Spread Function
ReLU	Rectified Linear Unit
RIF	Regularized Inverse Filtering
RL	Richardson–Lucy
RN	Réseaux de Neurones
RS	Résolution spatiale
RSB	Rapport Signal sur Bruit
RTK	Reconstruction ToolKit
sCMOS	Capteur scientifique Complementary Metal Oxide Semi-conductor
SRCNN	Super-Resolution Convolutional Neural Network
TM	Tikhonov–Miller
WPL	Wiener Filter Preconditioned Landweber

Introduction

Contexte et objectifs de la thèse

Pour de nombreuses industries la mise en place de contrôles non-destructifs est une exigence réglementaire [1, 2] afin de répondre à des critères de sûreté et de fiabilité. Le terme « contrôle non-destructif » fait référence à tout moyen de déterminer la résistance et l'intégrité d'un objet sans le détruire. Le contrôle non-destructif n'est donc pas une méthode spécifique, mais décrit une catégorie d'examens à visée non-destructive. De nombreuses méthodes de contrôle ont été développées au fil du temps, allant de la simple inspection visuelle à la mise en place de techniques avancées. Le choix d'une méthode de contrôle est réalisé en fonction de ses applications, des objectifs et des exigences de mise en place. Les types de contrôles non-destructifs diffèrent en fonction des équipements requis, de la vitesse d'exécution et du type d'objets ou de matériaux qu'elles peuvent analyser.

Les méthodes de contrôle non-destructif les plus courantes peuvent être classées en deux catégories en fonction du type d'anomalies recherchées dans les objets :

- les méthodes de surface qui permettent de détecter des anomalies à la surface des objets qui ne sont pas toujours visibles à l'œil nu. Ce sont par exemple le ressuage¹, les courants de Foucault, ou encore la thermographie infrarouge,
- les méthodes volumétriques qui permettent de détecter des anomalies à l'intérieur des objets comme des hétérogénéités pouvant être de nature, de forme, et de dimensions variées. Parmi ces méthodes, les plus utilisées sont les ultrasons ou l'imagerie par rayonnements ionisants.

Aujourd'hui, l'utilisation des contrôles non-destructifs en industrie se multiplie du fait, entre autres, du développement accru des techniques de production complexes comme la fabrication additive. Cette technique, consistant à produire des objets (notamment métalliques) par dépôt de couches successives de matière (impression 3D), est en pleine croissance dans diverses industries comme l'aérospatiale, la défense, l'automobile, la santé ou encore l'électronique [3]. Elle permet la production de pièces complexes qui seraient plus coûteuses et difficiles à produire avec les méthodes de fabrication traditionnelles. Cependant, les possibles grandes dimensions des pièces ainsi produites, leur surface texturée et leurs structures complexes rendent la plupart des méthodes d'inspections de surface et volumétriques impossibles. Parmi les tests actuellement disponibles pour valider ces pièces, allant du contrôle de l'intégrité générale des matériaux à la recherche précise de défauts [4, 5], les plus adaptées sont les inspections radiographiques et tomographiques (imagerie).

Pour répondre à ces besoins croissants, de nombreux fournisseurs d'équipements et de services de contrôle par imagerie sont présents sur le marché mondial. La plupart des tomographes industriels qu'ils fournissent sont basés sur des générateurs de photons de type tubes à rayons X. Ce type de tomographe a l'avantage d'être généralement livré monté dans des

1. Un liquide coloré et/ou fluorescent est appliqué sur la surface à contrôler et pénètre par capillarité à l'intérieur des discontinuités. La surface est alors recouverte d'une couche de « révélateur » qui absorbe le pénétrant contenu dans les discontinuités. Pendant cette phase, le révélateur fait « ressuier » le pénétrant, à la suite de quoi les indications de discontinuités apparaissent en surface.

cabines de protection radiologiques qui une fois fermées permettent de les utiliser sur les lignes de production sans contrainte de radioprotection particulière. Les énergies maximales de ces systèmes sont typiquement de 450 keV, permettant l'inspection précise de pièces ayant des épaisseurs d'acier allant jusqu'à environ 5 cm.

Pour contrôler des pièces plus massives (dizaines de centimètres d'acier) comme celles issues de la fabrication additive métallique, des tomographes haute énergie sont nécessaires (énergies supérieures à 600 keV) utilisant généralement comme source de photons des accélérateurs linéaires d'électrons. Cependant, ces systèmes haute énergie imposent des contraintes réglementaires et de radioprotection beaucoup plus complexes pour leur exploitation, avec notamment l'utilisation de casemates d'irradiation en béton. Il y a donc encore peu de plateformes de tomographie haute énergie dans le monde.

Le Laboratoire de Mesures Nucléaires² du CEA de Cadarache met en place des méthodes de contrôle non-destructif par imagerie à rayons X. Pour ce faire, il exploite une cellule d'interrogation photonique haute énergie appelée CINPHONIE dans l'Installation Nucléaire de Base CHICADE [6, 7], présentée sur la figure 1, principalement utilisée pour la caractérisation physique d'objets massifs, comme des colis de déchets nucléaires. À titre d'illustration, la figure 2 présente les résultats de l'examen par tomographie réalisé par le laboratoire sur un colis de déchets (coque béton-fibre de 2,7 tonnes, 150 cm de hauteur et 100 cm de diamètre).



FIGURE 1 – Vue du tomographe de la cellule CINPHONIE de l'Installation Nucléaire de Base CHICADE du CEA de Cadarache.

Cette cellule d'irradiation est une cellule enterrée pouvant accueillir des objets d'une masse allant jusqu'à cinq tonnes. Le tomographe qui s'y trouve, représenté sur la figure 1, est composé d'une source de photons haute énergie générée par l'accélérateur SATURNE pouvant atteindre des énergies allant jusqu'à 21 MeV avec des débits de dose élevés (60 Gy/min à 1 m). Le détecteur, faisant face à cette source de photons, est quant à lui composé d'un scintillateur imagé par une caméra bas bruit (détecteur à reprise d'image). Initialement, ce tomographe permet au laboratoire de réaliser des radiographies et des tomographies avec une résolution spatiale millimétrique (voir les performances initiales du tomographe au paragraphe 2.1.8 du chapitre 2).

Ainsi, pour de nouveaux besoins, qu'ils soient internes, comme le contrôle précis de la fissuration de l'enrobage béton des colis de déchets, ou qu'ils soient externes, comme les demandes croissantes d'inspections de pièces métalliques issues de la fabrication additive, le laboratoire

2. Laboratoire faisant partie de l'institut IRESNE (Institut de REcherche sur les Systèmes Nucléaires pour la production d'Énergie bas carbone) et de la Direction des Energies (DES).

a souhaité disposer d'une version haute résolution de ce tomographe afin d'augmenter ses capacités de résolution spatiale et de détectabilité (identification de défauts sub-millimétriques) pour des objets fortement absorbants.

L'objectif de cette thèse est donc de mettre à jour le tomographe du laboratoire afin d'obtenir une résolution spatiale d'une centaine de micromètres pour des objets métalliques ayant des épaisseurs équivalentes de 50 à 200 mm d'acier.

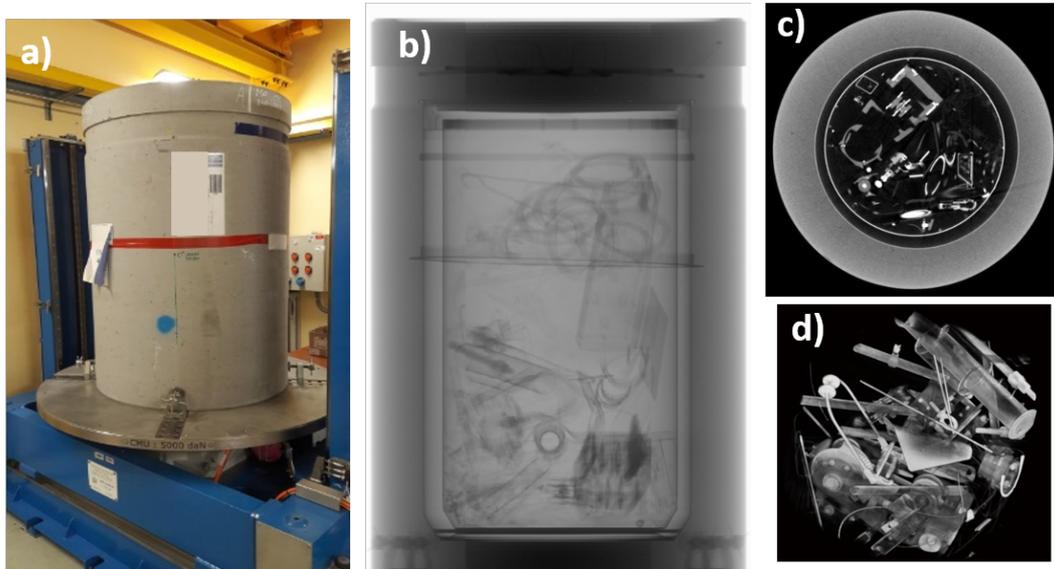


FIGURE 2 – Exemple d'un colis de déchets nucléaires contrôlé par le laboratoire en 2017, avec en a) la photographie du colis sur le banc mécanique du tomographe, en b) la radiographie du colis avec le tomographe du laboratoire, en c) la coupe tomographique du colis après reconstruction, et en d) l'extraction 3D des déchets présents à l'intérieur du colis.

Pour répondre à cet objectif, après une introduction aux notions théoriques relatives à l'imagerie par rayons X utilisées dans le cadre de cette thèse dans le chapitre 1, un état de l'art des plateformes de tomographies industrielles haute résolution et/ou haute énergie existantes dans le monde est présenté dans le chapitre 2. L'étude des configurations et des performances de ces scanners permet de positionner le tomographe du laboratoire par rapport à ce qui existe déjà et d'orienter ensuite sa mise à jour.

Suite à cet état de l'art, une deuxième partie de la thèse, décrite dans le chapitre 3, consiste en une mise à jour matérielle du détecteur initial en tenant compte des différentes sources de flous intervenant dans la chaîne de mesure du laboratoire. Pour ce faire, deux solutions technologiques, inspirées des tomographes étudiés dans l'état de l'art, sont explorées : l'approvisionnement d'un détecteur à panneau plat (Flat Panel) et la mise à jour du détecteur initialement utilisé par le laboratoire. Des essais expérimentaux sur ces deux détecteurs sont ensuite présentés permettant de choisir le détecteur le plus optimal pour la mise à jour du tomographe tout en comparant ses performances à celles des tomographes industriels à haute énergie identifiés dans l'état de l'art.

Dans le but d'améliorer la résolution spatiale de la chaîne de mesure, la suite de la thèse s'oriente sur le test et le développement de méthodes numériques afin de post-traiter les projections acquises pour en améliorer la qualité avant reconstruction tomographique. Pour ce faire, différents algorithmes de déconvolution classiquement utilisés en imagerie et décrits dans la littérature sont testés dans le chapitre 4. Plusieurs algorithmes sont alors sélectionnés

et appliqués sur des tomographies à 9 MeV de fantômes en acier réels afin de valider leurs performances de défloutage et d'évaluer leurs limites.

Finalement, pour essayer d'outre-passer les performances et les limitations de ces algorithmes, la dernière partie de cette thèse, présentée dans le chapitre 5, s'intéresse à une approche de post-traitement novatrice : la déconvolution de flou par réseaux de neurones convolutifs. Pour ce faire, un réseau de neurones convolutifs est adapté, entraîné et évalué. Le réseau final optimisé est ensuite appliqué sur les tomographies à 9 MeV des fantômes afin d'évaluer ses performances en les comparant à celles des algorithmes de déconvolution, mais aussi pour comprendre les limitations de ce type d'approche.

La conclusion regroupe et synthétise l'ensemble des résultats obtenus permettant d'ouvrir sur les perspectives de ces travaux.

Chapitre 1

Principes physiques de l'imagerie haute énergie et outils mathématiques

Ce chapitre explicite tout d'abord le principe de la formation d'une image radiographique. Une présentation de la tomographie par transmission est ensuite réalisée, suivie par la définition des outils et notions d'imagerie nécessaires à l'évaluation de la qualité des images acquises et des performances du tomographe.

1.1 Principe de la formation d'une image radiographique

Les rayonnements électromagnétiques de hautes fréquences constitués de photons, comme les rayons X ou les rayons gamma, ont des longueurs d'onde inférieures à 100 nm, leur permettant de pénétrer les matériaux solides. Ainsi, en faisant passer un rayonnement pénétrant à travers un objet et en enregistrant le rayonnement émergent, il est possible d'obtenir une image bidimensionnelle due à l'absorption variable des photons par les différentes structures de cet objet (différences d'épaisseur ou de densité). Ce procédé a été découvert par Wilhelm Roentgen en 1895 et a rapidement été appliqué à la médecine, puis aux composants industriels.

L'acquisition des images radiographiques repose donc sur le principe selon lequel les photons sont absorbés ou diffusés lorsqu'ils traversent un objet. Afin de comprendre le principe de formation d'une image radiographique, il est tout d'abord nécessaire d'introduire les processus d'interaction des photons avec la matière conduisant à cette atténuation.

1.1.1 Interactions photon-matière

L'atténuation des photons, lorsqu'ils pénètrent dans un matériau, est due à différentes interactions photon-matière. L'importance relative de chaque type d'interaction dépend de l'énergie du photon et du numéro atomique du matériau avec lequel il interagit. Dans le cadre de cette thèse (tomographie haute énergie avec un accélérateur linéaire d'électrons, présenté au paragraphe suivant), où la gamme d'énergie des photons va d'environ 300 keV à 9 MeV (voir le spectre d'énergie typique d'un accélérateur linéaire de 9 MeV en pointillés noirs sur la figure 1.1), ces interactions sont les suivantes :

- **l'effet photo-électrique.** Ce processus correspond au transfert intégral d'énergie d'un photon incident à l'un des électrons de l'atome. Cet électron est alors éjecté (photo-électron) en acquérant une énergie cinétique d'une quantité égale à celle de l'énergie du photon moins l'énergie de liaison de l'électron dans sa couche. L'électron peut être libéré de n'importe quelle couche atomique. S'il est libéré de l'une des couches internes, la vacance créée est ensuite complétée par un électron de l'une des couches supérieures. Si cette transition est radiative, il en résulte l'émission d'un rayon X de fluorescence

caractéristique. Si, en revanche, ce sont des électrons des couches externes qui sont impliqués, l'atome est simplement ionisé. L'effet photo-électrique est prédominant jusqu'à des énergies de 30 à 500 keV suivant le matériau.

- **la diffusion Rayleigh**, aussi appelée diffusion cohérente. Ce processus correspond à la déviation de la trajectoire du photon incident par le nuage électronique de l'atome sans perte d'énergie, pour des énergies de photons incidents inférieures à 100 keV. Pour les énergies considérées ici (> 300 keV), cet effet est donc minoritaire (mais peu introduire du bruit dans les images).
- **la diffusion Compton**. Ce processus correspond à la diffusion inélastique d'un photon sur un électron d'un atome. Cet électron de recul est éjecté et gagne de l'énergie alors que le photon incident en perd. La quantité exacte d'énergie gagnée par l'électron ou perdue par le photon dépend de l'angle de diffusion et de l'énergie du photon incident. Plus l'angle de diffusion d'un photon est grand, plus il perd d'énergie qu'il cède à l'électron. Ainsi, le transfert maximal d'énergie du photon à l'électron se produit lorsque le photon est diffusé à un angle de 180° (c'est-à-dire rétrodiffusé). La diffusion Compton est le processus principal aux énergies considérées ici (voir le spectre d'énergie typique d'un accélérateur linéaire de 9 MeV en pointillés noirs sur la figure 1.1).
- **la création de paires e^+e^-** . Ce processus correspond à la conversion de l'énergie d'un photon en une paire positron-électron sous l'action du champ électrique du noyau ou des électrons d'un atome. Le positron émis au cours de ce processus va rapidement interagir avec le milieu et s'annihiler avec un électron en produisant deux photons de 511 keV émis à 180° l'un de l'autre. Pour des énergies supérieures à $1,022 \text{ MeV}^1$, la création de paires e^+e^- entre en concurrence avec la diffusion Compton, mais reste moins importante pour les énergies considérées ici.
- **l'effet photo-nucléaire**. Ce processus correspond à l'absorption complète d'un photon par le noyau d'un atome, pour des énergies de photons incidents supérieures à environ 7 MeV. Le noyau hautement excité peut émettre un neutron (cas le plus fréquent), un proton, des rayonnements gamma ou même des fragments nucléaires (photo-fission). L'effet photo-nucléaire est généralement négligeable en termes d'effets d'atténuation, mais il peut conduire à la production de grandes quantités de neutrons.

Les interactions dominantes pour la radiographie haute énergie sont donc : la diffusion Compton, la création de paires e^+e^- et dans une moindre mesure l'effet photo-électrique. Leur domaine d'importance relative en fonction de l'énergie des photons et du numéro atomique du matériau traversé sont représentés en rouge sur la figure 1.1. L'interaction prédominante pour les spectres d'intérêts de cette thèse (tomographie haute énergie) est l'effet Compton.

Ainsi, lorsqu'un photon traverse la matière, il a une certaine probabilité d'interagir via l'un des processus précédemment cités. Par conséquent, les interactions peuvent être caractérisées par une probabilité fixe d'occurrence par unité de longueur de trajet dans l'absorbeur. Le coefficient d'atténuation linéaire, noté μ , rend compte de cette probabilité.

En première approximation, l'atténuation d'un faisceau de photons monoénergétiques dans la matière suit une loi exponentielle décrite par la relation de Beer-Lambert. Pour un objet composé de n matériaux, cette loi s'écrit :

$$I = I_0 e^{-(\mu_1 x_1 + \mu_2 x_2 + \mu_3 x_3 + \dots + \mu_n x_n)} \iff \sum_{n=1}^N \mu_n x_n = \ln \left(\frac{I_0}{I} \right) \quad (1.1)$$

Avec I l'intensité du rayonnement direct émergeant de l'objet, I_0 l'intensité initiale du rayon-

1. Cette énergie seuil est égale au double de l'énergie de masse au repos de l'électron (loi de conservation de l'énergie - impulsion)

nement incident, x_n la distance parcourue par le rayonnement dans le matériau n et μ_n le coefficient d'atténuation linéaire du matériau n .

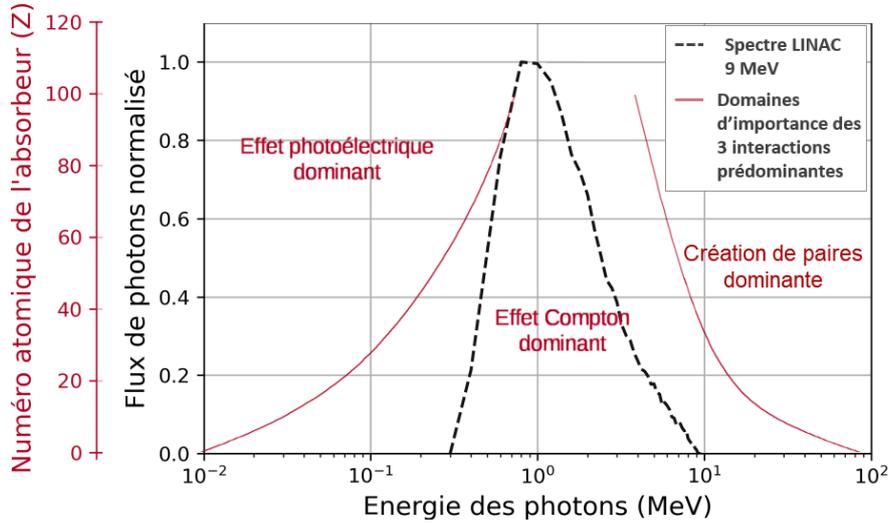


FIGURE 1.1 – Importance relative des trois types d'interactions photons-matière prédominantes en fonction de l'énergie du photon incident et du numéro atomique du matériau traversé (en rouge), et spectre type d'un accélérateur linéaire de 9 MeV (en pointillés noirs)

1.1.2 Production des photons

Les sources de photons varient en termes de géométrie, d'énergie, de puissance et de type de rayonnements. Les énergies pour la radiographie industrielle varient considérablement, allant généralement de quelques dizaines de keV à plusieurs dizaines de MeV. L'objectif de cette thèse étant de traverser des objets épais et atténuants (matériaux aux Z élevés), la source de photons utilisée doit être énergétique et intense.

La grande majorité des systèmes de radiographie et de tomographie produisent des photons via des tubes à rayons X [8]. Ces derniers accélèrent des électrons par une différence de potentiel en les dirigeant sur un matériau cible (par exemple, du tungstène), comme représenté sur la figure 1.2a. Les électrons entrants libèrent des photons lorsqu'ils sont ralentis dans la cible via le rayonnement de freinage ou bremsstrahlung. C'est l'une des interactions possibles des particules chargées avec la matière, en particulier avec des numéros atomiques élevés. Le bremsstrahlung est un rayonnement électromagnétique produit lorsqu'une particule chargée est déviée par des champs magnétiques (comme un électron par le champ magnétique d'un accélérateur de particules) ou une autre particule chargée (comme un électron par un noyau atomique ou son cortège électronique) [9]. Pour les tubes à rayons X, les électrons sont déviés par les noyaux atomiques de la cible. Le faisceau de photons ainsi produit possède un spectre d'énergie continu entre zéro et l'énergie maximale des électrons incidents. Un électron peut également entrer en collision avec un atome de la cible, diffusant un électron et laissant une vacance dans l'une des couches électroniques de l'atome. Un autre électron peut combler cette vacance en libérant une cascade de rayons X d'énergies spécifiques. Les faisceaux de photons produit par les tubes à rayons X ont une gamme d'énergie limitée, allant de quelques keV à environ 600 keV, qui ne permet pas de traverser plus de 5 cm d'acier (comme le tomographe industriel du Cetim [10], décrit plus en détail au paragraphe 2.1.1 du chapitre 2). À noter que

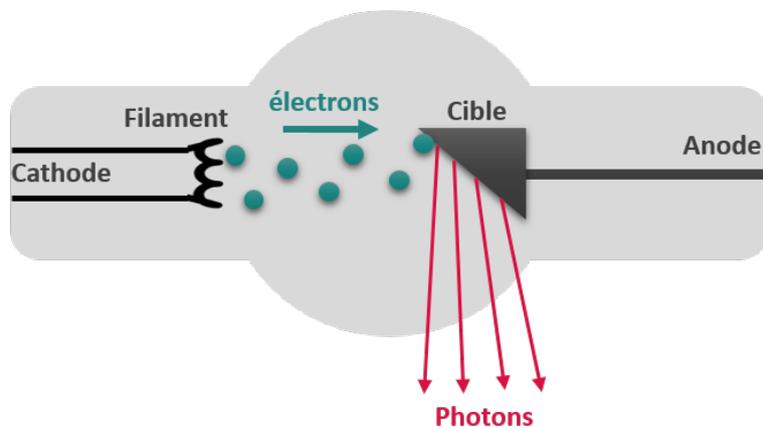
le terme « tube à rayons X » est un abus de langage puisque seule une fraction des photons produits sont des photons X, la majorité sont des photons bremsstrahlung.

Les synchrotrons [11, 12] peuvent également être utilisés pour produire des faisceaux de rayons X très intenses. Cependant, avec la technologie actuelle, les énergies des synchrotrons sont limitées à quelques centaines de keV.

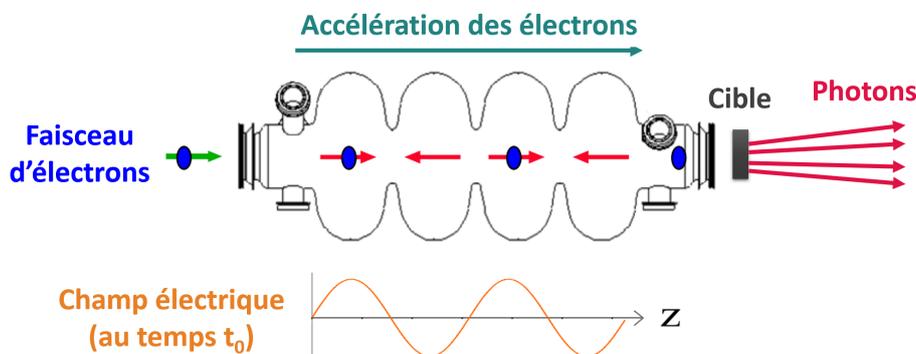
D'autres sources de photons comme les bêtatrons peuvent être utilisés. Ce sont des cyclotrons qui utilisent le champ électrique induit par un champ magnétique variable pour accélérer des électrons à des vitesses élevées sur une orbite circulaire. Après interactions de ces électrons dans une cible, les bêtatrons produisent des faisceaux de photons de haute énergie pouvant dépasser la centaine de MeV, mais le courant d'électrons est de faible intensité (quelques μA).

Des sources isotopiques (isotopes radioactifs) peuvent aussi être utilisées pour la production de photons. Elles présentent l'avantage de fournir des faisceaux mono-énergétiques, mais leur intensité reste limitée par rapport aux tubes à rayons X ou aux accélérateurs.

L'utilisation d'accélérateurs linéaires permet d'obtenir des sources de photons de haute énergie. Ils utilisent le même principe physique de production des photons que les tubes à rayons X, basé sur la collision d'électrons dans une cible, comme représenté sur la figure 1.2b. Cependant, la méthode d'accélération des particules est techniquement plus sophistiquée afin d'atteindre des énergies plus élevées. Les électrons sont « accélérés » par une succession de cavités où règnent des champs électriques élevés créés par une onde de haute fréquence (produite par un magnétron ou un klystron). Les accélérateurs linéaires d'électrons utilisés en imagerie peuvent atteindre des énergies allant jusqu'à plusieurs dizaines de MeV.



(a) Tube à rayons X.



(b) Accélérateur linéaire d'électrons [13].

FIGURE 1.2 – Schémas du principe de production des photons avec un tube à rayons X et un accélérateur linéaire d'électrons.

1.1.3 Détection des photons transmis

Le système de détection enregistre la quantité d'énergie déposée par le rayonnement qui l'atteint, notée I , après la traversée de l'objet par le faisceau de photon initial, I_0 (équation 1.1). Il existe deux grandes familles de détecteurs : analogiques et numériques.

Les systèmes de radiographie analogiques, couplant écrans et films, ont été très populaires en imagerie médicale. Ces écrans ont la propriété, sous l'effet du rayonnement, d'émettre un rayonnement lumineux qui impressionne le film. Le film doit ensuite être développé par un procédé chimique pour révéler l'image.

La radiographie numérique est de plus en plus utilisée car elle produit une image instantanément visualisable par ordinateur, indispensable pour la réalisation de tomographies. Au lieu d'un film pour enregistrer le faisceau atténué, la radiographie numérique utilise des détecteurs de photons convertissant l'énergie déposée en un signal électrique, qui peut ensuite être numérisé [8].

Il existe une grande variété de détecteurs numériques pour la radiographie et la tomographie. La plupart de ces détecteurs exploitent le fait que certains matériaux, appelés scintillateurs, ont la propriété d'émettre un rayonnement visible lorsqu'une particule y dépose de l'énergie. Par exemple, les détecteurs à panneau plat (FPD pour Flat Panel Detectors ou EPID pour Electronic Portal Imaging Devices) produits industriellement, intègrent dans une même structure un scintillateur et une matrice de photodiodes [14, 15]. Ce sont les détecteurs les plus utilisés aujourd'hui sur les tomographes industriels. Ce type de détecteur est facile à mettre en place avec une bonne résolution spatiale, mais leur structure compacte peut rapidement être endommagée par un faisceau de photons de haute énergie. D'autres types de détecteurs comme les détecteurs à reprise d'image, couplant un scintillateur, un objectif et une caméra, peuvent être utilisés. Ils présentent l'avantage de pouvoir être facilement adaptés aux attentes du système (géométrie du système, objectifs de résolution, ...) mais nécessitent des étapes de conception et de mise en place pouvant être longues.

Les niveaux de gris obtenus sur chaque **projection (ou radiographie)** acquise par le système de détection caractérisent alors la capacité d'absorption des différentes composantes de l'objet traversé par les photons.

1.2 La tomographie par transmission

1.2.1 Architecture d'un tomographe

Un tomographe est composé de trois éléments principaux :

- une source de photons,
- un système mécanique de positionnement de l'objet,
- un système de détection.

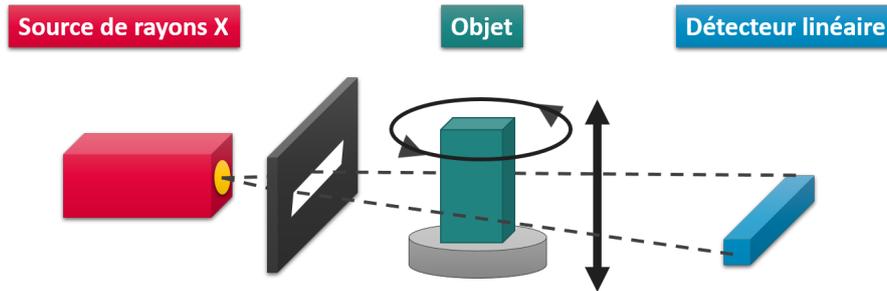
Différentes configurations de ces éléments peuvent être utilisées pour créer des tomographes optimisés pour l'imagerie d'objets de tailles et de compositions diverses.

Il existe classiquement deux techniques utilisées industriellement pour réaliser des tomographies. Toutes deux diffèrent dans la manière dont le faisceau de rayonnement est dirigé à travers la pièce et dans la manière dont les données sont détectées [8].

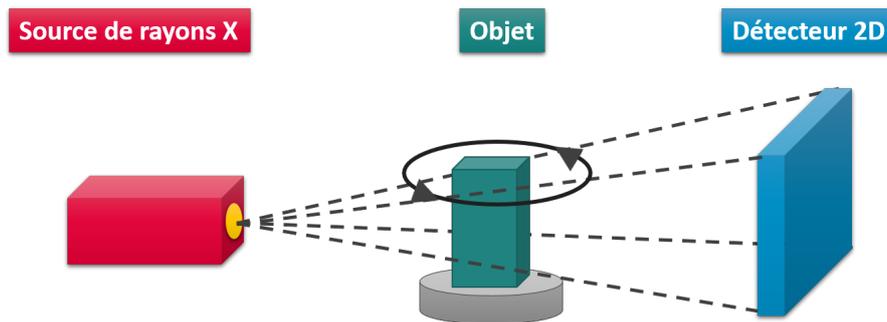
La tomographie à faisceau en éventail (fan beam) radiographie de fines tranches de l'objet lorsqu'il est mis en rotation à travers le faisceau de photons comme représenté sur la figure 1.3a. Les tranches de radiographie 1D sont détectées par un détecteur linéaire collimaté.

Ces tranches individuelles sont ensuite reconstruites en coupes 2D, elles mêmes combinées pour fournir le volume 3D complet si l'objet est déplacé verticalement entre chaque coupe.

La tomographie à faisceau conique (cone beam) utilise un détecteur 2D qui capture généralement entièrement la pièce (si le champ de vue le permet) lors de sa rotation comme représenté sur la figure 1.3b. Les données radiographiques sont également reconstruites pour fournir le volume 3D. Toutes les données sont recueillies en une seule rotation de l'objet (pas de nécessité de translation de l'objet), la tomographie à faisceau conique est donc beaucoup plus rapide que la tomographie en éventail. Cependant, lorsque l'angle du cône devient grand, il peut y avoir apparition d'artefacts lors de la reconstruction.



(a) Tomographe à faisceau en éventail.



(b) Tomographe à faisceau conique.

FIGURE 1.3 – Structures des tomographes à faisceau en éventail et à faisceau conique.

Les tomographes possèdent un grandissement radiographique. En effet, les objets à imager sont placés entre la source et le détecteur. Le déplacement de cet objet par rapport à la source ou par rapport au détecteur, permet d'ajuster le grandissement radiographique, par exemple, en fonction de la taille de la pièce ou des performances attendues. Le grandissement radiographique du tomographe, noté G , est défini par :

$$G = \frac{\text{Distance source/détecteur}}{\text{Distance source/objet}} = \frac{SD}{SO} \quad (1.2)$$

Si l'objet est placé près de la source, le grandissement radiographique est élevé et l'image acquise est principalement influencée par le flou associé à la taille de la source de photons. En revanche, si l'objet est placé près du détecteur, le grandissement est faible (proche de $G = 1$) et l'image acquise est principalement influencée par le flou du détecteur (résolution spatiale). Ainsi, le choix du grandissement radiographique va influencer le flou total du tomographe en fonction du flou des différents éléments le composant.

1.2.2 Principe de la reconstruction tomographique

La reconstruction tomographique est un processus mathématique qui génère des images tomographiques à partir des projections acquises pour différentes positions angulaires de l'objet. Différents types d'approches ont été proposés comme les méthodes analytiques, algébriques, ou encore statistiques [16].

Les schémas analytiques, de par leurs bonnes qualités de reconstruction et leur faible coût calculatoire, sont les méthodes de reconstruction les plus utilisées [16, 17]. Leurs noms font référence au fait qu'elles consistent à inverser analytiquement la transformée de Radon. En 2D les premières reconstructions furent réalisées par rétroprojection simple, puis améliorées avec l'utilisation de l'algorithme de rétroprojection filtrée. Les reconstructions réalisées dans le cadre de cette thèse s'appuient sur cet algorithme et notamment son extension pour les reconstructions 3D : l'algorithme FDK, du nom de ses inventeurs Feldkamp, Davis et Kress [18]. En effet, cet algorithme fonctionne bien quand un grand nombre de projections réparties uniformément autour de l'objet est disponible, ce qui est le cas lors de nos acquisitions (pas de contraintes spécifiques de temps ou de dose au patient). Afin de comprendre le principe de fonctionnement de cet algorithme, la suite de cette section présente la construction mathématique de l'algorithme de rétropropagation filtrée dans le cas simplifié de l'acquisition de projections 1D en faisceau parallèle.

Lorsqu'un faisceau parallèle de photons se propage à travers un objet ayant les propriétés d'atténuations $f(x, y)$, l'atténuation totale du faisceau peut être exprimée par une intégrale linéaire, qui est la transformée de Radon [19, 20] :

$$p_{\theta}(t) = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} f(x, y) \delta(x \cos(\theta) + y \sin(\theta) - t) dx dy \quad (1.3)$$

avec $p_{\theta}(t)$ la valeur de projection du rayon passant à une distance t du centre de rotation pour la projection d'angle θ , $\delta(\cdot)$ la fonction delta de Dirac (rappelons que $\delta(x)$ est nulle partout sauf en $x = 0$, où δ devient infinie) et $x \cos(\theta) + y \sin(\theta) - t$ une ligne de projection des photons, comme indiqué sur la figure 1.4.

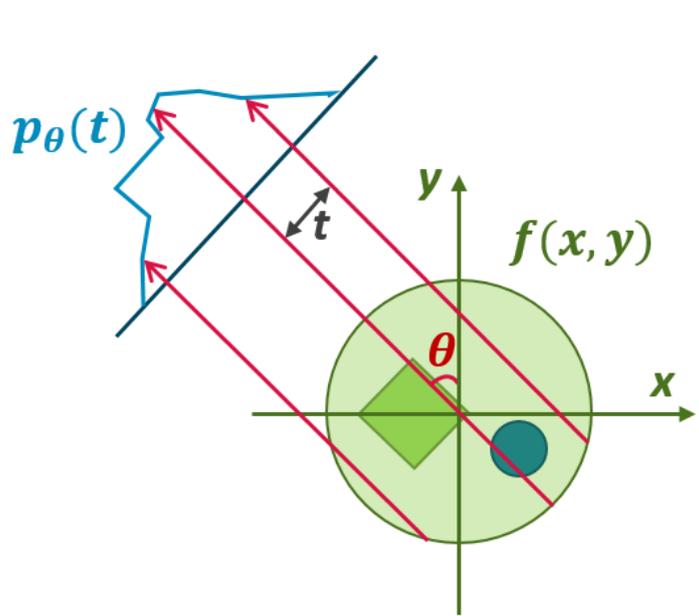


FIGURE 1.4 – Projection tomographique $p_{\theta}(t)$ de l'objet ayant les propriétés d'atténuations $f(x, y)$ selon un angle θ .

L'application de l'algorithme de rétroprojection filtrée pour la tomographie à faisceau parallèle, visant à reconstruire un estimateur noté $\hat{f}(x, y)$ de la fonction $f(x, y)$ d'après les projections mesurées $p_\theta(t)$, nécessite l'utilisation du théorème de la coupe centrale. Ce dernier relie la transformation de Fourier 1D d'une projection de l'image selon une direction θ , à la coupe selon la même direction dans la transformée de Fourier 2D de $f(x, y)$, notée $F_{2D}(v \cos(\theta), v \sin(\theta))$, c'est-à-dire :

$$\begin{aligned} F_{1D}(p_\theta)(v) &= \int_{-\infty}^{+\infty} p_\theta(t) e^{-i2\pi vt} dt \\ &= \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} f(x, y) e^{-i2\pi v(x \cos(\theta) + y \sin(\theta))} dx dy \\ &= F_{2D}(v \cos(\theta), v \sin(\theta)) \end{aligned} \quad (1.4)$$

Ainsi, en appliquant une transformée de Fourier 1D aux projections acquises, il est possible d'obtenir une transformée de Fourier 2D de $\hat{f}(x, y)$. L'algorithme de rétroprojection filtrée est alors défini par :

$$\begin{aligned} \hat{f}(x, y) &= \int_0^\pi \int_{-\infty}^{+\infty} F_{1D}(p_\theta)(v) |v| e^{i2\pi vt} dv d\theta \\ &= \int_0^\pi \int_{-\infty}^{+\infty} F_{2D}(v \cos(\theta), v \sin(\theta)) |v| e^{i2\pi v(x \cos(\theta) + y \sin(\theta))} dv d\theta \end{aligned} \quad (1.5)$$

où $F_{1D}(p_\theta)(v) |v|$ est la version filtrée de la transformée de Fourier 1D de $p_\theta(t)$ par un filtre rampe, et $\int_{-\infty}^{+\infty} F_{1D}(p_\theta)(v) |v| e^{i2\pi vt} dv$ en donne la transformée de Fourier 1D inverse. Le filtre rampe permet de corriger le sur-échantillonnage qui se produit au centre de l'espace de Fourier. Pour ce faire, il renforce les composantes de haute fréquence tout en atténuant les composantes de basse fréquence. En pratique, cette opération de filtrage est souvent combinée à un filtrage supplémentaire pour obtenir différentes propriétés comme un lissage du bruit (filtre de Hann, de Hamming, de Butterworth, ...).

L'algorithme complet de la rétroprojection filtrée peut donc être exprimé par le schéma de la figure 1.5.



FIGURE 1.5 – Algorithme de rétroprojection filtrée.

Dans le cadre de cette thèse, toutes les reconstructions sont effectuées avec l'algorithme FDK via les logiciels RTK (Reconstruction Toolkit)² [21] ou VGSTUDIO MAX³ [22].

2. Outil open-source développé par le consortium RTK composé du laboratoire CREATIS de Lyon, de l'université Catholique de Louvain, du Massachusetts General Hospital, de l'entreprise IBA (Ion Beam Applications) et de l'institut radART.

3. Logiciel commercial de visualisation et d'analyse de données tomographiques industrielles développé par Volume Graphics. Il regroupe de nombreuses fonctionnalités comme la reconstruction tomographique, la visualisation 3D, l'analyse de matériaux, l'analyse géométrique, ou encore la comparaison de pièces tomographiées avec des données CAO.

1.3 Outils mathématiques pour l'évaluation de la qualité des images acquises

La mise à jour du tomographe réalisée durant cette thèse est basée sur trois indicateurs principaux de qualité d'image que sont :

- le contraste,
- le bruit ou le rapport signal sur bruit,
- la fonction de transfert de modulation (MTF) ou la résolution spatiale.

La conception d'un système d'imagerie repose en grande partie sur l'optimisation de ces indicateurs. Dans les sections suivantes, ces trois mesures de qualité sont définies ainsi que les métriques associées.

1.3.1 Contraste

Le contraste est la capacité à distinguer les différences d'intensité dans une image. Le contraste dû à une petite structure d'intérêt est le changement d'intensité causé par cette structure, c'est-à-dire le changement par rapport au cas où la structure aurait le même coefficient d'atténuation que le matériau environnant. Le contraste relatif est alors défini par :

$$C = \frac{\Delta \bar{K}}{\bar{K}} \quad (1.6)$$

avec \bar{K} l'intensité moyenne du signal de fond (au voisinage de la structure d'intérêt) et $\Delta \bar{K}$ la variation d'intensité provoquée par la région d'intérêt [23].

1.3.2 Notion de bruit - rapport signal sur bruit

Le bruit est constitué de variations aléatoires ou structurées au sein des images acquises qui ne correspondent pas aux variations d'atténuation des photons par l'objet. Les trois principales sources de bruit dans les projections radiographiques obtenues via des détecteurs numériques, généralement composés de caméras CCD ou sCMOS (Capteur scientifique Complementary Metal Oxide Semi-conductor, présentés au paragraphe 1.1.3), sont :

- **le bruit photonique** qui résulte de la variation statistique inhérente au taux d'arrivée des photons incidents sur le capteur des caméras. L'intensité constatée lors de l'acquisition de plusieurs images suit une distribution de Poisson, et par conséquent, le bruit photonique est proportionnel à la racine carrée du signal. En général, le terme de « **bruit quantique** » est appliqué à toute composante du bruit reflétant une variation statistique similaire, ainsi certaines références utilisent ce terme à la place du bruit photonique,
- **le bruit d'obscurité** qui provient de la variation du nombre d'électrons générés thermiquement dans la structure du capteur. Il dépend fortement de la température du dispositif. Le taux de génération d'électrons thermiques à une température donnée du capteur est appelé courant d'obscurité. Comme pour le bruit photonique, le bruit d'obscurité suit une relation de Poisson avec le courant d'obscurité. Le refroidissement du capteur réduit considérablement le courant d'obscurité et, en pratique, les caméras sCMOS (voir paragraphe 3.2.3.1 du chapitre 3) sont généralement refroidies à une température à laquelle le courant d'obscurité est négligeable pendant un intervalle d'exposition typique,
- **le bruit de lecture** qui est une combinaison de composantes de bruits de système inhérentes au processus de conversion du capteur, ainsi qu'au traitement et à la conversion analogique-numérique [24]. La principale contribution au bruit de lecture provient généralement du préamplificateur, et ce bruit gaussien est ajouté à chaque pixel de l'image.

Les caméras sCMOS utilisent des améliorations de conception qui réduisent considérablement l'importance du bruit de lecture.

Ainsi, la distribution globale du bruit dans les projections est approximativement de Poisson⁴. La mesure du **rapport signal sur bruit** (RSB), qui compare le niveau du signal souhaité au niveau du bruit de fond (fluctuation du niveau d'intensité), permet de rendre compte du bruit. Il est défini par :

$$RSB = \frac{\bar{K}}{\sigma_K} \quad (1.7)$$

avec \bar{K} l'intensité moyenne du signal et σ_K l'écart-type du signal dû aux processus de bruit [23, 25]. Plus le rapport signal sur bruit est élevé, moins le bruit est présent dans l'image. À l'inverse, une image à faible rapport signal sur bruit a un niveau de bruit proche du niveau du signal ce qui la rend visuellement bruitée ou « granuleuse », comme présenté sur les images de la figure 1.6.

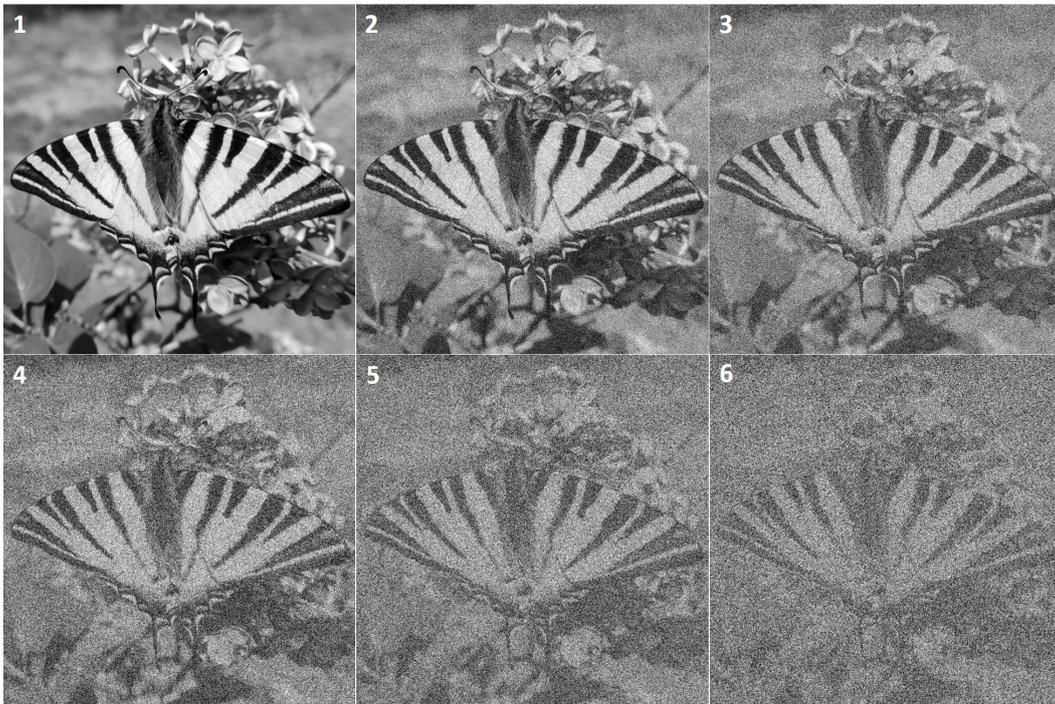


FIGURE 1.6 – Même image pour des valeurs de rapport signal sur bruit décroissantes des images 1 à 6.

Un autre indicateur de qualité d'image, combinant le bruit et le contraste, est le **rapport contraste sur bruit**⁵ (RCB) [25]. Il définit la relation entre les différences d'intensité du signal entre deux régions, mises à l'échelle du bruit de l'image. Le rapport contraste sur bruit entre deux régions ayant des intensités de signal différentes, notées A et B, est donné par l'équation :

$$RCB = \frac{|\bar{K}_A - \bar{K}_B|}{\sqrt{\sigma_{K_A}^2 + \sigma_{K_B}^2}} \quad (1.8)$$

4. Cela a été vérifié expérimentalement sur les tomographies réalisées avec différents détecteurs numériques au cours de la thèse.

5. La notion de contraste sur bruit est détaillée dans la norme NF EN ISO 15708-1 : 2019.

Les définitions suivantes présentent les notions utilisées au cours de la thèse pour l'évaluation de la résolution spatiale.

1.3.3 Fonction de dispersion d'un point

La fonction de dispersion d'un point (PSF, Point Spread Function) représente la réponse d'un système à un signal d'entrée ponctuel. Pour un système optique, elle traduit l'étalement d'un point lumineux après traversée de ce système. La PSF permet donc d'obtenir la distribution spatiale du signal. C'est une fonction à deux dimensions définie en chaque point du plan de mesure.

Sauf indication contraire, dans le cadre de cette thèse, les PSF (et LSF, voir paragraphe 1.3.4) mesurées expérimentalement et simulées sont ajustées via des doubles fonctions gaussiennes afin de s'adapter au mieux aux courbes obtenues. Cet ajustement doublement gaussien peut être expliqué par le fait que les PSF obtenues proviennent de la combinaison de plusieurs effets physiques (création de paires, diffusion dans les différents éléments de détection, ...). De plus, l'avantage d'utiliser un tel ajustement est qu'il permet des passages mathématiques simplifiés entre les différentes fonctions.

La fonction d'ajustement de la PSF est :

$$PSF(r) = \frac{ne^{-\frac{r^2}{2\sigma_1^2}} + (1-n)e^{-\frac{r^2}{2\sigma_2^2}}}{\sqrt{2\pi}(n\sigma_1 + (1-n)\sigma_2)} \quad (1.9)$$

avec n la norme de la première fonction gaussienne, σ_1 et σ_2 les écarts types respectivement de la première et deuxième fonction gaussienne. Les largeurs à mi-hauteurs (FWHM) des deux fonctions gaussiennes permettant l'ajustement de la PSF peuvent être déduites de ces écarts types via :

$$FWHM_1 = 2\sqrt{2\ln(2)}\sigma_1 \text{ et } FWHM_2 = 2\sqrt{2\ln(2)}\sigma_2 \quad (1.10)$$

Cependant, la mesure expérimentale de la PSF d'un système optique ou radiographique peut s'avérer difficile du fait de la nécessité de produire une source ponctuelle unidirectionnelle.

1.3.4 Fonction de dispersion d'une ligne

La fonction de dispersion d'une ligne (LSF, Line Spread Function) correspond à la projection de la PSF sur un plan normal au détecteur via :

$$LSF(x) = \int_{-\infty}^{+\infty} PSF(x, y) dy \quad (1.11)$$

Les LSF peuvent donc être ajustées via des doubles fonctions gaussiennes. À partir des équations 1.9 et 1.11, la LSF est définie par :

$$LSF(x) = \int_{-\infty}^{+\infty} PSF(x, y) dy = \frac{n\sigma_1 e^{-\frac{x^2}{2\sigma_1^2}} + (1-n)\sigma_2 e^{-\frac{x^2}{2\sigma_2^2}}}{\sqrt{2\pi}(n\sigma_1^2 + (1-n)\sigma_2^2)} \quad (1.12)$$

1.3.5 Fonction de dispersion d'un front

La fonction de dispersion d'un front (ESF, Edge Spread Function) permet d'obtenir la LSF par une méthode expérimentale plus simple que la mesure de la PSF : la réalisation de

l'image d'un objet présentant un bord parfaitement usiné (méthode du bord absorbant [26]). L'ajustement d'un profil de ce bord permet d'obtenir l'ESF. Puis, par dérivation de la LSF :

$$LSF(x) = \frac{d}{dx}ESF(x) \quad (1.13)$$

En intégrant l'équation 1.12, la définition de l'ESF est donc :

$$ESF(x) = \frac{n\sigma_1^2 \operatorname{erf}\left(\frac{x}{\sqrt{2}\sigma_1}\right) + (1-n)\sigma_2^2 \operatorname{erf}\left(\frac{x}{\sqrt{2}\sigma_2}\right)}{2(n\sigma_1^2 + (1-n)\sigma_2^2)} \quad (1.14)$$

avec $\operatorname{erf}()$ la fonction d'erreur.

1.3.6 Fonction de transfert de modulation (MTF)

La fonction de transfert de modulation (MTF, Modulation Transfer Function) est définie dans l'espace de Fourier. Elle mesure la façon dont un système conserve le signal à une certaine fréquence et permet d'évaluer les performances de résolution de ce système. La MTF peut être déduite de la LSF via un passage dans l'espace de Fourier :

$$MTF(f) = |F(LSF(x))| \quad (1.15)$$

avec f la fréquence spatiale considérée, $|F|$ la norme de la transformée de Fourier. La MTF peut donc aussi être ajustée via une double fonction gaussienne. À partir des équations 1.12 et 1.15, la MTF est définie par :

$$MTF(f) = \frac{n\sigma_1^2 e^{-(2\pi\sigma_1 f)^2} + (1-n)\sigma_2^2 e^{-(2\pi\sigma_2 f)^2}}{n\sigma_1^2 + (1-n)\sigma_2^2} \quad (1.16)$$

La courbe de MTF représente alors la perte de contraste lors de la diffusion du signal dans un système en fonction de la fréquence spatiale. Plus la valeur de MTF est proche de 1, plus le contraste est conservé.

La MTF est utilisée en imagerie pour obtenir la résolution spatiale des systèmes via des critères de contraste minimal, comme la fréquence de MTF pour un contraste à 10 % ou 20 % (voir paragraphe 1.3.7) .

De plus, l'utilisation de la MTF permet de simplifier les calculs de flou total. En effet, le flou total apporté par un système peut être calculé via la combinaison des étalements des différents éléments le composant. Cette combinaison est faite par convolution dans le domaine spatial, mais par simple multiplication dans le domaine fréquentiel. Par exemple, pour un système composé de deux éléments, la LSF_{totale} et la MTF_{totale} seront données par :

$$LSF_{totale} = LSF_1 \otimes LSF_2 \Leftrightarrow MTF_{totale} = MTF_1 \times MTF_2 \quad (1.17)$$

En ajustant chaque LSF_n , il est possible de calculer les MTF_n correspondantes et donc la MTF_{totale} permettant d'obtenir la résolution spatiale totale du système, comme explicité plus en détail dans la section suivante.

1.3.7 Résolution spatiale

Dans cette thèse, la mise à jour du tomographe est basée sur un objectif de résolution spatiale minimale à atteindre. La résolution spatiale est la capacité du système d'imagerie à distinguer les structures adjacentes séparément les unes des autres. Elle est associée à une

valeur de contraste minimale, ainsi, en général, la métrique utilisée pour estimer la résolution spatiale d'un système est sa MTF.

Il existe plusieurs définitions de la résolution spatiale. La norme NF EN ISO 1736-2 :2013 définit la résolution spatiale comme étant la moitié de l'indice de flou de l'image mesuré et la norme ASTM E-1695 définit cet indice de flou comme étant la fréquence pour un contraste à 10 % sur les courbes de MTF obtenue expérimentalement via des mesures d'ESF ou de PSF. Dans le cadre de cette thèse, la résolution spatiale est donc définie comme étant la moitié de l'inverse de la fréquence pour laquelle la MTF vaut 10 %, notée RS(10 %), et définie via :

$$RS(10\%) = \frac{1}{2 \times f(MTF = 10\%)} \quad (1.18)$$

Dans la suite de ce mémoire, sauf mention contraire, la « résolution spatiale » est équivalente à la définition de la RS(10 %) de l'équation 1.18.

Conclusion

Ce chapitre a permis de présenter la tomographie par transmission, ainsi que d'explicitier les notions et concepts clefs de l'imagerie qui seront utilisés tout au long de ce mémoire. En effet, la mise à jour du tomographe réalisée durant cette thèse est basée sur trois indicateurs principaux de qualité d'image que sont le rapport signal sur bruit, le rapport contraste sur bruit et la résolution spatiale définie dans le cadre de ce travail par l'équation 1.18. Les différents chapitres comporteront donc de nombreux rappels à ces concepts.

Le chapitre suivant présente un état de l'art des installations de tomographies industrielles haute résolution et/ou haute énergie existantes dans le monde. Les performances initiales du tomographe du laboratoire y seront aussi exposées afin de les comparer à ce qui existe déjà et d'orienter sa mise à jour.

Chapitre 2

État de l'art des tomographes haute énergie dans le monde

Un état de l'art des installations de tomographies industrielles haute énergie existantes dans le monde permet d'en étudier les configurations et les performances afin de pouvoir positionner le tomographe de la cellule CINPHONIE du CEA par rapport à ce qui existe déjà et d'orienter sa mise à jour. Dans le souci d'une analyse plus précise des performances de ces tomographes, une intercomparaison de certains de ces systèmes est ensuite réalisée via la tomographie d'un objet connu commun. Pour ce faire, un fantôme¹ en acier a été fabriqué et envoyé sur différentes installations. L'analyse des tomographies réalisées, couplée aux informations fournies dans la littérature, permet d'établir une base de données des performances des scanners existants en fonction de leur configuration (type de détecteur, de source de photons ...).

2.1 Systèmes haute énergie existants dans le monde

De nombreux fournisseurs d'équipements et de services de contrôle par imagerie sont présents sur le marché mondial. La plupart des plateformes avec une offre de service² sont basées sur des générateurs de photons de type tubes à rayons X. Les énergies maximales de ces systèmes sont typiquement de 450 keV, permettant l'inspection précise de pièces ayant des épaisseurs d'acier allant jusqu'à environ 50 mm. Ce type de tomographe a l'avantage d'être généralement livré monté dans des cabines de protection radiologiques qui, une fois fermées, permettent de les utiliser sans contrainte de radioprotection particulière. Les tomographes pour l'imagerie plus haute énergie (énergies supérieures à 600 keV), utilisent le plus souvent comme source de photons des accélérateurs linéaires d'électrons (il existe aussi des tubes à rayons X de 600 keV [10]) imposant des contraintes réglementaires et de radioprotection beaucoup plus complexes pour leur exploitation, avec notamment l'utilisation de casemates d'irradiation en béton. Il y a donc peu de plateformes de tomographie haute énergie dans le monde.

Cette section vise à comparer les performances de plateformes de tomographie ayant des domaines d'application proches du tomographe de la cellule CINPHONIE du CEA, donc des tomographes haute énergie permettant l'inspection d'objets ayant des épaisseurs équivalentes de 50 à 200 mm d'acier.

Pour réaliser cette comparaison, les caractéristiques des différents tomographes influençant leurs performances vont être analysées comme :

1. Objet de référence connu dont l'image est acquise pour évaluer la performance d'un système de tomographie [27].

2. Plateformes proposant des prestations de services de tomographie et/ou de radiographie. Il existe aussi des tomographes privés non accessibles au public.

- le type, l'énergie maximale et la tache focale de la source de photons. Cette dernière correspond à la taille de la région d'où sont émis les photons, c'est-à-dire la zone où les électrons frappent la cible. La taille de ces taches focales va typiquement de quelques millimètres à quelques micromètres,
- le type d'irradiation et la géométrie du faisceau produit,
- le type de détecteur,
- le volume accessible (volume maximum des objets pouvant être tomographiés),
- la distance source/détecteur,
- la résolution spatiale du tomographe (soit la $RS(10\%)$ définie par l'équation 1.18 quand la mesure a pu être faite sur les coupes reconstruites d'un fantôme en acier de 50 mm de diamètre, soit la résolution spatiale annoncée dans les articles).

Dans un premier temps, une description des tomographes et des différents éléments les composant est réalisée. Pour ce faire, sont tout d'abord présentés cinq tomographes industriels composés d'éléments standards issus directement du commerce (détecteurs et sources de photons produits industriellement), puis trois systèmes issus de développements spécifiques dont le tomographe initial de la cellule CINPHONIE du CEA seront décrits. Enfin, la discussion du paragraphe 2.1.9 permet une première comparaison de ces tomographes et de leurs performances.

2.1.1 Cetim Sud-Ouest (France, 600 keV)

Le Centre technique des industries mécaniques (Cetim) est un centre d'expertise mécanique français. Sa filiale Cetim Sud-Ouest est spécialisée dans le contrôle et la métrologie. Une partie de leur expertise est axée sur le contrôle non-destructif par imagerie pour de l'analyse santé matière, de l'inspection et de la rétro-ingénierie. Pour ce faire, le Cetim dispose, entre autres, de quatre tomographes à tube à rayons X. L'un de ces systèmes peut atteindre des énergies allant jusqu'à 600 keV avec un volume admissible de $950 \times 2500 \text{ mm}^2$, ce qui en fait l'un des rares tomographes à tube à rayons X de cette puissance en Europe [10].

Ce système est présenté sur la figure 2.1. Les tomographies sont effectuées dans une géométrie de faisceau en éventail. Le système de détection est un détecteur linéaire de 800 mm de long ayant des pixels de 400 μm . Avec une taille de tache focale de 0,6 mm, ce tomographe permet d'atteindre des résolutions spatiales comprises entre 100 et 300 μm ($RS(10\%)$ mesurée au paragraphe 2.2) selon les objets tomographiés. La distance source/détecteur est de 1350 mm.

Les caractéristiques de ce tomographe sont répertoriées dans le tableau 2.1.

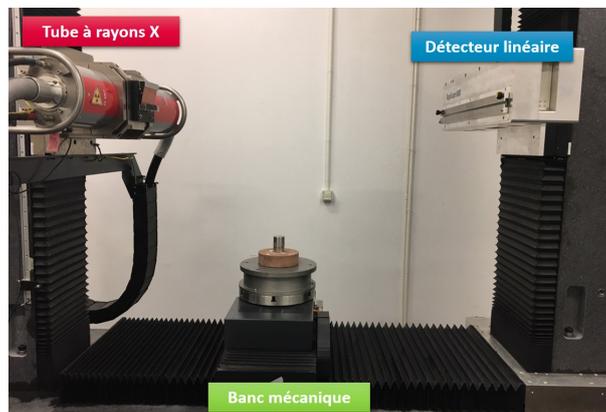


FIGURE 2.1 – Tomographe du Cetim Sud-Ouest (tube à rayons X de 600 keV) [28].

TABLEAU 2.1 – Caractéristiques et performances du tomographe du Cetim Sud-Ouest [10].

Source de photons	Tube à rayons X MRX 600
Énergie maximale de la source	600 keV
Type de faisceau	Éventail
Tache focale	$\approx 0,6$ mm
Détecteur	Détecteur linéaire
Dimensions du détecteur	800 mm de long
Taille des pixels détecteur	400 μm
Distance source/détecteur	1350 mm
Volume accessible	Diamètre de 950 mm Hauteur de 2500 mm
Résolution spatiale RS(10 %)	$\approx 100 - 300$ μm

2.1.2 TEC Eurolab (Italie, 6 MeV)

Le centre tomographique TEC Eurolab en Italie, met en œuvre un système de tomographie composé d'un accélérateur de 6 MeV. Ce système unique en Italie permet d'inspecter des composants en superalliages, tels que l'Inconel, le chrome-cobalt-molybdène, le cuivre et les alliages similaires pour l'analyse de dimensions et de défauts [29]. Les grandes dimensions de la cellule dans laquelle il se trouve permettent l'analyse d'objets faisant jusqu'à 1000 mm de diamètre, 1500 mm de haut et pesant jusqu'à 200 kg. Ainsi, des blocs-moteurs complets, ou de gros composants issus de la fabrication additive peuvent être imagés par ce système.

Ce tomographe est présenté sur la figure 2.2. Les tomographies sont effectuées dans une géométrie de faisceau conique. Pour ce faire, le système de détection est un panneau plat Varex de 420×420 mm² ayant des pixels de 139 μm [14]. Avec une taille de tache focale d'environ 2 mm, ce tomographe permet d'atteindre des résolutions spatiales de près de 350 μm (RS(10 %) mesurée au paragraphe 2.2).

Les caractéristiques de ce tomographe sont répertoriées dans le tableau 2.2.

TABLEAU 2.2 – Caractéristiques et performances du tomographe de TEC Eurolab [29, 14].

Source de photons	Accélérateur SIEMENS SILAC [30]
Énergie maximale de la source	6 MeV
Type de faisceau	Conique
Tache focale	≈ 2 mm
Détecteur	Flat panel Varex 4343 He
Dimensions du détecteur	420×420 mm ²
Taille des pixels détecteur	139 μm
Distance source/détecteur	Réglable
Volume accessible	Diamètre de 1000 mm Hauteur de 1500 mm
Résolution spatiale RS(10 %)	≈ 350 μm

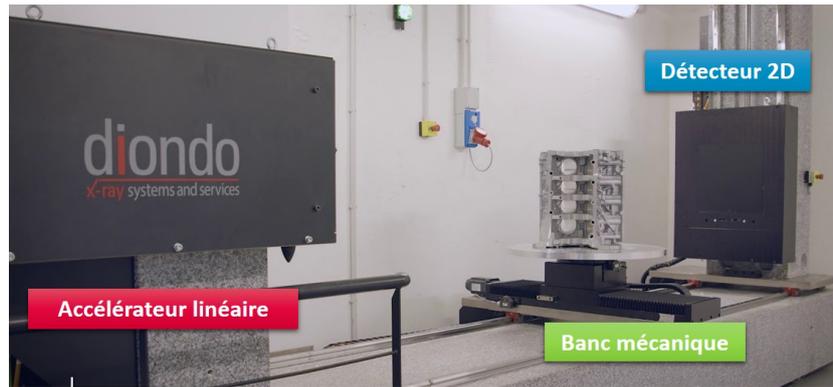


FIGURE 2.2 – Tomographe de TEC Eurolab (accélérateur de 6 MeV) [31].

2.1.3 Empa (Suisse, 6 MeV)

Le centre d'analyses par rayons X de l'Empa³ développe des méthodes d'analyses pour la science et la technologie des matériaux dans le but de soutenir l'innovation scientifique et industrielle suisse et européenne. Pour ce faire, l'Empa regroupe dans un même laboratoire une expertise et des infrastructures uniques en Europe, combinant des méthodes par diffraction des rayons X, diffusion et imagerie 3D, allant de l'échelle de l'ångström à celle du mètre [32]. L'Empa met en œuvre, entre autres, un tomographe composé d'un accélérateur linéaire produisant un faisceau de photons de 4 ou 6 MeV ayant une tache focale de 2 mm. Ce système peut permettre le contrôle d'objet faisant jusqu'à 700 mm de diamètre et 2000 mm de haut. Deux types de détecteurs sont proposés en fonction des exigences d'acquisition :

- un détecteur linéaire composé d'éléments scintillateurs en CdWO_4 (cristal de tungstate de cadmium) permettant d'avoir un haut rapport signal sur bruit (peu de bruit) et une résolution spatiale annoncée de l'ordre de 250 μm , mais des temps d'acquisition longs [33]. Avec ce détecteur les tomographies sont effectuées dans une géométrie de faisceau en éventail. Le tomographe avec ce détecteur linéaire est présenté sur la figure 2.3.
- un détecteur à panneau plat Perkin Elmer, modèle XRD1621, de $410 \times 410 \text{ mm}^2$ avec une taille de pixel de 200 μm [34, 35]. Ce détecteur permet des temps d'acquisition plus courts tout en ayant une résolution spatiale annoncée de l'ordre de 450 μm . Avec ce détecteur, les tomographies sont effectuées dans une géométrie de faisceau conique.

Les caractéristiques de ce tomographe sont répertoriées dans le tableau 2.3.

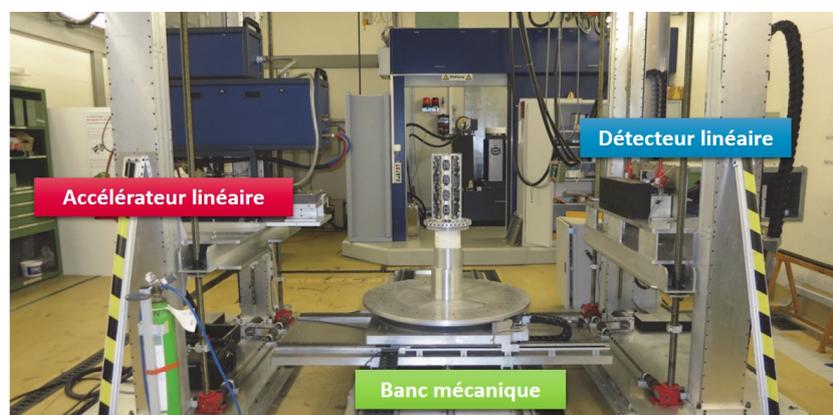


FIGURE 2.3 – Tomographe de l'Empa (accélérateur de 6 MeV) [36].

3. Laboratoires fédéraux suisses pour la science et la technologie des matériaux.

TABLEAU 2.3 – Caractéristiques et performances du tomographe de l’Empa [34, 35, 33].

Source de photons	Accélérateur Pulsar Linac PSL-6D	
Énergie maximale de la source	6 MeV	
Type de faisceau	Éventail	Conique
Tache focale	≈ 2 mm	
Détecteur	Détecteur linéaire X-Scan iHE04, CdWO4	Flat panel Perkin Elmer XRD 1621
Dimensions du détecteur	1500 mm de long	410×410 mm ²
Taille des pixels détecteur	400 μ m	200 μ m
Distance source/détecteur	Réglable	
Volume accessible	Diamètre de 700 mm Hauteur de 2000 mm	
Résolution spatiale annoncée	≈ 250 μ m	≈ 450 μ m

2.1.4 Fraunhofer (Allemagne, 9 MeV)

L’institut Fraunhofer a développé un tomographe installé à Fürth en Allemagne nommé XXL-CT [37, 38]. Depuis 2013, c’est l’un des premiers systèmes de tomographie permettant l’inspection de très grands objets pouvant atteindre jusqu’à 5 m de haut (comme des voitures ou des containers). L’un de ses domaines principaux d’applications est la numérisation de voitures pour l’analyse des déformations après des crash-tests ou l’analyse de prototypes de voitures en cours de développement. Son intérêt se porte tout particulièrement sur l’industrie des véhicules électriques, afin d’analyser, entre autres, les modules batterie après les crash-tests (voir l’exemple de la tomographie d’une Tesla S P85 dans [39]).

L’imagerie de tels objets nécessite une forte pénétration des rayonnements (supérieure à 200 mm d’acier). Afin d’obtenir un tel pouvoir de pénétration, le système est composé d’un accélérateur linéaire d’électrons fournissant une source de photons à faisceau en éventail de 9 MeV avec un débit de dose atteignant 25 Gy/min à 1 m de distance. En raison du champ de vue limité des détecteurs à panneau plat et de la forte influence de la diffusion sur la qualité de l’image haute énergie (diffusion Compton prédominante), un détecteur linéaire de 4000 mm composé de 10 000 pixels de 400 μ m est utilisé. Il est optimisé pour les hautes énergies avec des résolutions spatiales annoncées allant de 800 à 1000 μ m selon les objets.

Ce système est situé dans un hall d’essai de 14 m de haut, d’une superficie de 400 m². La configuration de mesure est composée de deux tours de 5 m de haut supportant respectivement l’accélérateur et le détecteur linéaire et en permettant leur déplacement vertical, comme présenté sur la figure 2.4. Le banc mécanique de 3 m de diamètre peut prendre en charge des objets pesant jusqu’à 10 tonnes et faisant jusqu’à 3,2 m de diamètre et 5 m de haut. Avec ce système les tomographies sont effectuées dans une géométrie de faisceau en éventail. En raison du large champ de vue nécessaire, la distance source/détecteur est d’environ 8 m.

Les caractéristiques de ce tomographe sont répertoriées dans le tableau 2.4.

Pour indication, avec ce système, les temps d’acquisition pour une radiographie sont d’environ 10 minutes pour une hauteur de 1,5 m.

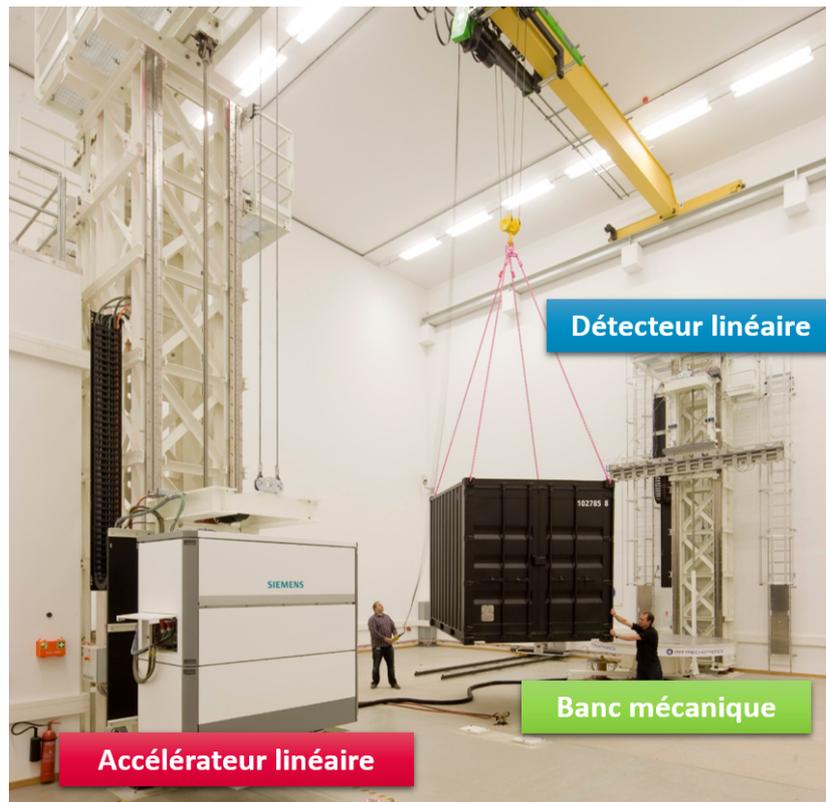


FIGURE 2.4 – Tomographe XXL-CT de l'institut Fraunhofer (accélérateur linéaire de 9 MeV) [40]

TABLEAU 2.4 – Caractéristiques et performances du tomographe XXL-CT de l'institut Fraunhofer [37, 38].

Source de photons	Accélérateur SILAC SIEMENS [30]
Énergie maximale de la source	9 MeV
Type de faisceau	Conique
Tache focale	≈ 2 mm
Détecteur	Détecteur linéaire Perkin Elmer PEI620
Dimensions du détecteur	4000 mm de long
Taille des pixels détecteur	400 μm
Distance source/détecteur	≈ 8000 mm
Volume accessible	Diamètre de 3200 mm Hauteur de 5000 mm
Résolution spatiale annoncée	≈ 800 - 1000 μm

2.1.5 VJ Technologies (USA, 9 MeV)

VJ Technologies développe et fabrique une gamme complète de systèmes d'inspection par rayons X [41]. Ses principaux secteurs de marché sont : l'aérospatiale, l'automobile, l'électronique, l'assainissement, le nucléaire, le pétrole et le gaz. Afin d'élargir son offre de services, VJ Technologies s'est doté d'un tomographe haute énergie. Pour ce faire, il a, entre autres,

collaboré avec l'Institut de recherche Fraunhofer en Allemagne pour créer et intégrer des logiciels et des technologies innovants, ainsi qu'avec le Lawrence Livermore National Laboratory (LLNL) afin d'améliorer ses technologies de tomographie.

Ce système est présenté sur la figure 2.5. Il est composé d'un accélérateur linéaire fournissant une source de photons à faisceau conique de 9 MeV [42]. Le détecteur numérique est un panneau plat Perkin Elmer avec une surface active de $400 \times 400 \text{ mm}^2$, réduite à environ $365 \times 365 \text{ mm}^2$ par le blindage supplémentaire protégeant l'électronique du détecteur du rayonnement direct. Les pixels font $200 \text{ }\mu\text{m}$ et l'écran scintillateur utilisé est à l'iodure de césium dopé au thallium (CsI(Tl)). Avec une taille de tache focale de 1,5 mm, ce tomographe permet d'atteindre des résolutions spatiales d'environ $500 \text{ }\mu\text{m}$ (RS(10 %) mesurée au paragraphe 2.2). La distance source/détecteur est de 4,37 m. Ce système permet le contrôle d'objets faisant jusqu'à 1000 mm de diamètre et 1143 mm de haut.

Les caractéristiques de ce tomographe sont répertoriées dans le tableau 2.5.

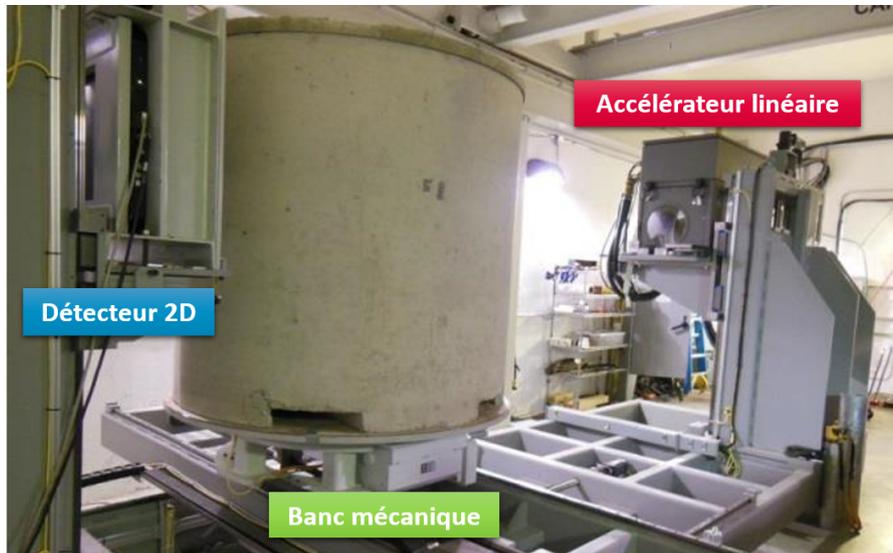


FIGURE 2.5 – Tomographe de VJ Technologies (accélérateur de 9 MeV) [42].

TABLEAU 2.5 – Caractéristiques et performances du tomographe de VJ Technologies [41, 42].

Source de photons	Accélérateur LINATRON VARIAN M9 [43]
Énergie maximale de la source	9 MeV
Type de faisceau	Conique
Tache focale	$\approx 1,5 \text{ mm}$
Détecteur	Flat Panel Perkin Elmer PEI620 / scintillateur CsI
Dimensions du détecteur	$400 \times 400 \text{ mm}^2$
Taille des pixels détecteur	$200 \text{ }\mu\text{m}$
Distance source/détecteur	4370 mm
Volume accessible	Diamètre de 1000 mm Hauteur de 1143 mm
Résolution spatiale RS(10 %)	$\approx 500 \text{ }\mu\text{m}$

2.1.6 Jesse Garant (USA et Canada, 3 MeV)

Le centre de métrologie Jesse Garant, ayant des implantations aux Etats Unis et au Canada, met en œuvre un système de tomographie haute énergie. L'entreprise a consacré trois ans et près de 4,5 millions de dollars à la construction de ce scanner. Ce nouveau système a nécessité la collaboration de nombreuses entreprises notamment pour la construction de ce qui est considéré comme l'un des plus grands détecteurs 2D au monde [44, 45]. Ce système a pour vocation principale l'inspection interne de pièces usinées, de composites, de pièces moulées et de pièces issues de la fabrication additive pour diverses industries, notamment l'aérospatiale, la défense, l'automobile, le pétrole et le gaz.

Ce tomographe est présenté sur la figure 2.6. Il est composé d'un accélérateur linéaire d'électrons fournissant une source de photons à faisceau conique de 3 MeV ayant une tache focale d'environ 2 mm. Le détecteur numérique à reprise d'image couple un scintillateur GOS (sulfure d'oxyde de gadolinium dopé au terbium ($Gd_2O_2S(Tb)$) de $1000 \times 1000 \text{ mm}^2$ à une caméra via deux miroirs (voir figure 2.7). La figure 2.8 permet une comparaison visuelle du scintillateur de Jesse Garant par rapport à un détecteur type à panneau plat, d'environ $300 \times 300 \text{ mm}^2$. Ce tomographe permet l'inspection de pièces atteignant 1130 mm de diamètre et 1600 mm de haut avec une résolution spatiale annoncée de 800 μm . La distance source/détecteur est d'environ 3000 mm.

Les caractéristiques de ce tomographe sont répertoriées dans le tableau 2.6.

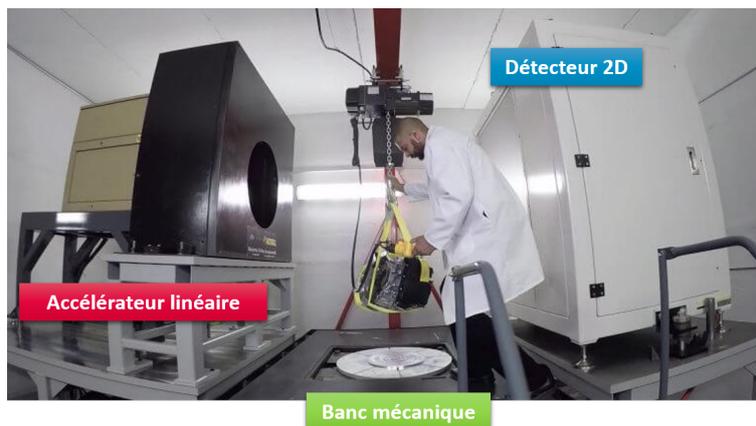


FIGURE 2.6 – Tomographe de Jesse Garant (accélérateur de 3 MeV) [45].

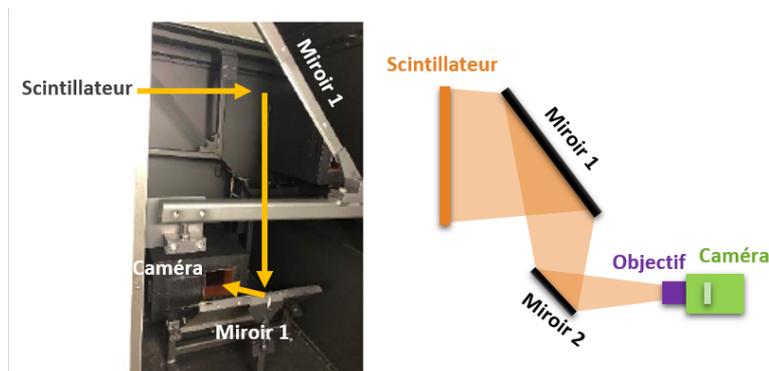


FIGURE 2.7 – Photographie et schéma du détecteur à reprise d'image du tomographe de Jesse Garant composé d'un scintillateur, de deux miroirs et d'une caméra.



FIGURE 2.8 – Comparaison du scintillateur GOS de $1000 \times 1000 \text{ mm}^2$ de Jesse Garant par rapport à un détecteur à panneau plat type, d'environ $300 \times 300 \text{ mm}^2$ [44].

TABLEAU 2.6 – Caractéristiques et performances du tomographe de Jesse Garant [44, 45].

Source de photons	Accélérateur LINATRON VARIAN M3 [43]
Énergie maximale de la source	3 MeV
Type de faisceau	Conique
Tache focale	$\approx 2 \text{ mm}$
Détecteur	Scintillateur GOS, 2 miroirs, et 1 caméra
Dimensions du détecteur	$1000 \times 1000 \text{ mm}^2$
Taille des pixels détecteur	$\approx 500 \mu\text{m}$
Distance source/détecteur	3000 mm
Volume accessible	Diamètre de 1130 mm Hauteur de 1600 mm
Résolution spatiale annoncée	$\approx 800 \mu\text{m}$

2.1.7 CoLOSSIS (USA, 9 MeV)

Le Lawrence Livermore National Laboratory (LLNL), en collaboration avec la National Nuclear Security Administration (NNSA), a développé le système de tomographie haute énergie le plus avancé connu dans le monde à ce jour. Sa fonction principale est la surveillance des performances des armes états-uniennes vieillissantes [46, 47].

Ce tomographe est présenté sur la figure 2.9. Il est composé d'un accélérateur linéaire fournissant une source de photons à faisceau conique de 9 MeV avec une tache focale de 1,5 mm. Trois collimateurs comportant 4 mâchoires réglables en tungstène de 5 cm d'épaisseur façonnent ensuite la source de rayonnements et empêchent les diffusions indésirables. Ces collimateurs sont fixés sur des rails en permettant un déplacement horizontal en fonction des besoins.



FIGURE 2.9 – Tomographe du LLNL (accélérateur de 9 MeV) [46].

L'atout technologique de ce tomographe est son système de détection : le détecteur CoLOSSIS (Confined Large Optical Scintillator Screen and Imaging System). La géométrie de ce détecteur est présentée plus en détail sur la figure 2.10. Il est composé d'un scintillateur GLO ($\text{Gd}_{0,3}\text{Lu}_{1,6}\text{Eu}_{0,1}\text{O}_3$) en céramique transparent [48, 49]. Ce scintillateur a tout particulièrement été développé pour ce système. Le tableau 2.7 compare les performances en termes de densité et de rendement lumineux de ce scintillateur par rapport aux scintillateurs typiquement utilisés en imagerie (comme un cristal d'iodure de césium (CsI), un cristal de tungstate de cadmium (CdWO_4), un GOS, et un cristal de lutécium dopé au cérium (LYSO)). Le scintillateur GLO a l'avantage d'être très dense, et de présenter un fort rendement lumineux par rapport aux scintillateurs généralement utilisés en imagerie. De plus, l'écran produit fournirait une résolution spatiale de moins de 100 μm pour une épaisseur de 1,58 mm.

TABLEAU 2.7 – Comparaison des scintillateurs pour l'imagerie haute énergie [48, 50].

Scintillateur	Masse volumique (g/cm^3)	Rendement lumineux (photons/MeV)
GLO	9,1	$\approx 55\ 000$
CsI	4,5	$\approx 65\ 000$
CsWO_4	7,9	$\approx 28\ 000$
GOS	7,4	$\approx 55\ 000$
LYSO	7,1	$\approx 30\ 000$

Dans le détecteur CoLOSSIS, le scintillateur GLO convertit le faisceau de photons incident en lumière visible. Cette dernière est alors dirigée sur un miroir central en forme de pyramide qui la renvoie dans quatre directions sur quatre miroirs inclinés de 20 cm de diamètre. Ces miroirs réfléchissent ensuite la lumière sur quatre caméras CCD (Charge Coupled Device). L'utilisation de deux miroirs dans chaque chaîne optique permet une protection élevée des caméras CCD par rapport au faisceau de photons direct.

Ce tomographe permet l'inspection de pièces atteignant 90 mm de diamètre et 1300 mm de haut avec une résolution spatiale annoncée inférieure à la centaine de micromètres. La distance source/détecteur est d'environ 6500 mm.

Les caractéristiques de ce tomographe sont répertoriées dans le tableau 2.8.

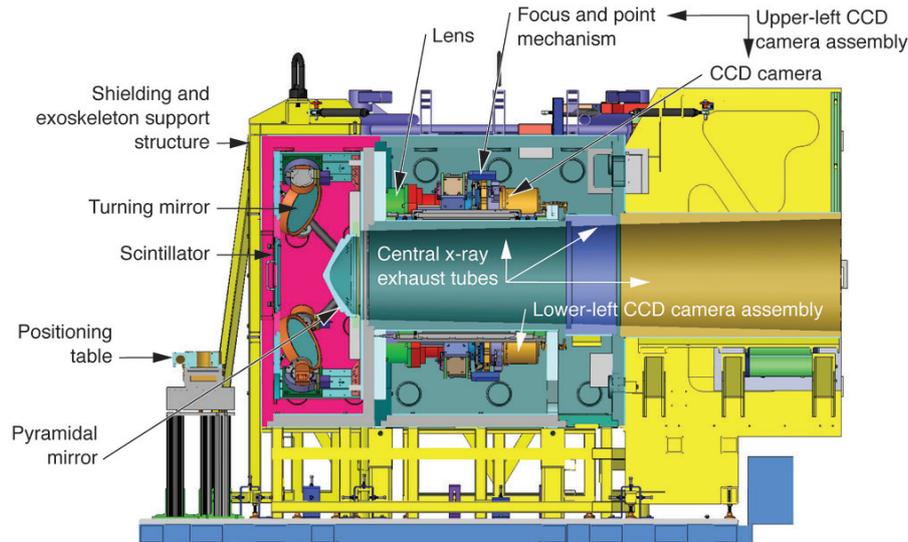


FIGURE 2.10 – Schéma du détecteur CoLOSSIS du tomographe du LLNL [46].

TABLEAU 2.8 – Caractéristiques et performances du tomographe du LLNL [46, 47].

Source de photons	Accélérateur LINATRON VARIAN M9 [43]
Énergie maximale de la source	9 MeV
Type de faisceau	Conique
Tache focale	$\approx 1,5$ mm
Détecteur	Scintillateur GLO ((Gd,Lu,Eu) $2O_3$), 5 miroirs et 4 caméras CCD
Dimensions du détecteur	300×300 mm ²
Taille des pixels détecteur	/
Distance source/détecteur	6500 mm
Volume accessible	Diamètre de 900 mm Hauteur de 1300 mm
Résolution spatiale annoncée	< 100 μ m

2.1.8 Cellule CINPHONIE (CEA Cadarache, France, 9 à 21 MeV)

Le laboratoire de mesures nucléaires du CEA de Cadarache réalise des contrôles non-destructifs pour la caractérisation physique d'objets pouvant être massifs, comme des colis de déchets nucléaires, via sa cellule d'imagerie haute énergie enterrée CINPHONIE [51], présentée sur la figure 2.11.

Le tomographe qui se trouve dans cette cellule est composé de l'accélérateur SATURNE. Ce dernier est issu du domaine médical et a été rénové par la société Thales pour des applications de contrôle non-destructif à haute énergie. Il combine donc des éléments d'origine (comme les sections accélératrices) et de nouveaux éléments (comme la tête d'irradiation). La particularité de cet accélérateur est qu'il est composé de deux sections accélératrices qui se succèdent. Il possède une cible en tungstène de 5 mm d'épaisseur et fournit une source de photons à faisceau conique d'énergie réglable de 9 à 21 MeV avec des débits de dose élevés (60 Gy/min à 1 m). L'un des atouts de cet accélérateur est la taille de sa tache focale qui peut être

réduite à 0,4 mm (voir mesure réalisée au paragraphe 3.2.1 du chapitre 3) via des bobines de focalisation entourant les sections accélératrices ainsi qu'un triplet de quadrupôles placé en sortie des sections (tube de glissement avant la cible).

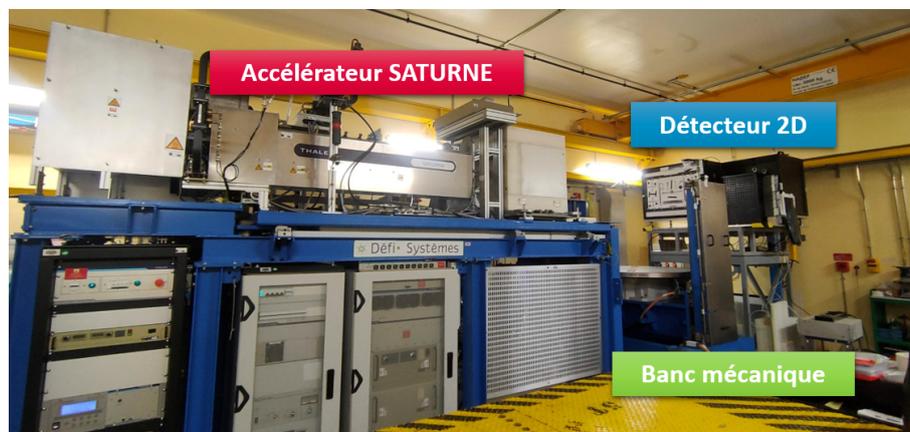


FIGURE 2.11 – Vue du tomographe de la cellule CINPHONIE (accélérateur SATURNE de 9 à 21 MeV).

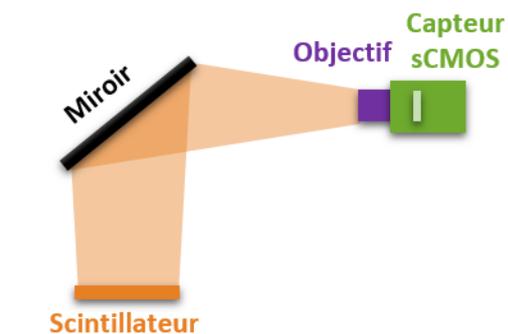
Le détecteur (présenté plus en détail au paragraphe 3.2.2 du chapitre 3) est quant à lui composé d'un ensemble d'éléments permettant l'acquisition des images radiographiques. Ce système de détection, présenté sur les images de la figure 2.12, est composé :

- d'un scintillateur GOS de 1,4 mm d'épaisseur, de surface $800 \times 600 \text{ mm}^2$, déposé sur un renforteur en tantale de 1 mm d'épaisseur, appelé scintillateur Grand Champ,
- d'un miroir à renvoi d'angle à 45° ,
- d'une caméra sCMOS (scientific Complementary Metal-Oxide-Semiconductor) et son objectif, permettant d'imager le scintillateur tout en étant en dehors du champ d'irradiation.

La résolution spatiale de ce tomographe est d'environ $800 \mu\text{m}$ (RS(10 %) mesurée au paragraphe 2.2).



(a) Photographie du détecteur initial (avec en blanc le scintillateur).



(b) Géométrie du détecteur initial.

FIGURE 2.12 – Photographie et schéma du détecteur initial.

Le banc mécanique peut supporter des objets d'une masse allant jusqu'à 5 tonnes et pouvant faire jusqu'à 1500 mm de diamètre et 1500 mm de haut. Sa position fixe un grandissement radiographique de 1,5. La distance source/détecteur est de 2865 mm.

Les caractéristiques de ce tomographe sont répertoriées dans le tableau 2.9.

TABLEAU 2.9 – Caractéristiques et performances du tomographe du CEA.

Source de photons	Accélérateur SATURNE
Énergie de la source	9 à 21 MeV
Type de faisceau	Conique
Tache focale (FWHM)	$\approx 0,4 \text{ mm}^4$
Détecteur	Scintillateur GOS, 1 miroir et 1 caméra sCMOS
Dimensions du détecteur	$800 \times 600 \text{ mm}^2$
Taille des pixels détecteur	$\approx 360 \text{ }\mu\text{m}$
Distance source/détecteur	2865 mm
Volume accessible	Diamètre de 1500 mm Hauteur de 1500 mm
Résolution spatiale RS(10 %)	$\approx 800 \text{ }\mu\text{m}$

2.1.9 Discussion

Cet état de l’art des tomographes haute énergie existants dans le monde montre la grande variété de géométries et de configurations envisageables pour le dimensionnement d’un tomographe. Pour une analyse simplifiée, le tableau 2.10 résume les caractéristiques et les performances de chacun des huit tomographes précédemment décrits.

Les cinq premiers tomographes sont composés d’éléments issus du commerce, notamment des détecteurs produits industriellement comme des détecteurs à panneau plat ou des détecteurs linéaires. L’utilisation de détecteurs linéaires permet d’atteindre des résolutions spatiales de l’ordre de $200 \text{ }\mu\text{m}$. Cependant, la technique linéaire, utilisant une petite partie du champ des photons produits, nécessite des temps d’acquisition élevés (surtout pour des objets de grandes dimensions). Ce type de détecteur n’est donc pas envisagé pour la mise à jour du tomographe.

Les détecteurs à panneau plat, utilisés, par exemple, par TEC Eurolab et VJ Technologies, permettent d’atteindre des résolutions spatiales de l’ordre de $400 \text{ }\mu\text{m}$ (RS(10 %)) et sont facilement mis en place. Ce type de détecteur peut être envisagé pour la mise à jour du tomographe même si leur structure compacte pourrait rapidement être endommagée par un faisceau de photons haute énergie.

Les trois tomographes issus de développements spécifiques ont tous un détecteur couplant un scintillateur avec une ou plusieurs caméras. Ces détecteurs présentent l’avantage de pouvoir être facilement adaptés aux attentes du système (géométrie du système, objectifs...). Par exemple, les différents éléments peuvent être choisis pour être adaptés à la haute résolution. Cependant, ce type de détecteur nécessite une étape de conception préalable, ce qui n’est pas nécessaire avec les détecteurs à panneau plat produits industriellement. Le tomographe haute énergie le mieux résolu est celui du LLNL avec le détecteur CoLOSSIS couplant un scintillateur GLO avec quatre caméras CCD. Malgré la grande complexité technologique de ce détecteur sortant du cadre de cette thèse, l’idée d’un couplage de quatre caméras est intéressante.

4. Mesurée durant la thèse, voir paragraphe 3.2.1 du chapitre 3.

TABLEAU 2.10 – Caractéristiques et performances des huit tomographes comparés dans l'état de l'art.

	Cetm	TFC Eurolab	Enpa		Fraunhofer	VJ T	Jesse Garant	LLNL	CEA
Source	Tube à rayons X MRX 600	Accélérateur SILAC	Accélérateur Pulsar Linac		Accélérateur SILAC	Accélérateur LINATRON	Accélérateur LINATRON	Accélérateur LINATRON	Accélérateur SATURNE
Énergie source	600 keV	6 MeV	6 MeV		9 MeV	9 MeV	3 MeV	9 MeV	9 - 21 MeV
Type de faisceau	Éventail	Conique	Conique	Éventail	Éventail	Conique	Conique	Conique	Conique
Tache focale	$\approx 0,6$ mm	≈ 2 mm	≈ 2 mm		≈ 2 mm	$\approx 1,5$ mm	≈ 2 mm	$\approx 1,5$ mm	$\approx 0,4$ mm
Détecteur	Détecteur linéaire	Panneau plat	Panneau plat	Détecteur linéaire	Détecteur linéaire	Panneau plat	Scintillateur GOS + 1 caméra	Scintillateur GLO + 4 caméras	Scintillateur GOS + 1 caméra
Taille détecteur	800 mm de long	420 x 420 mm ²	410 x 410 mm ²	1500 mm de long	4000 mm de long	400 x 400 mm ²	1000 x 1000 mm ²	300 x 300 mm ²	800 x 600 mm ²
Taille pixels	400 μ m	139 μ m	200 μ m	400 μ m	400 μ m	200 μ m	≈ 500 μ m	/	≈ 360 μ m
Distance SD	1350 mm	2200 mm	4500 mm		≈ 8000 mm	4370 mm	3000 mm	6500 mm	2865 mm
Volume admissible	$\phi = 950$ mm H = 2500 mm	$\phi = 1000$ mm H = 1500 mm	$\phi = 700$ mm H = 2000 mm		$\phi = 3200$ mm H = 5000 mm	$\phi = 1000$ mm H = 1143 mm	$\phi = 1130$ mm H = 1600 mm	$\phi = 900$ mm H = 1300 mm	$\phi = 1500$ mm H = 1500 mm
RS (10 %)	$\approx 100 - 300$ μ m	≈ 350 μ m	/	/	/	≈ 500 μ m	/	/	≈ 800 μ m
RS annoncée	/	/	≈ 450 μ m	≈ 250 μ m	≈ 800 μ m	/	≈ 800 μ m	< 100 μ m	/
Épaisseur d'acier	≈ 50 mm	≈ 400 mm	≈ 400 mm		≈ 450 mm	≈ 450 mm	≈ 300 mm	≈ 450 mm	> 400 mm

Dans ce cas, chaque caméra ne filme qu'un quart du scintillateur. Cela permet d'avoir des radiographies composées de plus de pixels afin d'atteindre de meilleures résolutions spatiales et de plus grands champs de vue. De plus, le scintillateur GLO peut être un scintillateur envisagé pour remplacer le scintillateur GOS du détecteur initial du CEA.

La plupart des accélérateurs linéaires de ces tomographes ont des taches focales supérieures à 1,5 mm leur imposant des grandissements radiographiques faibles (objet proche du détecteur, équation 1.2) et de grandes distances source/détecteur afin de minimiser l'influence du flou de la source sur les images acquises. Seul le tomographe du CEA a l'avantage de présenter une tache focale réduite de l'ordre de 0,4 mm autorisant des grandissements radiographiques plus élevés. **Ainsi, une mise à jour du détecteur du tomographe de la cellule CINPHONIE afin d'en améliorer la résolution spatiale, permettrait, en le couplant à un grandissement radiographique optimal de d'améliorer significativement la résolution spatiale globale du tomographe (voir chapitre 3).**

2.2 Intercomparaison expérimentale

Les valeurs de résolution spatiale des tomographes annoncées dans les articles sont difficilement interprétables car elles dépendent de la définition utilisée par chaque installation qui n'est pas forcément la même que la nôtre (RS(10 %)) et qui n'est généralement pas fournie. Afin d'avoir une analyse plus précise des performances de ces scanners en termes de résolution spatiale, de bruit et de contraste, une intercomparaison de certains de ces systèmes est réalisée via la tomographie d'un objet connu commun. Pour ce faire, un fantôme en acier a été fabriqué dans le cadre de cette thèse et envoyé sur différentes installations. Les performances obtenues sont comparées aux performances initiales du tomographe de la cellule CINPHONIE.

Les tomographes sélectionnés pour cette intercomparaison sont ceux présentant les plus faibles résolutions spatiales en faisceau conique d'après l'état de l'art précédemment réalisé. Le tomographe du LLNL n'a cependant pas pu être envisagé car non ouvert à l'extérieur (en tout cas hors États-Unis). Les tomographes sélectionnés sont donc :

- le tomographe de TEC Eurolab (voir paragraphe 2.1.2) en Italie,
- le tomographe de VJ Technologies (voir paragraphe 2.1.5) aux États-Unis,
- le tomographe du Cetim (voir paragraphe 2.1.1) en France, permettant d'avoir une référence de ce qu'il se fait au mieux avec un tube à rayons X.

2.2.1 Fabrication d'un fantôme d'intercomparaison

Le dimensionnement de ce fantôme est inspiré du concept des IQI (Indicateur de Qualité d'Image) volumiques cylindriques développés par la NASA [52]. Ces derniers ont pour objectif l'évaluation des performances de systèmes de tomographie via l'analyse de données de volume, plutôt que des données 2D fournies par les IQI classiques. La figure 2.13 présente un exemple d'IQI volumique cylindrique de 25 mm de diamètre. Il comporte divers évidements permettant de réaliser des mesures de résolution spatiale (via la fonction de dispersion d'un front, ESF), de contraste et de bruit.

Cependant, les moyens mis en œuvre par la NASA pour la réalisation de ce type d'IQI sont bien plus complexes que ceux disponibles dans le cadre de cette thèse (micro-usinage par laser, stéréolithographie⁵ haute précision ...). Le design de notre fantôme a donc été réalisé

5. Cette technologie permet l'impression de pièces à partir de résines liquides sous l'action d'une lumière UV laser.

de sorte à se rapprocher de ce type d'IQI volumiques tout en permettant sa réalisation par une entreprise possédant des moyens d'usinage classiques (fraisage, perçage, tournage).

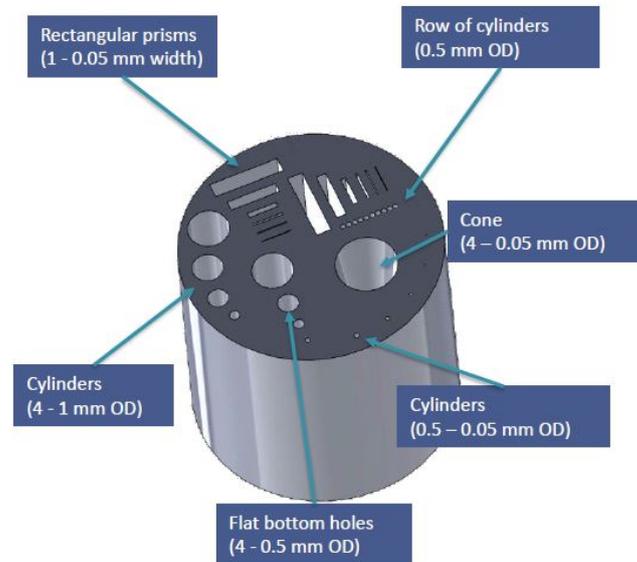


FIGURE 2.13 – Exemple d'IQI volumique cylindrique de 25 mm de diamètre développé par la NASA pour l'évaluation des performances de systèmes de tomographie [52].

Pour avoir une absorption importante et être représentatif des objets tomographiés par le laboratoire (épaisseurs d'acier allant de 50 à 200 mm), le fantôme est en acier inoxydable (inox 304L). Il est composé de trois parties dont un support, noté A, de 200 mm de diamètre (figure 2.14a) dans lequel vont pouvoir être placés deux inserts cylindriques de 50 mm de diamètre. Comme présenté sur les figures 2.14b et 2.14c, ces cylindres sont en plusieurs parties afin de permettre la réalisation de leur géométrie interne via des moyens d'usinage classiques. Le premier cylindre, noté B, contient des fentes calibrées plus ou moins épaisses allant de 0,1 mm à 10 mm représentant des entailles ou des fissures dans des objets réels (figure 2.14b). La fente de 10 mm de large va permettre, entre autres, de faire des mesures de résolution spatiale via la méthode du front absorbant (utilisation de la fonction de dispersion d'un front, ESF, voir paragraphe 1.3.5 du chapitre 1). Le deuxième cylindre, noté C, contient des perçages calibrés de différents diamètres allant de 0,5 à 7 mm (figure 2.14c). Ces perçages représentent, par exemple, des bulles dans des objets réels.

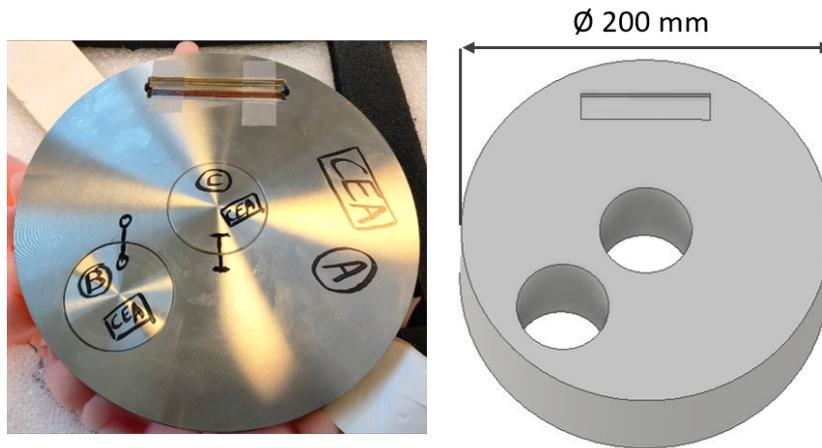
Pour plus de détails sur la géométrie du fantôme, les plans de ses différents éléments réalisés pour sa fabrication, sont présentés dans l'annexe A.

2.2.2 Intercomparaison réelle des systèmes

Le fantôme a été envoyé sur trois installations. Les tomographies réalisées en fonction des installations sont :

- les tomographies des deux inserts de 50 mm de diamètre seuls avec :
 - le tomographe du Cetim (tube à rayons X de 600 keV),
- les tomographies des deux inserts de 50 mm de diamètre seuls ainsi que la tomographie du fantôme complet (A + B + C) de 200 mm de diamètre avec :
 - le tomographe de TEC Eurolab (accélérateur de 6 MeV),
 - le tomographe de VJ Technologies (accélérateur de 9 MeV),
 - le tomographe de la cellule CINPHONIE pour une irradiation à 9 MeV.

Support A



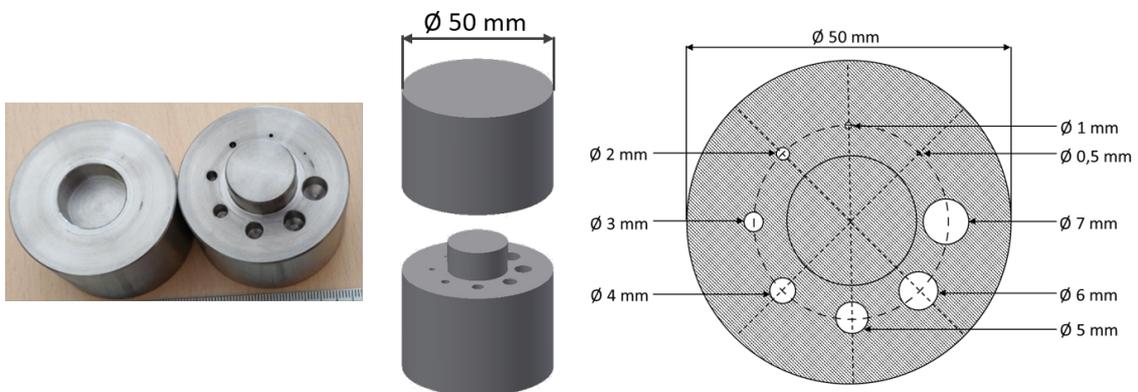
(a) Photographie et schéma du support (A) du fantôme de 200 mm de diamètre.

Insert cylindrique B



(b) Photographie, schéma et plan de l'insert cylindrique B de 50 mm de diamètre contenant des entailles calibrées.

Insert cylindrique C



(c) Photographie, schéma et plan de l'insert cylindrique C de 50 mm de diamètre contenant des perçages calibrés.

FIGURE 2.14 – Différents éléments du fantôme en acier inoxydable utilisé pour l'intercomparaison des tomographes.

2.2.2.1 Paramètre d'acquisition et de reconstruction des tomographies

- Lors de l'envoi du fantôme, le cahier des charges transmis aux différentes installations était :
- choix par chaque installation des paramètres d'acquisition et de reconstruction afin d'acquérir les meilleures images en un temps d'acquisition raisonnable (moins d'une journée),
 - réalisation des tomographies des inserts de 50 mm de diamètre et du fantôme complet de 200 mm de diamètre avec les mêmes paramètres d'acquisition,

Les paramètres des tomographies réalisées par ces quatre tomographes sont répertoriés dans le tableau 2.11. À noter cependant que le fantôme complet n'a pas été imagé par le Cetim car les deux inserts cylindriques de 50 mm de diamètre représentaient déjà une limite en termes d'épaisseur d'acier pour ce système.

Le tableau 2.11 montre la diversité des configurations d'acquisition de ces installations.

Le Cetim avec son détecteur linéaire et son irradiation avec un faisceau en éventail propose des tomographies optimales avec un fort grandissement radiographique ($G = 3,37$) mais impose des temps d'acquisition longs (3 - 4 h). TEC Eurolab propose une irradiation de type hélicoïdal en géométrie de faisceau conique leur permettant de réaliser un grand nombre d'acquisitions avec un temps d'acquisition total limité (d'environ 2 h) pour un grandissement radiographique de 1,16. VJ Technologies utilise une irradiation de type circulaire avec un faible grandissement radiographique ($G = 1,11$) et un temps de pose de 10 secondes par projection induisant des temps d'acquisition longs (environ 7 h par tomographie). Enfin, la configuration d'irradiation du CEA avec l'accélérateur SATURNE utilise un grandissement radiographique de 1,48 plus élevé qu'avec les deux autres accélérateurs.

Les reconstructions faites par les différentes installations ont toutes été réalisées en se basant sur l'algorithme FDK avec le logiciel de reconstruction VGSTUDIO MAX (voir paragraphe 1.2.2 du chapitre 1).

2.2.2.2 Outils d'évaluation de la qualité des coupes reconstruites

La qualité des coupes reconstruites est évaluée à l'aide d'indicateurs présentés plus en détail au paragraphe 1.3 du chapitre 1 dont :

- **le rapport signal sur bruit**⁶ (RSB). Une zone d'intérêt est définie dans une partie uniforme du fantôme, représentée par les zones en pointillés rouges sur les images de la figure 2.15, et le rapport signal sur bruit est calculé via l'équation 1.7.
- **le rapport contraste sur bruit**⁷ (RCB). Deux zones d'intérêts sont définies dans des éléments ayant des intensités différentes. Ces zones sont représentées en pointillés verts et rouges sur les images de la figure 2.15 et le rapport contraste sur bruit est calculé via l'équation 1.8.
- **la résolution spatiale**⁸ (RS(10 %)). Elle est obtenue via une mesure d'étalement (ESF) sur le bord d'un des motifs du fantôme après reconstruction, représentée par la région en pointillés bleus sur la figure 2.15. La résolution spatiale est calculée via les équations 1.13, 1.14, 1.16 et 1.18.

6. Compare le niveau du signal souhaité (photons) au niveau du bruit de fond (pixels s'écartant de la normale), voir paragraphe 1.3.2 du chapitre 1.

7. Définit la relation entre les différences d'intensité du signal entre deux régions, mises à l'échelle du bruit de l'image, voir paragraphe 1.3.2 du chapitre 1.

8. Capacité du système d'imagerie à distinguer les structures adjacentes séparément les unes des autres, voir paragraphe 1.3.7 du chapitre 1.

TABLEAU 2.11 – Paramètres des tomographies réalisées sur quatre tomographies.

	Cetim Sud-ouest	TEC Eurolab	VJ Technologies	Tomographe CEA initial
Source de photons	Tube à rayons X MRX 600 HP	SIEMENS SILAC	LINATRON VARIAN M9A	Accélérateur SATURNE
Énergie - Tension	500 kV	6 MeV	9 MeV	9 MeV
Type de balayage	Circulaire	Helicoïdale	Circulaire	Circulaire
Type de faisceau	Éventail	Conique	Conique	Conique
Filtration	2 mm Cu (niveau source) + 0,5 mm Al (niveau détecteur)	15,7 mm Cu + 8 mm Pb (niveau source)	30 mm W (niveau source)	/
Taille tache focale	≈ 0,6 mm	≈ 2 mm	≈ 1,5 mm	≈ 0,4 mm
Détecteur	Détecteur linéaire	Flat panel Varex 4343 HE	Flat panel Perkin Elmer (scintillateur CsI(Tl))	Scintillateur GOS 1 miroir et 1 caméra
Taille du détecteur	800 mm de long	420 × 420 mm ²	400 × 400 mm ²	800 × 600 mm ²
Taille des pixels détecteur	400 µm	139 µm	154 µm	360 µm
Distance source/détecteur	1350 mm	2200 mm	4370 mm	2865 mm
Distance source/objet	400 mm	1900 mm	3937 mm	2046 mm
Grandissement radiographique	3,37	1,16	1,11	1,48
Tailles des pixels plan objet	118 µm	120 µm	139 µm	243 µm
Temps de pose par projection	0,05 ms	0,83 s	10 s	5 s
Temps de d'acquisition total	3 - 4 h	2 h	7 h	2 h
Nombre de projections	/	8608	2400	1500
Tailles des voxels de reconstruction	110 µm	120 µm	140 µm	200 µm

2.2.2.3 Tomographies des deux inserts de 50 mm de diamètre seuls

Les tomographies des deux inserts cylindriques de 50 mm de diamètre seuls ont été réalisées dans ces quatre installations avec les paramètres présentés dans le tableau 2.11. Pour permettre la comparaison visuelle des coupes, ces dernières sont normalisées pour avoir leur niveau de gris moyen à 1 et une dynamique d'image entre 0 et 1,2.

Des coupes issues des reconstructions tomographiques associées sont présentées sur la figure 2.15. Cette figure présente aussi les ESF ajustées⁹ sur la fente du cylindre B (zone en pointillés bleus) permettant de remonter aux résolutions spatiales associées à ces reconstructions. Ces valeurs de résolution spatiale sont présentées dans le tableau 2.12, ainsi que les valeurs de rapport signal sur bruit et de rapports contraste sur bruit.

TABLEAU 2.12 – Valeurs des indicateurs de qualité d'image associées aux reconstructions tomographiques des deux inserts de 50 mm de diamètre seuls.

	Cetim	TEC Eurolab	VJ Technologies	CEA
f(MTF(10 %)) fente	2,3 $\pm 0,2 \text{ mm}^{-1}$	1,41 $\pm 0,07 \text{ mm}^{-1}$	0,98 $\pm 0,05 \text{ mm}^{-1}$	0,61 $\pm 0,05 \text{ mm}^{-1}$
RS(10 %) fente	218 \pm 25 μm	355 \pm 18 μm	510 \pm 25 μm	820 \pm 48 μm
RSB insert fentes	18	79	91	39
RCB fente	5	34	17	17
Limite de détection fentes	0,1 mm	0,1 mm	0,1 mm	0,3 mm
RSB insert perçages	21	94	92	29
RCB perçage	6	33	16	12
Limite de détection perçages	0,5 mm	0,5 mm	0,5 mm	1 mm

La figure 2.15 et le tableau 2.12 permettent d'intercomparer les performances de ces tomographes :

- le tomographe du Cetim permet d'obtenir des coupes visuellement très nettes, mais très bruitées. Cela est confirmé par les mesures de rapport signal sur bruit qui sont d'environ 20 pour les deux inserts, avec une résolution spatiale d'environ 220 μm . De plus, le contraste des motifs est assez limité en partie à cause du bruit très important gommant les différences d'amplitude des motifs. Cela est explicité par le rapport contraste sur bruit qui est faible pour les deux reconstructions (environ 6),
- le tomographe de TEC Eurolab, permet d'avoir des coupes moins bruitées (RSB supérieur à 80) avec une résolution spatiale de 350 μm et des valeurs de rapport contraste sur bruit élevées (supérieurs à 30),

9. Tous les ajustements de ce mémoire, sauf mention contraire, sont réalisés par minimisation des moindres carrés via la fonction *curve_fit* de la librairie *scipy.optimize* de Python [53].

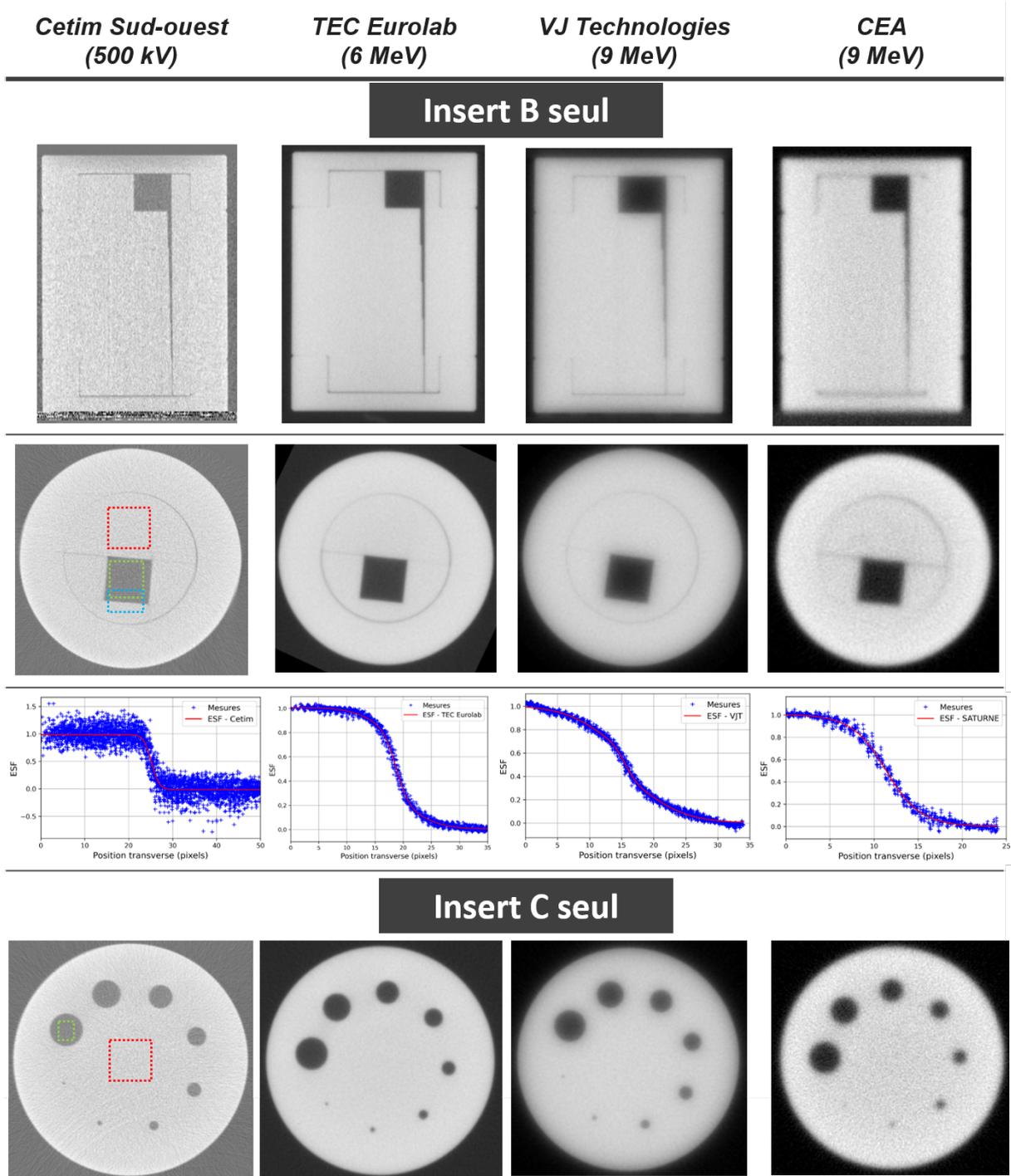


FIGURE 2.15 – Coupes issues des reconstructions tomographiques des deux inserts de 50 mm de diamètre seuls.

- les coupes obtenues avec le tomographe de VJ Technologies sont peu bruitées, mais ont un contraste moindre avec un effet de « voile » très visible sur les différents motifs qui peut être dû à la réponse du détecteur avec un scintillateur CsI (rémanence ou « ghost effect », explicité plus en détail au paragraphe 3.2.3.3 du chapitre 3) et à la présence d'un fond de diffusion interne au panneau. Cela résulte en un rapport contraste sur bruit faible (environ 17) malgré un rapport signal sur bruit élevé (supérieur à 90). De plus, les coupes sont plus floues avec une résolution spatiale d'environ 500 μm ,
- comme attendu, les coupes obtenues avec le tomographe du CEA sont plus floues avec une résolution spatiale de plus de 800 μm . Le rapport signal sur bruit s'avère assez faible malgré un rapport contraste sur bruit ayant des valeurs très proches de celles obtenues avec le tomographe de VJ Technologies. Le flou du détecteur étant plus élevé que celui de la source, l'utilisation d'un grandissement radiographique plus grand que pour les tomographes de TEC Eurolab et de VJ Technologies est nécessaire, mais pas suffisante pour atteindre des résolutions spatiales du même ordre de grandeur que les autres tomographes. De plus, il n'est pas possible de distinguer les perçages de diamètres inférieurs à 1 mm, et les fentes de moins de 0,3 mm de large contrairement aux trois autres tomographes permettant de voir le perçage ayant le plus petit diamètre (0,5 mm) et la plus petite fente (0,1 mm de large). Cela montre que la résolution spatiale globale du tomographe du CEA est plus grande que celle des autres tomographes, notamment celle du détecteur.

Le tomographe de TEC Eurolab, avec son accélérateur linéaire de 6 MeV et son détecteur à panneau plat, permet d'avoir des coupes très peu bruitées avec une bonne conservation du contraste et une faible résolution spatiale. Les performances de ce tomographe permettent d'avoir un ordre d'idée de ce qu'il se fait de mieux avec des éléments du commerce et orientera la mise à jour du tomographe de cette thèse.

2.2.2.4 Tomographies du fantôme complet (support et inserts cylindriques) de 200 mm de diamètre

Le fantôme complet (inserts de 50 mm de diamètre placés dans le support de 200 mm de diamètre) a été imagé par les tomographes de TEC Eurolab, de VJ Technologies et du CEA avec les paramètres présentés dans le tableau 2.11. Pour permettre la comparaison visuelle des coupes, ces dernières sont normalisées pour avoir leur niveau de gris moyen à 1 et une dynamique d'image entre 0 et 2.

Les coupes issues des reconstructions tomographiques associées sont présentées sur la figure 2.16. Cette figure présente aussi des vues rapprochées de la zone centrale de la coupe présentant les perçages calibrés de l'insert C et d'une zone de la coupe présentant les entailles calibrées de l'insert B. Les rapports signal sur bruit et contraste sur bruit associés à chaque reconstruction sont présentés dans le tableau 2.13. Contrairement à la section précédente, les coupes obtenues sont très bruitées, il n'est donc pas possible de réaliser de mesures d'ESF pour remonter à des valeurs de résolution spatiale.

Pour de grandes atténuations, le tomographe de TEC Eurolab permet d'avoir les coupes peu bruitées (RSB de 17) mais avec une mauvaise conservation du contraste (motifs peu visibles) induisant un rapport contraste sur bruit faible (RCB de 3).

Le tomographe de VJ Technologies, avec sa forte filtration du faisceau de photons, permet d'avoir un contraste élevé sur les motifs, mais le bruit important (RSB de 5) induit un rapport contraste sur bruit faible (RCB de 2).

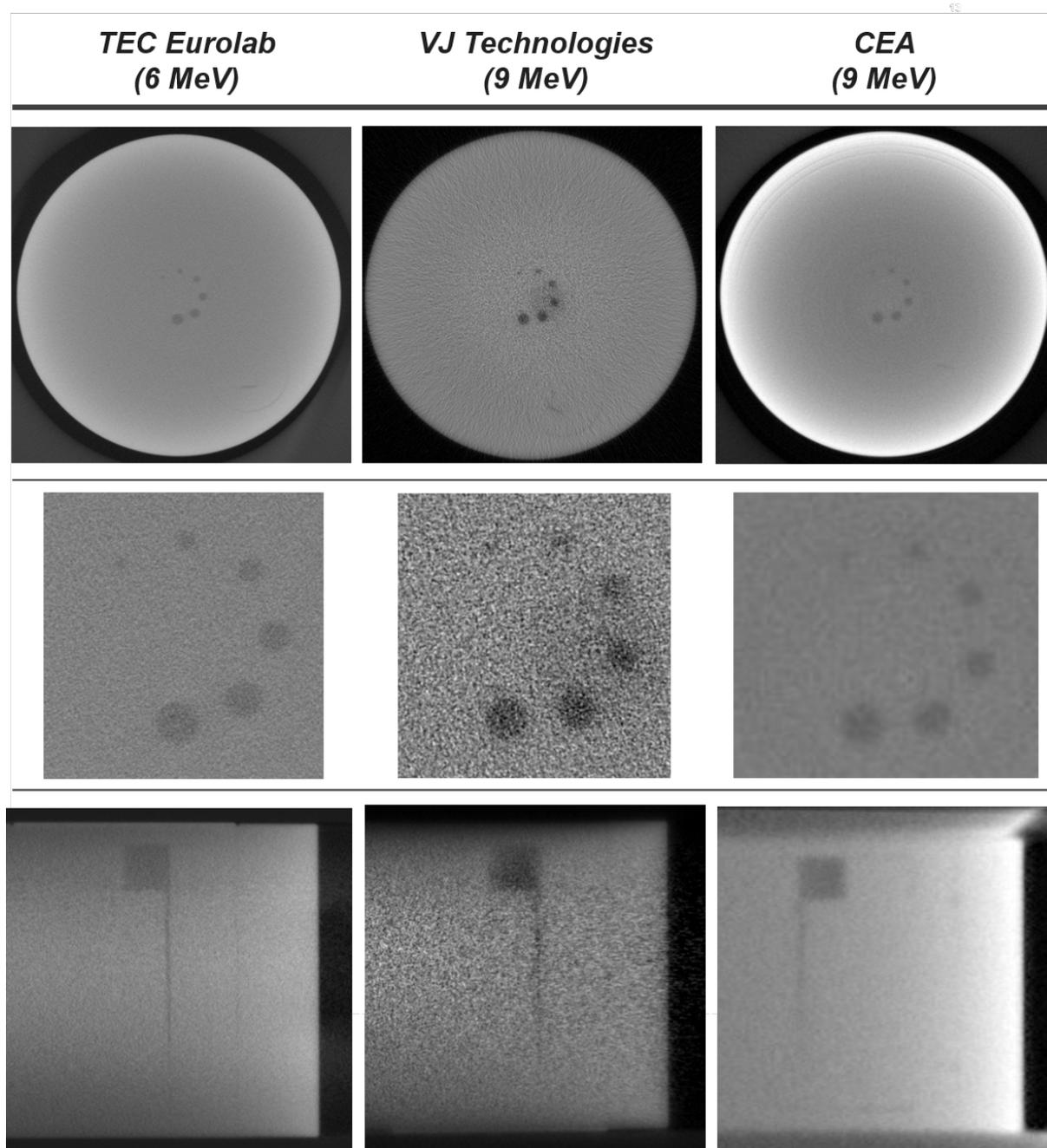


FIGURE 2.16 – Coupes issues des reconstructions tomographiques des fantômes complets (A + B + C) de 200 mm de diamètre.

TABLEAU 2.13 – Valeurs des indicateurs de qualité d'image associées aux reconstructions tomographiques du fantôme complet (A + B + C) de 200 mm de diamètres.

	TEC Eurolab	VJ Technologies	CEA
RSB	17	5	39
RCB perçage	3	2	3
Limite de détection perçages	2 mm	2 mm	3 mm
Limite de détection fentes	0,3 mm	0,7 mm	1 mm

Le tomographe du CEA permet d'obtenir des coupes avec peu de bruit (RSB de 39) mais avec très peu de contraste, comme explicité par le rapport contraste sur bruit de 3. De plus, il n'est pas possible de distinguer les perçages de diamètres inférieurs à 3 mm et les fentes plus fines que 1 mm, contrairement aux deux autres tomographes permettant de voir des perçages ayant des diamètres de 2 mm et jusqu'à la fente de 0,3 mm de large avec le tomographe de TEC Eurolab. Cela confirme que la résolution spatiale globale du tomographe du CEA est plus grande que celle des autres tomographes.

2.3 Conclusion

La comparaison des huit tomographes de cet état de l'art a permis de montrer que leur résolution spatiale globale est en moyenne autour des 500 μm . Ces performances ont pu être confirmées via une intercomparaison expérimentale de certains de ces tomographes. Pour ce faire, un fantôme d'intercomparaison a été fabriqué et envoyé sur les tomographes ayant les meilleures résolutions spatiales annoncées¹⁰, afin de mesurer leur résolution spatiale (RS(10 %)) via une méthodologie identique. Lors de cette intercomparaison, le tomographe de TEC Eurolab, composé d'un accélérateur de 6 MeV et d'un détecteur à panneau plat, est celui présentant la plus faible résolution spatiale, d'environ 350 μm , avec des rapports signal sur bruit élevés même pour des objets en acier de 200 mm de diamètre.

Contrairement à tous les accélérateurs décrits dans cet état de l'art, le tomographe du CEA présente l'avantage de disposer d'une tache focale pouvant être réduite pour atteindre 0,4 mm de diamètre. Une tache focale réduite présente l'avantage d'être compatible avec de plus forts grandissements radiographiques permettant d'améliorer la résolution spatiale des images acquises. Cependant, la résolution spatiale globale du tomographe du CEA est de plus de 800 μm malgré un grandissement radiographique de 1,48. C'est donc la résolution spatiale du détecteur qui est limitante et élevée par rapport à celle des détecteurs des autres tomographes.

La mise à jour du tomographe de cette thèse a pour objectif d'atteindre, pour une irradiation à 9 MeV, des résolutions spatiales de l'ordre de la centaine de micromètres, donc de dépasser les performances du tomographe de TEC Eurolab qui est le mieux résolu de ceux intercomparés durant l'état de l'art.

10. Sans prendre en compte le tomographe du LLNL, présenté au paragraphe 2.1.7, bien plus avancé technologiquement mais qui n'a pas pu être intercomparé car non ouvert à l'extérieur (en tout cas hors États-Unis).

Pour ce faire, une mise à jour matérielle du système de détection va tout d'abord être réalisée d'après les configurations des tomographes présentés dans cet état de l'art. Suite à la description de ces systèmes et le test de leurs performances, deux solutions technologiques vont être explorées en parallèle dans le chapitre suivant :

- la caractérisation et le test d'un détecteur à panneau plat utilisé par de nombreuses installations comme les tomographes de TEC Eurolab, de l'Empa ou encore de VJ Technologies. Ce type de détecteur est produit industriellement et présente l'avantage d'être facilement mis en place tout en ayant de hautes résolutions spatiales,
- l'optimisation du détecteur initial à reprise d'image couplant composé d'un scintillateur imagé par une caméra afin de l'adapter à la haute résolution. En effet, des systèmes comme le tomographe de Jesse Garant ou le détecteur CoLOSSIS du LLNL utilisent ce type de détecteur afin d'atteindre de faibles résolutions spatiales.

Chapitre 3

Dimensionnement et test d'un détecteur haute énergie à haute résolution

Le système de tomographie haute énergie utilisé par le laboratoire, présenté en détail au paragraphe 2.1.8 du chapitre 2, permet de tomographier des objets massifs (comme des colis de déchets) avec une résolution spatiale d'environ $0,8 \text{ mm}$ ¹. Afin de répondre aux enjeux de haute résolution de cette thèse, énoncés dans l'introduction de ce mémoire, ce chapitre présente le dimensionnement d'un détecteur haute résolution pour la tomographie haute énergie avec un **objectif de résolution spatiale de l'ordre de la centaine de micromètres pour des objets métalliques ayant des épaisseurs équivalentes de 50 à 200 mm d'acier**.

Pour ce dimensionnement deux solutions technologiques, inspirées des tomographes étudiés dans l'état de l'art réalisé au chapitre 2, sont explorées. Tout d'abord, l'approvisionnement et la caractérisation d'un détecteur à panneau plat qui présente l'avantage d'être rapidement mis en place avec des temps d'acquisition courts. Il permet également d'avoir la meilleure résolution spatiale actuellement sur le marché de l'imagerie haute énergie (annoncée à environ $200 \text{ }\mu\text{m}$ pour un pixel de $100 \text{ }\mu\text{m}$). Cependant, sa structure compacte pourrait être rapidement endommagée par les faisceaux de photons hautes énergies. Puis, la deuxième solution étudiée est la mise à jour du détecteur initialement utilisé par le laboratoire composé d'un scintillateur imagé par une caméra bas bruit (détecteur à reprise d'image) afin de l'adapter aux objectifs de haute résolution.

3.1 Approvisionnement d'un détecteur à panneau plat

Comme explicité dans l'état de l'art réalisé au chapitre 2, plusieurs plateformes de tomographies haute énergie utilisent des détecteurs à panneau plat. Ce type de détecteur produit industriellement présente l'avantage d'être rapidement mis en place tout en fournissant de hautes résolutions spatiales.

Afin de pouvoir tester les performances d'un tel détecteur au paragraphe 3.3, un détecteur à panneau plat NDT 1717HE de chez iRay [54] a été approvisionné fin 2021². C'est l'un des premiers détecteurs de ce type compatible avec des énergies allant jusqu'à 15 MeV tout en ayant des pixels de $100 \times 100 \text{ }\mu\text{m}^2$ ³.

Le NDT 1717HE, présenté sur la figure 3.1a, est un détecteur de $42,6 \times 42,6 \text{ cm}^2$. Une image acquise contient 4260×4260 pixels avec un encodage de 16 bits. Comme détaillé par iRay, le scintillateur GOS (sulfure d'oxyde de gadolinium dopé au terbium, $\text{Gd}_2\text{O}_2\text{S}(\text{Tb})$)

1. Dans la suite de ce mémoire, la « résolution spatiale » est équivalente à la définition de la $\text{RS}(10 \%)$ de l'équation 1.18.

2. Ce détecteur a été reçu par le laboratoire en dernière année de thèse.

3. La taille des pixels des détecteurs à panneau plat compatibles avec la haute énergie est plutôt autour des $200 \text{ }\mu\text{m}$ [14, 15].

embarqué est un écran Mitsubishi DRZ-Plus [55]. L'épaisseur correspondante du GOS est d'environ 210 μm , de sorte que le pas d'échantillonnage corresponde à environ la moitié de l'épaisseur sensible. Les caractéristiques de ce détecteur sont résumées dans le tableau 3.1. La résolution spatiale attendue avec ce détecteur (d'après les données constructeur) est d'environ 200 μm .

La figure 3.1b présente le détecteur mis en place dans le caisson détecteur du tomographe de la cellule CINPHONIE. Comme préconisé par iRay, pour une source de photons de 9 MeV, le détecteur est blindé en ajoutant 100 mm de plomb devant les parties électroniques.

Le détecteur panneau plat est placé à 2867 mm de la source.

TABLEAU 3.1 – Caractéristiques du détecteur à panneau plat NDT 1717HE de iRay [54].

Scintillateur	GOS Mitsubishi DRZ-Plus [55]
Épaisseur du scintillateur	$\approx 210 \mu\text{m}$
Taille des pixels	$100 \times 100 \mu\text{m}^2$
Taille du détecteur	$426 \times 426 \text{ mm}^2$
Gamme d'énergies	40 keV à 15 MeV



(a) Détecteur à panneau plat iRay avec en blanc la zone sensible et la partie noire contient l'électronique de lecture.



(b) Détecteur mis en place dans le caisson détecteur initial avec un blindage en plomb de 100 mm.

FIGURE 3.1 – Photographie du détecteur à panneau plat iRay.

Les performances de ce détecteur sont évaluées expérimentalement via la tomographie d'objets réels au paragraphe 3.3.

3.2 Mise à jour du détecteur initial

La mise à jour du détecteur initial (détecteur à reprise d'image) est décomposée en plusieurs étapes détaillées dans les sections suivantes avec notamment les caractérisations expérimentales unitaires des différents éléments le composant (caméra, objectif, scintillateur) afin de sélectionner les plus adaptés aux objectifs de performance (meilleure résolution spatiale).

Tout d'abord, la taille de la tache focale de la source de photons doit être caractérisée car c'est un paramètre fixe qui va influencer le flou global du tomographe.

3.2.1 Caractérisation de la source de photons

La source de photons du tomographe du laboratoire est un accélérateur linéaire d'électrons appelé SATURNE présenté plus en détail au paragraphe 2.1.8 du chapitre 2. Issu de la rénovation d'un accélérateur médical, il présente l'avantage d'avoir une énergie pouvant varier de 9 à 21 MeV et d'avoir une tache focale ajustable (contrairement aux accélérateurs du commerce).

Des mesures de la tache focale sont réalisées avec les réglages correspondant à la tache focale minimale. Pour ce faire, une collimation verticale très étroite (fente de 10 μm), formée par deux blocs de tungstène et des feuilles d'aluminium, est placée à 20 cm de la cible. Une chambre d'ionisation est fixée derrière cette collimation et mesure la quantité de rayonnement la traversant. Un déplacement latéral pas à pas de cette collimation permet d'obtenir un balayage de la tache focale et donc d'avoir son profil, équivalant à une fonction de dispersion d'une ligne (LSF). Ce qui est appelé tache focale de la source correspond alors à la largeur à mi-hauteur de cette LSF. La LSF obtenue est tracée sur la figure 3.2 ainsi que son ajustement par une double fonction gaussienne⁴. Le tableau 3.2 présente les paramètres d'ajustement de la LSF et sa largeur à mi-hauteur. Les incertitudes associées sont extraites de l'ajustement⁵.

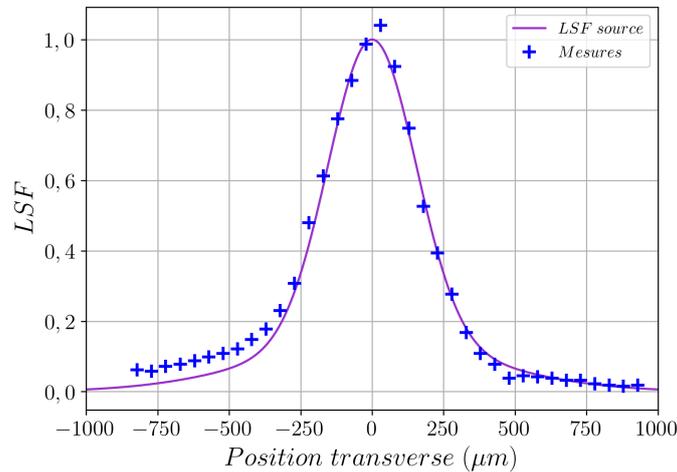


FIGURE 3.2 – LSF de la source de photons mesurée et son ajustement via une double fonction gaussienne.

TABLEAU 3.2 – Paramètres d'ajustement et largeur à mi-hauteur de la LSF de la source de photons.

	Paramètres d'ajustement de la LSF			FWHM LSF
	Norme	FWHM1	FWHM2	
Source	$0,95 \pm 0,02$	$359 \pm 17 \mu\text{m}$	$950 \pm 79 \mu\text{m}$	$390 \pm 20 \mu\text{m}$

La tache focale de la source de photons a une largeur à mi-hauteur d'environ 400 μm , c'est un paramètre fixe participant au flou global du tomographe. À noter que les accélérateurs du commerce ont plutôt des largeurs à mi-hauteur de l'ordre de 1,5 mm [30, 43].

4. Tous les ajustements de ce mémoire, sauf mention contraire, sont réalisés par minimisation des moindres carrés via la fonction `curve_fit` de la librairie `scipy.optimize` de Python [53].

5. Incertitude à un écart type.

3.2.2 Détecteur initial

Le détecteur initial du tomographe est composé d'un ensemble d'éléments permettant l'acquisition des images radiographiques. La figure 3.3 présente la géométrie et les dimensions de ce système de détection qui est composé :

- d'un scintillateur GOS de 1,4 mm d'épaisseur, de surface de $800 \times 600 \text{ mm}^2$, déposé sur un renforçateur en tantale de 1 mm d'épaisseur, appelé scintillateur Grand Champ (en orange sur la figure 3.3),
- d'un miroir à renvoi d'angle à 45° (en gris sur la figure 3.3),
- d'un objectif HyperPrime ayant une distance focale de 25 mm et une grande ouverture (F/0,95) [56] (en violet sur la figure 3.3),
- d'une caméra Zyla de la société Andor [57] composée d'un capteur de type sCMOS (pour scientific Complementary Metal–Oxide–Semiconductor) monochrome [58] avec 2560×2160 pixels de $6,5 \times 6,5 \text{ }\mu\text{m}^2$ (en vert sur la figure 3.3),
- d'un caisson détecteur contenant l'ensemble de ces éléments (en noir sur la figure 3.3).

L'utilisation d'un miroir à renvoi d'angle permet d'isoler la caméra du faisceau de photons direct (flèche jaune sur la figure 3.3).

La figure 3.4 présente un schéma simplifié du détecteur initial (sans prise en compte du miroir à renvoi d'angle) ainsi que les grandeurs géométriques clefs associées avec :

- D_{champ} la largeur du champ de vue à imager au niveau du scintillateur,
- D_{pixels} la largeur du capteur de la caméra,
- $D_{optique}$ la distance entre l'écran et la lentille de l'objectif,
- D la distance entre la lentille de l'objectif et le capteur de la caméra,
- f_o le foyer (objet) de la lentille de l'objectif,
- o le centre optique de la lentille de l'objectif,
- F la distance focale de la lentille de l'objectif.

Ce type de détecteur, couplant scintillateur et caméra, possède un **grandissement optique** interne. Ce grandissement optique est défini comme étant le rapport de la largeur du champ de vue au niveau du scintillateur et de la largeur du capteur de la caméra, soit :

$$G_{opt} = \frac{\text{Taille champ de vue scintillateur}}{\text{Taille capteur caméra}} = \frac{D_{champ}}{D_{pixels}} \quad (3.1)$$

Il est également possible de définir les relations optiques classiques de ce type de système :

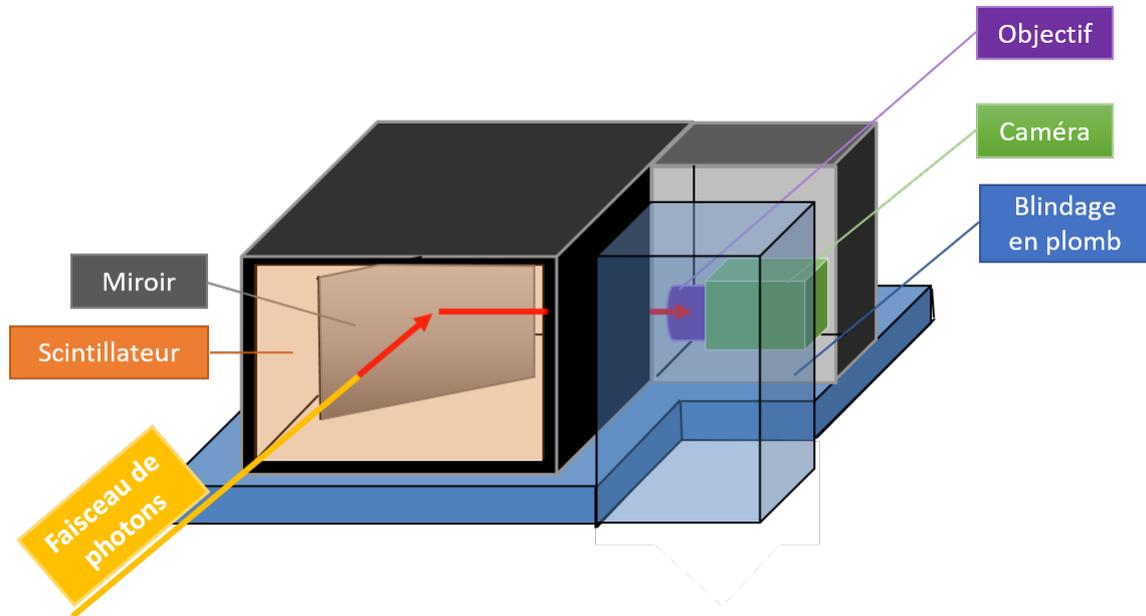
$$\frac{1}{D_{optique}} + \frac{1}{D} = \frac{1}{F} \quad (3.2)$$

$$G_{opt} = \frac{D_{optique}}{D} \quad (3.3)$$

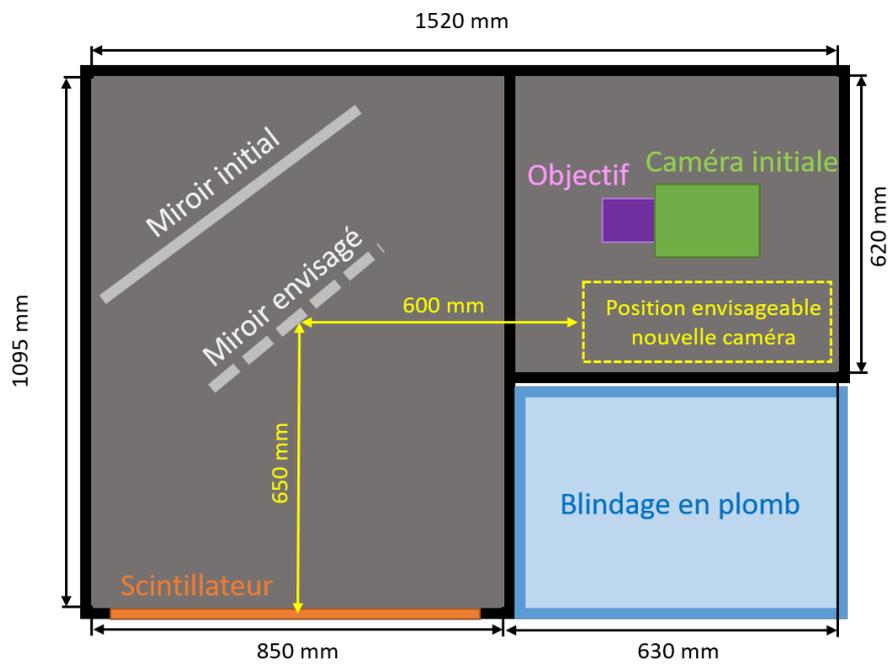
La distance optique qui est la distance entre le scintillateur et le centre optique de l'objectif peut alors être définie d'après ces deux équations par :

$$D_{optique} = F(G_{opt} + 1) \quad (3.4)$$

À distance focale fixe, plus le grandissement optique est petit, plus la distance optique est petite. Cependant, une distance optique minimale est nécessaire afin d'isoler la caméra du rayonnement direct de photons (voir figure 3.3).



(a) Schéma 3D du caisson détecteur.



(b) Caisson détecteur initial vu du dessus.

FIGURE 3.3 – Géométrie et dimensions du système de détection initiale du laboratoire.

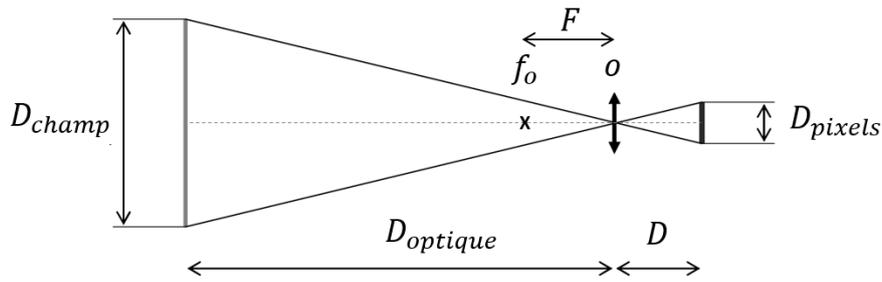


FIGURE 3.4 – Schéma d'un système optique composé d'un écran scintillateur, d'une lentille de distance focale F et d'un capteur pixelisé.

De plus, le flou optique au niveau de l'écran scintillateur est le flou optique au niveau du capteur multiplié par ce grandissement optique. La résolution spatiale des images acquises est donc liée au grandissement optique appliqué. Un grandissement optique faible permet de diminuer la propagation du flou de l'optique au niveau du scintillateur.

Pour des raisons de budget et de disponibilité du détecteur initial pour d'autres activités sur le tomographe, le détecteur mis à jour doit pouvoir s'adapter au caisson détecteur initial. Le nouveau scintillateur remplacera donc le scintillateur Grand Champ (en orange sur la figure 3.3) ; le miroir, la caméra et l'objectif devront pouvoir être intégrés dans ce caisson. Afin de minimiser le grandissement optique (pour limiter la propagation du flou de l'optique au niveau du scintillateur), la caméra doit être placée au plus proche du scintillateur, tout en restant isolée du faisceau de photons direct. La caméra doit donc être placée dans une zone proche du blindage en plomb, délimitée par les pointillés jaunes sur la figure 3.3. Du fait de la géométrie et des dimensions de ce caisson, présentées sur cette même figure, **une distance optique minimale de 1250 mm** (650 mm + 600 mm) est imposée pour le dimensionnement du détecteur et sa mise en place expérimentale.

À noter cependant que pour de futurs travaux, cette distance optique n'est pas forcément optimale et pourrait être modifiée par un changement du caisson détecteur.

3.2.3 Évaluation des performances et sélection des différents éléments de détection

Le but de cette section est de caractériser les différents éléments composant le système de détection afin de sélectionner les plus adaptés à la haute résolution tout en pouvant être intégrés dans le caisson détecteur. Seront donc évaluées dans les paragraphes suivants les performances :

- de différents capteurs de caméra,
- de différents objectifs,
- de différents scintillateurs.

3.2.3.1 Évaluation des performances des capteurs des caméras

La caméra initialement utilisée par le laboratoire est une caméra Zyla de la société Andor [57] composée d'un capteur sCMOS avec 2560×2560 pixels de $6,5 \times 6,5 \mu\text{m}^2$.

Les capteurs sCMOS, basés sur les technologies de conception des capteurs CMOS, ont été créés en 2009 et offrent l'avantage d'avoir un faible bruit de lecture (par rapport aux

capteurs CMOS) tout en ayant une haute sensibilité et une grande vitesse de lecture. Peu de grands capteurs sCMOS présentant des pixels de quelques micromètres sont présents sur le marché. Plusieurs caméras commerciales ont été comparées et il s'avère que la plupart des capteurs sCMOS utilisés dans ces caméras, répondant à nos critères, ont en fait des caractéristiques proches⁶ (mêmes tailles de pixels, mêmes tailles de capteurs) [59, 60, 61, 62]. Ayant à disposition au laboratoire une caméra Zyla de la société Andor, utilisée dans le détecteur initial, nous nous sommes tout particulièrement intéressés à deux autres caméras produites par cette société et adaptées à l'imagerie haute énergie : les modèles Marana et Balor ; ceci permettant de réutiliser le logiciel d'acquisition développé par le laboratoire. Les caractéristiques de leur capteur sont présentées dans le tableau 3.3.

TABLEAU 3.3 – Caractéristiques des trois caméras de la société Andor comparées.

	Caméra Zyla 5.5 [57]	Caméra Marana [63]	Caméra Balor [64]
Type de capteur	Front Illuminated sCMOS	Back-Illuminated sCMOS	Front Illuminated sCMOS
Tailles des pixels (μm^2)	$6,5 \times 6,5$	11×11	12×12
Taille du capteur (pixels)	2560×2160	2048×2048	4128×4104
Taille du capteur (mm^2)	$16,61 \times 14,04$	$22,5 \times 22,5$	$49,54 \times 49,25$
Efficacité quantique pour $\lambda = 550 \mu\text{m}$⁷	$\approx 60 \%$	jusqu'à 95 %	$\approx 60 \%$
Prix	$\approx 15\,000\text{€}$	$\approx 23\,000\text{€}$	$\approx 150\,000\text{€}$

Les capteurs des caméras Zyla et Balor ont une architecture de capteur « à éclairage par l'avant » (Front Illuminated sCMOS), le schéma de cette architecture est présenté à gauche de la figure 3.5. Chaque pixel est précédé par une microlentille pour aider à diriger la lumière à travers le réseau de câblage afin qu'elle arrive au mieux sur la partie sensible des photodiodes. La partie des photons nécessairement absorbée ou réfléchiée par le circuit de câblage entraîne une limite à l'efficacité de ces capteurs (au maximum 50 à 60 %).

Le capteur de la caméra Marana est dit « rétroéclairé » (Back Illuminated sCMOS), le schéma de cette architecture est présenté à droite de la figure 3.5. Le capteur a été retourné par rapport aux capteurs « à éclairage par l'avant » et le substrat en silicium (wafer) aminci jusqu'aux photodiodes. La lumière peut alors atteindre directement les photodiodes sans être déviée ou absorbée par le circuit de câblage, ce qui permet à ces capteurs d'avoir une très grande efficacité de détection, d'environ 90 % (comparable à celle des capteurs Charge-Coupled Device ou CCD).

6. La conception initiale des capteurs sCMOS est issue d'un consortium entre les sociétés BAE Systems, Andor et PCO, d'où le fait que les capteurs qu'elles proposaient en 2020, lors de notre recherche bibliographique, soient semblables. Depuis de nouvelles générations de capteurs ont pu voir le jour.

7. Les scintillateurs sélectionnés au paragraphe 3.2.3.3 émettent dans le vert.

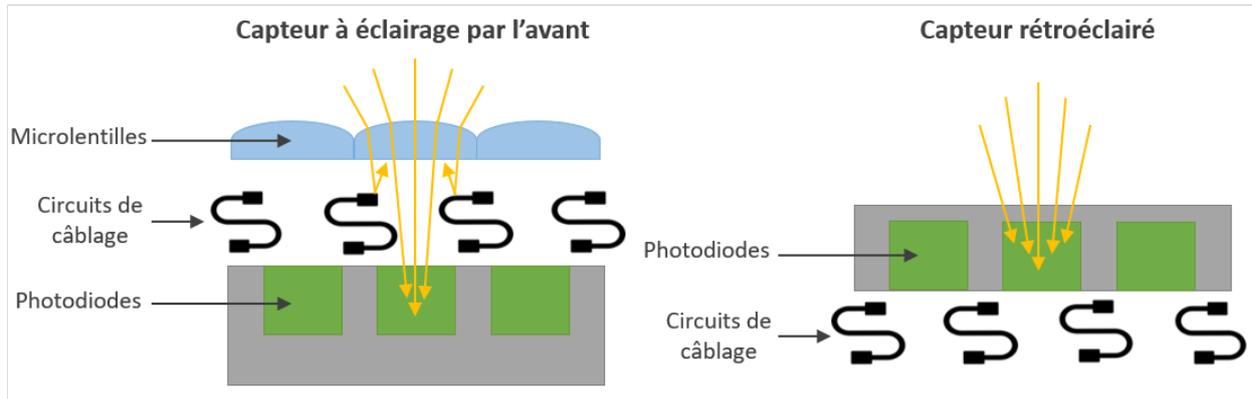


FIGURE 3.5 – Schéma des capteurs sCMOS à éclairage par l'avant (à gauche) et rétroéclairés (à droite).

Le coût de la caméra Balor est très significatif (150 000 €) et elle n'a pas pu être obtenue en prêt par le laboratoire pour en caractériser le capteur. De plus, il n'existe pas d'objectif du commerce adapté à cette caméra qui est essentiellement destinée aux télescopes ou aux microscopes. L'objectif devrait donc être fabriqué sur mesure impliquant un coût supplémentaire de l'ordre, voire supérieur, à celui de la caméra. Pour ces deux raisons, cette caméra n'est pas retenue pour la mise à jour du système de détection.

La suite de cette section présente donc une évaluation expérimentale de la résolution spatiale des capteurs des caméras Zyla et Marana. Pour ce faire, les étapes sont les suivantes :

- création et caractérisation d'une source lumineuse micrométrique sur un capteur de référence,
- mesure de la fonction de dispersion d'un point (PSF) des capteurs Zyla et Marana en les éclairant avec le spot micrométrique (obtention de la fonction de transfert de modulation (MTF) totale),
- extraction de la MTF et de la résolution spatiale des capteurs seuls.

Création et caractérisation d'un spot micrométrique

La source lumineuse est produite par une diode laser verte⁸ de 5 mW [65] focalisée dans une fibre optique ayant un cœur de 50 μm à l'aide d'une lentille de couplage [66]. Un objectif Mitutoyo avec un grossissement $\times 100$ et une distance de travail de 13 mm [67] est ajouté en sortie de fibre optique. Il permet de réduire la taille de la source d'un facteur 100 (en théorie), afin d'avoir un spot micrométrique, et de conserver une distance suffisante (13 mm) entre l'objectif et le capteur, pour éviter les risques de collision accidentelle lors des mesures.

La mesure de la PSF de cette source est réalisée à l'aide d'un module caméra Raspberry Pi V2.1 [68] composé d'un capteur Sony IMX219 de 3280×2464 pixels de 1,12 μm de côté. La figure 3.6 présente une vue rapprochée de ce capteur et la figure 3.7 le schéma optique de la formation du spot micrométrique. Le dispositif expérimental total est présenté sur la figure 3.8.

8. Car les scintillateurs sélectionnés au paragraphe 3.2.3.3 émettent dans le vert.

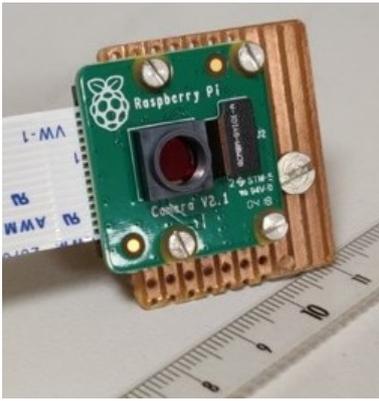


FIGURE 3.6 – Vue rapprochée du capteur Raspberry Pi V2.1.

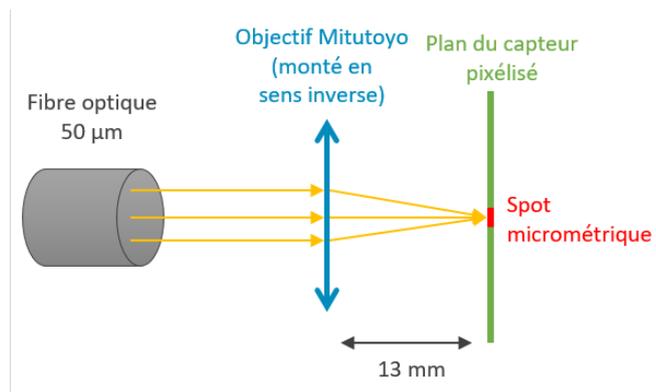


FIGURE 3.7 – Schéma optique de la formation du spot micrométrique.

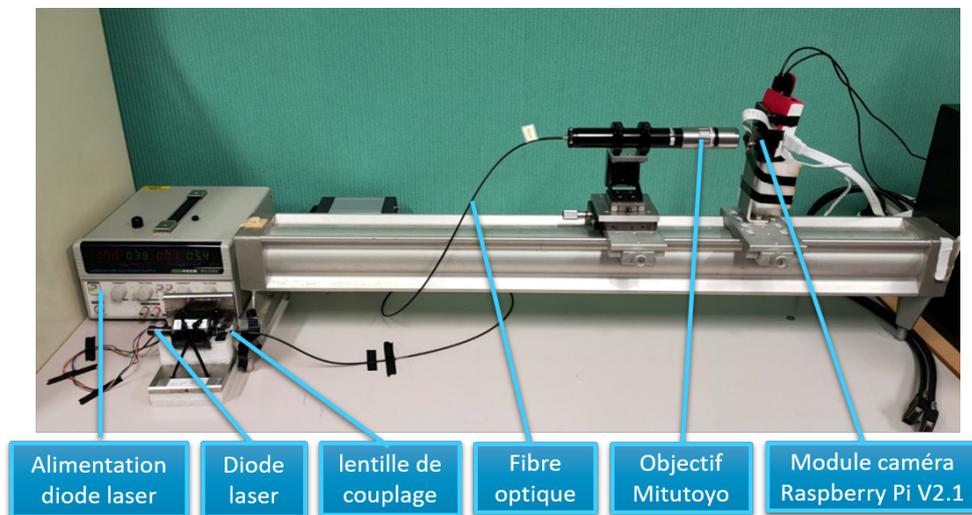


FIGURE 3.8 – Dispositif expérimental pour la caractérisation du spot micrométrique.

L'image acquise⁹, présentée sur la figure 3.9, est ensuite analysée afin d'en tirer des profils vertical et horizontal de l'image du spot micrométrique sur le capteur Sony IMX219 pour obtenir des PSF.

Comme vu dans le chapitre 1 au paragraphe 1.3, l'obtention de la résolution spatiale via des mesures de PSF s'accompagne de l'utilisation de la fonction de dispersion d'une ligne (LSF) puis d'un passage dans l'espace de Fourier pour déterminer la fonction de transfert de modulation (MTF). Dans ce cas-là, le passage par la MTF peut s'avérer indispensable puisque le calcul de la LSF totale dans le domaine spatial consiste à convoluer les LSF des différents éléments, ce qui revient à mathématiquement multiplier les MTF entre elles. La détermination de la MTF des différents éléments peut alors se faire par multiplication ou division des MTF, ce qui est beaucoup plus simple que la manipulation des LSF avec des produits de convolution (comme explicité au paragraphe 1.3.6 du chapitre 1 par l'équation 1.17).

9. Les capteurs Sony IMX219 sont des capteurs de type CMOS polychromes enregistrant des images en couleur via une matrice de Bayer spécialisant chaque photodiode à une composante rouge, verte, ou bleue du signal. Pour nos mesures, seuls les pixels de la couleur d'intérêt (ici le vert) sont donc sélectionnés, les pixels manquant étant interpolés.

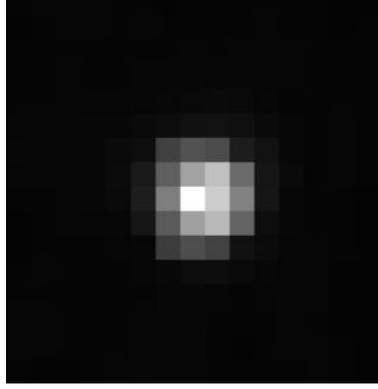


FIGURE 3.9 – Image (PSF(x,y)) du spot obtenue sur le capteur Sony IMX219.

Le capteur ayant des pixels de petites dimensions (par rapport à l'étalement du spot sur la figure 3.9 et la taille des pixels des capteurs Zyla et Marana de 6,5 et 11 μm respectivement), de 1, $12 \times 1, 12 \mu\text{m}^2$, l'effet de sa MTF d'échantillonnage peut être considéré comme négligeable (vérifié au paragraphe suivant) d'où :

$$MTF_{Spot \text{ sur capteur}} \approx MTF_{Spot \text{ réel}} \quad (3.5)$$

L'image acquise (figure 3.9) est à deux dimensions et les profils extraits suivant l'un des axes de l'image permettent d'obtenir des PSF. Ici, l'ajustement de la PSF est réalisé avec une seule fonction gaussienne et non avec une double fonction gaussienne comme dans l'équation 1.9, car la norme de la première fonction gaussienne était proche de 1 permettant de négliger la deuxième (le spot est donc intrinsèquement gaussien). Les équations de la PSF, de la LSF et de la MTF pour un ajustement par une seule fonction gaussienne sont donc :

$$PSF(r) = \frac{e^{-\frac{(r)^2}{2\sigma^2}}}{\sqrt{2\pi}\sigma} \quad (3.6)$$

$$LSF(x) = \int_{-\infty}^{+\infty} PSF(x, y) dy = \frac{e^{-\frac{(x)^2}{2\sigma^2}}}{\sqrt{2\pi}\sigma} \quad (3.7)$$

$$MTF(f) = e^{-(2\pi\sigma f)^2} \quad (3.8)$$

avec σ l'écart type de la fonction gaussienne et f la fréquence spatiale. La LSF et la MTF ainsi obtenues sont donc aussi des fonctions gaussiennes.

Les ajustements des PSF issues des profils vertical et horizontal de l'image sont équivalents à moins de 3 % près. Pour la suite de cette étude, la PSF, et donc les deux profils, sont considérés comme parfaitement symétriques et c'est l'ajustement du profil vertical qui est conservé car étant le plus pénalisant. Les courbes de PSF¹⁰ et de MTF du spot micrométrique sont tracées sur la figure 3.10. Le tableau 3.4 présente les paramètres d'ajustement de la PSF. Les incertitudes associées sont liées aux ajustements réalisés.

10. Pour les mesures de PSF et d'ESF de ce chapitre, au moins 100 images sont acquises puis moyennées de sorte que les incertitudes de mesures soient négligeables.

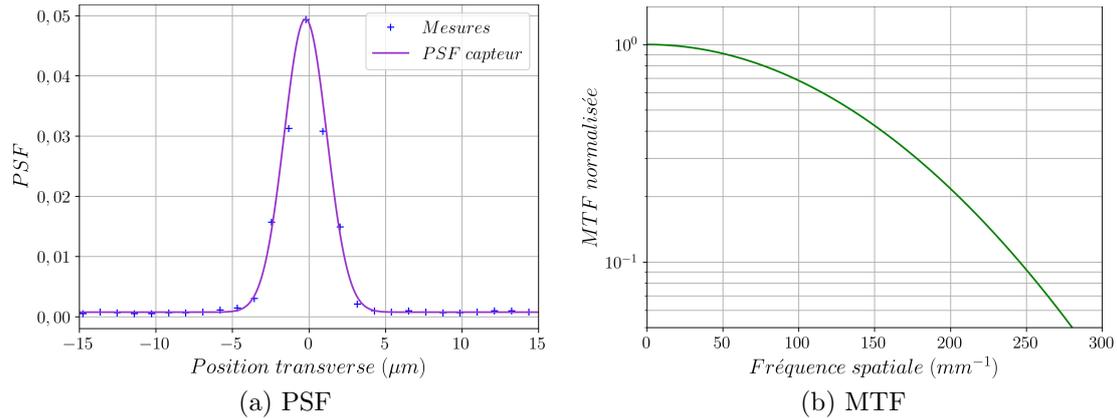


FIGURE 3.10 – Courbes de la PSF et de la MTF du spot micrométrique.

TABLEAU 3.4 – Paramètres d’ajustement de la PSF du spot micrométrique.

Norme	1
FWHM	$3,4 \pm 0,1 \mu\text{m}$

La courbe de MTF de la figure 3.10 permet de déterminer les valeurs de la fréquence de MTF à 10 % et de la résolution spatiale du spot micrométrique présentées dans le tableau 3.5.

TABLEAU 3.5 – Valeurs de la fréquence de MTF à 10 % et de la résolution spatiale (RS(10 %)) du spot micrométrique.

Spot micrométrique	
$f(\text{MTF}(10\%))$	RS(10 %)
$248 \pm 16 \text{ mm}^{-1}$	$2,0 \pm 0,2 \mu\text{m}$

Mesure de la PSF du capteur Zyla

La résolution spatiale du capteur Zyla est caractérisée en l’éclairant avec le spot micrométrique précédemment caractérisé. Comme présenté sur la figure 3.11, le capteur Zyla est rectangulaire et la direction verticale est définie comme celle correspondant au grand côté (du fait de contraintes de fixation mécanique).

Le dispositif expérimental est présenté sur la figure 3.12.



FIGURE 3.11 – Vue rapprochée de la matrice du capteur Zyla.

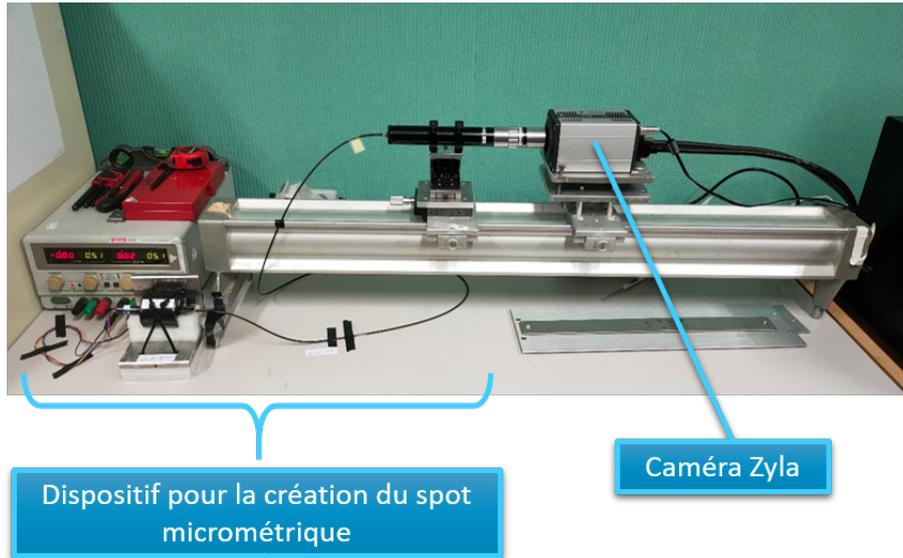


FIGURE 3.12 – Dispositif expérimental pour la détermination de la PSF du capteur Zyla.

L'image acquise, présentée sur la figure 3.13, est ensuite analysée afin d'en tirer des profils vertical et horizontal de l'image du spot micrométrique sur le capteur Zyla.

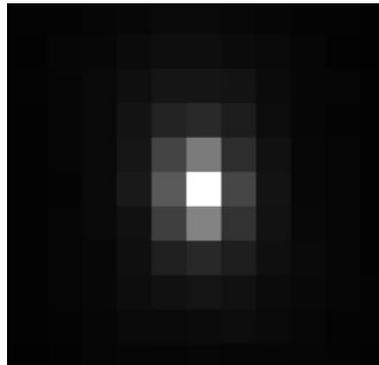


FIGURE 3.13 – Image du spot micrométrique ($PSF(x,y)$) obtenue sur le capteur Zyla.

La connaissance de la MTF du spot micrométrique (déterminée au paragraphe précédent) permet d'isoler la MTF liée seulement au capteur Zyla. En effet, la MTF obtenue d'après l'image acquise est décomposée comme suit :

$$MTF_{Spot\ sur\ capteur} = MTF_{Spot\ réel} \times MTF_{Capteur\ Zyla} \quad (3.9)$$

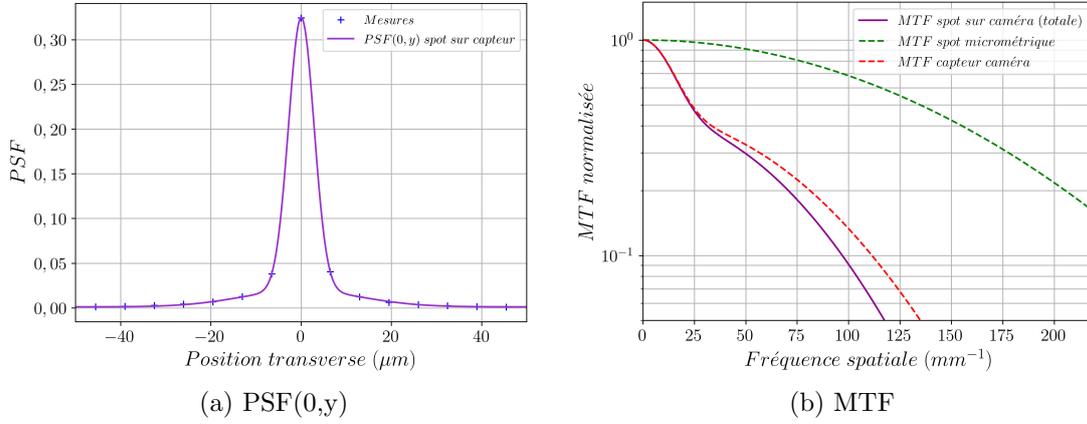
À noter que la MTF d'échantillonnage n'est pas prise en compte car l'ajustement permet de passer d'une PSF discrète à une PSF continue sans effet d'échantillonnage. De plus, comme vu ci-après, l'échantillonnage n'est pas le paramètre limitant pour le capteur avec une fréquence de coupure d'environ $308\ mm^{-1}$.

L'image acquise (figure 3.13) est à deux dimensions et les profils extraits suivant l'un des axes de l'image permettent d'obtenir des PSF. Ici, les PSF et donc les LSF et les MTF, sont ajustées avec une double fonction gaussienne via les équations 1.9, 1.12 et 1.16.

Les courbes de PSF et de MTF d'un profil vertical et d'un profil horizontal de l'image acquise sont présentées sur la figure 3.14. Le tableau 3.6 présente les paramètres d'ajustement

de ces PSF verticales et horizontales. Les incertitudes associées sont liées aux ajustements réalisés.

Profil Vertical



Profil Horizontal

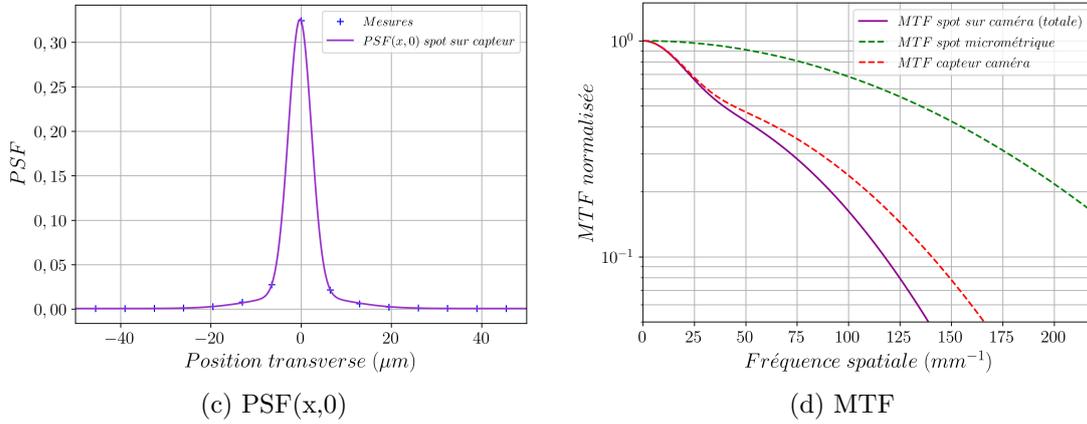


FIGURE 3.14 – Courbes de PSF du capteur Zyla éclairé par le spot micrométrique et courbes de MTF des différents éléments pour les profils vertical et horizontal.

TABLEAU 3.6 – Paramètres d’ajustement de la PSF du capteur Zyla éclairé par le spot micrométrique pour les profils vertical et horizontal (capteur + spot micrométrique).

	Profil vertical	Profil horizontal
Norme	$0,94 \pm 0,06$	$0,95 \pm 0,07$
FWHM1	$6,7 \pm 0,3 \mu\text{m}$	$6,0 \pm 0,3 \mu\text{m}$
FWHM2	$31 \pm 2 \mu\text{m}$	$23 \pm 1 \mu\text{m}$

Les courbes de la figure 3.14 montrent que l’étalement du spot micrométrique (largeur à mi-hauteur de la PSF de $3,4 \mu\text{m}$) est petit devant l’étalement du capteur Zyla (largeur à mi-hauteur de la PSF de $10 \mu\text{m}$). Ainsi prendre en compte ou non le flou du capteur Raspberry Pi dans la section précédente modifierait peu l’effet de la MTF du spot micrométrique dans l’évaluation de la MTF du capteur Zyla. Le choix de ne pas prendre en compte le flou du capteur du Raspberry Pi est donc validé a posteriori.

Les courbes de MTF de la figure 3.14 permettent de déterminer les valeurs de fréquence de MTF à 10 % et de résolution spatiale du capteur Zyla pour les deux profils, présentées dans le tableau 3.7.

TABLEAU 3.7 – Valeurs de fréquence de MTF à 10 % et de résolution spatiale (RS(10 %)) pour les profils vertical et horizontal du capteur Zyla seul.

	$f(\text{MTF}(10\%))$	RS(10 %)
Capteur Zyla Profil vertical	$111 \pm 8 \text{ mm}^{-1}$	$4,5 \pm 0,5 \text{ }\mu\text{m}$
Capteur Zyla Profil horizontal	$140 \pm 10 \text{ mm}^{-1}$	$3,5 \pm 0,3 \text{ }\mu\text{m}$

Les valeurs de résolution spatiale et de fréquence de MTF à 10 % obtenues avec les profils vertical et horizontal (tableau 3.7) présentent un écart de 20 % (étalement plus important du profil vertical). Obtenir une telle asymétrie alors que les pixels sont carrés est assez surprenant. Cela peut venir de la technologie des capteurs sCMOS à éclairage par l'avant utilisée dans la caméra Zyla : il est possible que les circuits de câblage ne soient pas exactement symétriques dans les deux directions entraînant une diffusion lumineuse différente (voir figure 3.5).

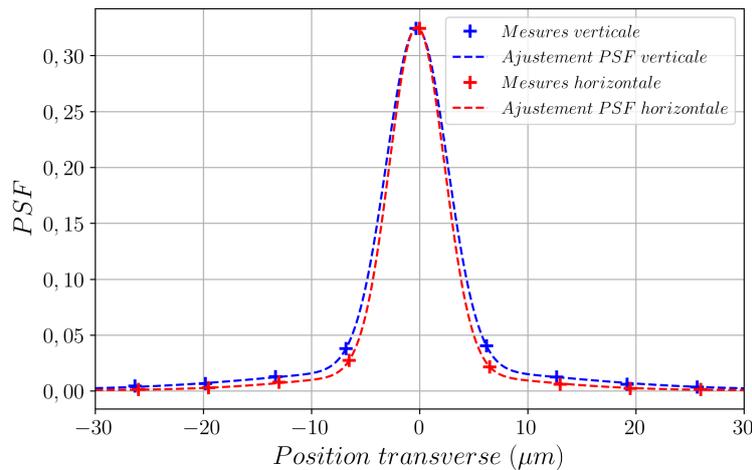


FIGURE 3.15 – Comparaison des ajustements des PSF pour les profils vertical (en bleu) et horizontal (en rouge) du capteur Zyla éclairé par le spot micrométrique.

Les mesures faites dans le plan vertical étant les plus pénalisantes, c'est ce profil qui est utilisé dans la suite de cette étude. La fréquence de MTF à 10 % du capteur Zyla dans le plan vertical vaut $111 \pm 8 \text{ mm}^{-1}$ et correspond donc à **une résolution spatiale d'environ $4,5 \text{ }\mu\text{m}$** .

Mesure de la PSF du capteur Marana

En suivant la même méthodologie que précédemment, le capteur Marana est caractérisé en l'éclairant avec le spot micrométrique. Ce capteur carré est composé de 2048×2048 pixels de $11 \times 11 \text{ }\mu\text{m}^2$. Une vue rapprochée de ce capteur est présentée sur la figure 3.16. Le dispositif expérimental est représenté sur la figure 3.17.

L'image acquise, présentée sur la figure 3.18, est ensuite analysée afin d'en tirer des profils vertical et horizontal de l'image du spot micrométrique sur le capteur Marana.

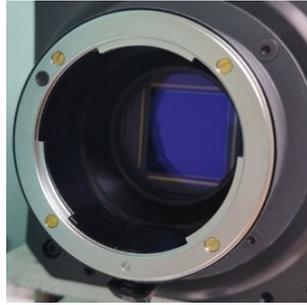


FIGURE 3.16 – Vue rapprochée de la matrice du capteur Marana.

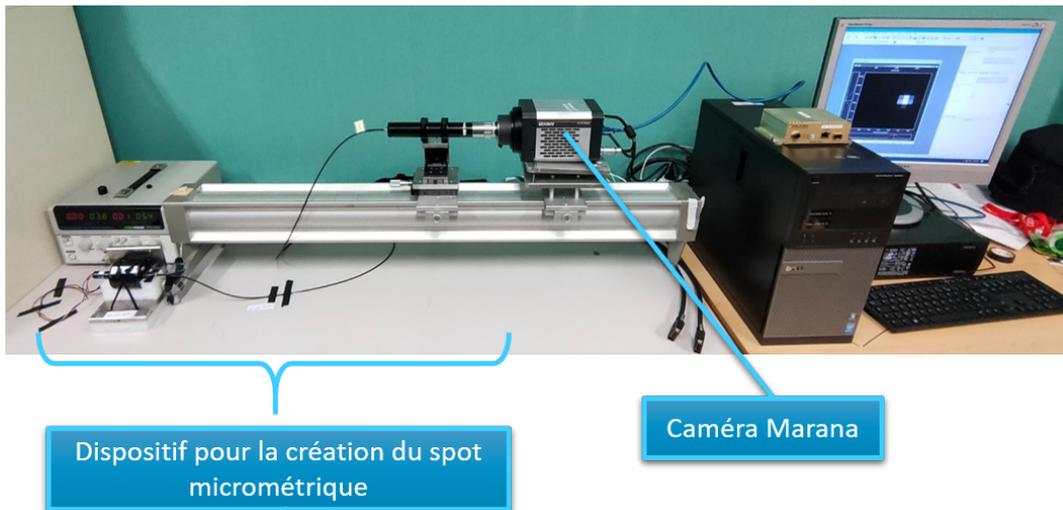
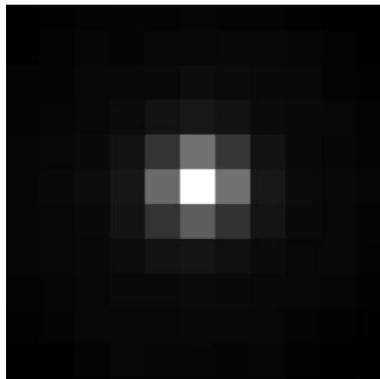


FIGURE 3.17 – Dispositif expérimental pour la détermination de la PSF du capteur Marana.

FIGURE 3.18 – Image du spot micrométrique obtenue ($PSF(x,y)$) sur le capteur Marana.

Comme pour la caractérisation du capteur Zyla, les PSF et donc les LSF et MTF, sont ajustées avec une double fonction gaussienne via les équations 1.9, 1.12 et 1.16.

Contrairement à la caméra Zyla, les profils vertical et horizontal de l'image sont symétriques et leurs ajustements sont équivalents à moins de 4 % près. Pour la suite de cette étude, la PSF, et donc les deux profils, sont considérés comme parfaitement symétriques et c'est l'ajustement du profil vertical qui est conservé car étant le plus pénalisant. Le capteur sCMOS rétroéclairé de la caméra Marana a donc les mêmes propriétés quel que soit son sens. Cette observation va dans le sens de l'hypothèse que les capteurs sCMOS à éclairage par l'avant peuvent induire une asymétrie de la résolution spatiale du fait des circuits de câblage présents sur le chemin

des photons incidents avant les photodiodes.

Les courbes de PSF et de MTF sont présentées sur la figure 3.19. Le tableau 3.8 présente les paramètres d'ajustement de cette PSF.

À noter que la MTF d'échantillonnage du capteur Marana n'est pas prise en compte car l'ajustement permet de passer d'une PSF discrète à une PSF continue sans effet d'échantillonnage.

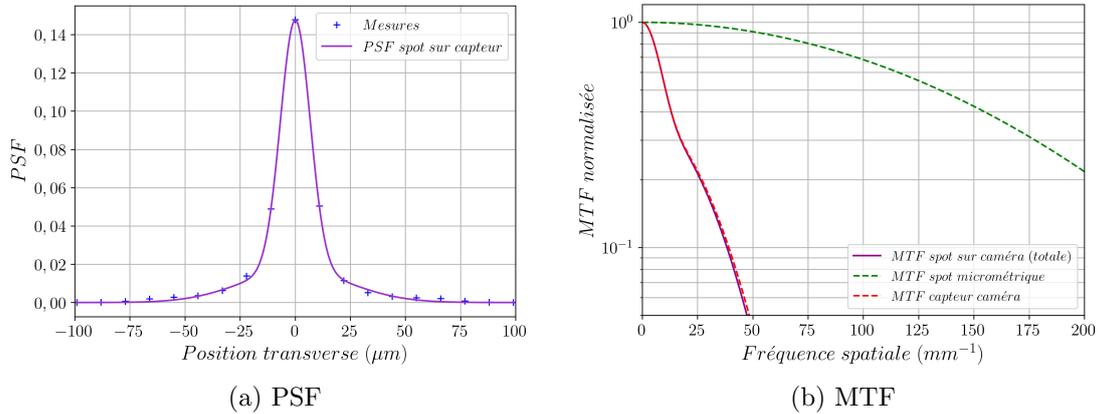


FIGURE 3.19 – Courbes de PSF du capteur Marana éclairé par le spot micrométrique et courbes de MTF des différents éléments.

TABLEAU 3.8 – Paramètres d'ajustement de la PSF du capteur Marana éclairé par le spot micrométrique (capteur + spot micrométrique).

Norme	$0,89 \pm 0,05$
FWHM1	$15,9 \pm 0,9 \mu\text{m}$
FWHM2	$58 \pm 3 \mu\text{m}$

La courbe de MTF de la figure 3.19 permet de déterminer les valeurs de fréquence de MTF à 10 % et de résolution spatiale du capteur seul présentées dans le tableau 3.9.

TABLEAU 3.9 – Valeurs de fréquence de MTF à 10 % et de résolution spatiale (RS(10 %)) du capteur Marana seul.

	$f(\text{MTF}(10\%))$	RS(10 %)
Capteur Marana	$39 \pm 3 \text{ mm}^{-1}$	$13 \pm 1 \mu\text{m}$

La fréquence de MTF à 10 % du capteur Marana vaut $39 \pm 3 \text{ mm}^{-1}$ et correspond donc à **une résolution spatiale d'environ 13 μm** .

Choix de la caméra

La caméra Marana présente l'avantage d'avoir un capteur de $22,5 \times 22,5 \text{ mm}^2$, plus grand que celui de la caméra Zyla (de $16,1 \times 14,04 \text{ mm}^2$). Cependant, la résolution spatiale de cette caméra est de 13 μm alors que celle de la caméra Zyla est de 4,5 μm , soit un facteur

de presque 3 entre ces deux résolutions spatiales. **C'est donc la caméra Zyla qui est la plus adaptée pour la mise à jour du système de détection et qui sera utilisée dans la suite de cette étude.**

Pour une future évaluation d'autres capteurs, le paramètre discriminant est le ratio taille du capteur sur résolution spatiale qui devra dépasser celui de la caméra Zyla pour être pertinent. Pour la caméra Zyla il est de $14 / 4,5 = 3,11$ alors qu'avec la caméra Marana il est de $22,5 / 11 = 2,05$.

3.2.3.2 Évaluation des performances des objectifs

Pour notre application, les objectifs sont principalement caractérisés par leur distance focale, notée F , et leur MTF (ou résolution spatiale). D'après l'équation 3.4, à distance optique fixe, la distance focale de l'objectif va influencer le grandissement optique du montage. Ainsi plus la distance focale est grande, plus le grandissement optique sera faible et plus le champ de vue sera réduit.

Sélection d'un objectif

Afin de sélectionner l'objectif le plus adapté pour le dimensionnement d'un détecteur haute résolution, les performances en termes de résolution spatiale de plusieurs objectifs du commerce ayant différentes distances focales vont être comparées à partir de leur courbe de MTF. Ne pouvant pas acheter un grand nombre d'objectifs pour les tester au laboratoire, la sélection est faite en se basant sur les MTF fournies par les fabricants. Cependant, ces courbes sont généralement définies à basse fréquence (entre 15 et 40 mm^{-1}) [69, 70], alors que la fréquence de la MTF à 10 %, permettant de remonter à la résolution spatiale, est évaluée à haute fréquence (supérieure à 100 mm^{-1} , voir courbes de MTF des objectifs de la figure 3.24). À notre connaissance, les seules courbes de MTF à hautes fréquences publiées concernent des objectifs Sigma de la ligne Art [71, 72]¹¹ pour lesquels des caractérisations sont réalisées jusqu'à 240 mm^{-1} . C'est donc cette gamme d'objectifs qui est considérée dans la suite de cette étude.

L'article [71] fournit les MTF de dix objectifs Sigma de la ligne Art jusqu'à des fréquences spatiales de 50 mm^{-1} pour leur nombre d'ouverture¹² maximal ($F/1,4$ et $F/1,8$), et l'article [72] fournit les MTF des objectifs ayant une distance focale de 40 mm et 105 mm à haute fréquence (jusqu'à 240 mm^{-1}) mais pour un nombre d'ouverture réduit à $F/4$.

Afin de sélectionner un objectif, leurs MTF sont reportées sur la figure 3.20. De plus, pour comparaison, le grandissement optique et le champ de vue avec la caméra Zyla en fonction de la distance focale des objectifs sont présentés dans le tableau 3.10 pour une distance optique fixée à 1250 mm (distance optique minimale possible pour le dimensionnement, voir paragraphe 3.2.2).

La figure 3.20 montre que les courbes de MTF à basse fréquence des objectifs Sigma ont tendance à être plus hautes si leur distance focale est élevée. Les objectifs aux focales élevées vont donc être en général mieux résolus.

11. Objectifs haute résolution pour la photographie [69].

12. L'ouverture réelle d'un objectif est le diamètre mesurable d'ouverture du diaphragme par laquelle passe la lumière. En général, le terme « nombre d'ouverture » est utilisé. C'est le rapport entre la distance focale de l'objectif et le diamètre d'ouverture du diaphragme. Un objectif ayant une distance focale de 50 mm avec une ouverture réelle de 25 mm , aura un nombre d'ouverture de $50/25 = 2$ noté $F/2$.

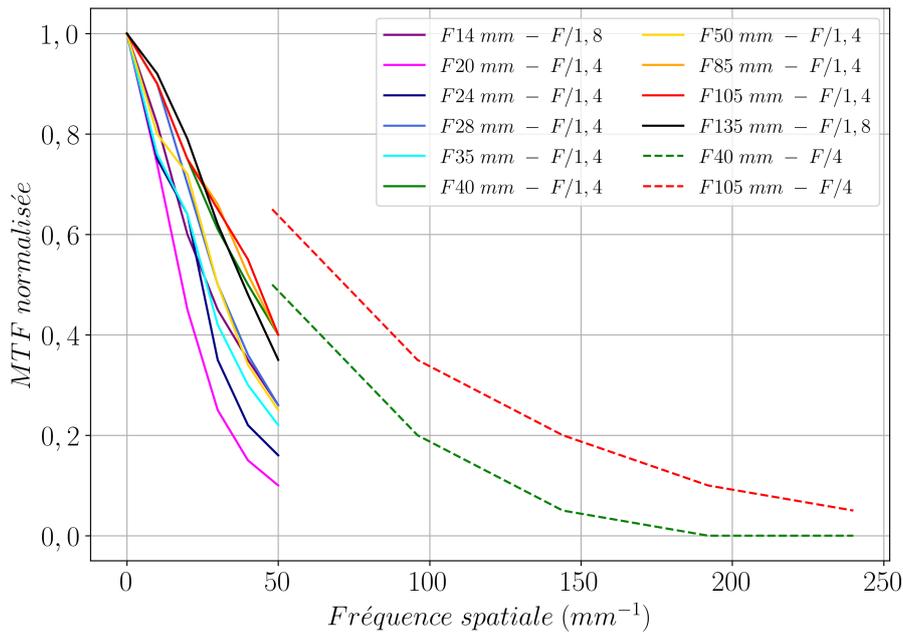


FIGURE 3.20 – MTF des objectifs Sigma de la ligne Art ayant différentes distances focales d'après [71, 72].

TABLEAU 3.10 – Grandissements optiques et champs de vue avec la caméra Zyla en fonction de la distance focale de différents objectifs Sigma de la ligne Art pour une distance optique fixée à 1250 mm.

Distance focale objectifs Sigma Art (mm)	Distance optique fixée (mm)	G_{opt}	Champ de vue avec caméra Zyla (mm)
F14 mm	1250	88,3	1240
F20 mm		61,5	863
F24 mm		51,1	717
F28 mm		43,6	613
F35 mm		34,7	487
F40 mm		30,3	425
F50 mm		24,0	337
F85 mm		13,7	192
F105 mm		10,9	153
F135 mm		8,3	116

L'objectif avec une distance focale de 105 mm est celui qui permet d'obtenir les courbes de MTF les plus hautes (meilleures résolutions spatiales) à basses et hautes fréquences (courbes rouges en trait plein et pointillés sur la figure 3.20). À noter que de meilleures résolutions spatiales (courbes de MTF plus hautes) sont obtenues pour un nombre d'ouverture de $F/4$. Cependant, ce nombre d'ouverture n'est pas exploitable avec des caméras scientifiques. En effet, l'ouverture des objectifs modernes est pilotée électroniquement par le boîtier des appareils photo, mais les caméras scientifiques ne disposent pas d'un tel système de pilotage¹³. Ainsi, avec les caméras considérées dans ce mémoire, les objectifs peuvent seulement être utilisés avec leur nombre d'ouverture par défaut (maximal).

Afin de choisir l'objectif le plus adapté à la géométrie du détecteur, ces courbes de MTF sont projetées dans le plan scintillateur en les multipliant respectivement par les valeurs de grandissement optique présentées dans le tableau 3.10 spécifiques à chaque objectif (avec une distance optique fixée à 1250 mm).

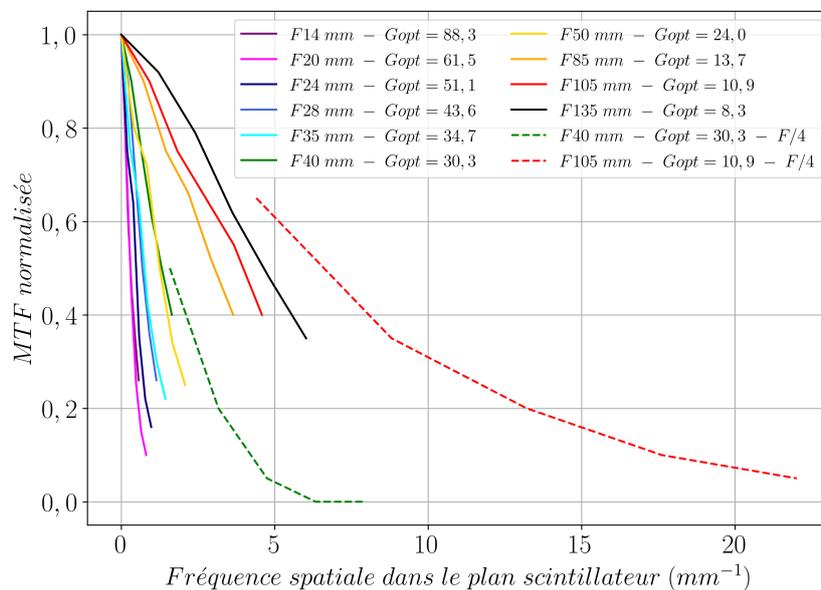


FIGURE 3.21 – MTF des objectifs Sigma de la ligne Art projetées dans le plan scintillateur pour une distance optique fixée à 1250 mm.

D'après la figure 3.21, les objectifs avec de petites distances focales ont des MTF (projetées dans le plan scintillateur) très basses fréquences, donc des résolutions spatiales dégradées. En effet, pour une distance optique fixée, les objectifs avec une petite distance focale imposent des grandissements optiques élevés induisant une forte propagation du flou optique au niveau du scintillateur. En contrepartie, des grandissements optiques élevés permettent d'avoir un champ de vue de la caméra sur le scintillateur plus grand (voir tableau 3.10).

Les objectifs avec de grandes distances focales (supérieures à 50) imposent des grandissements optiques réduits permettant d'avoir des courbes de MTF de plus haute fréquence dans le plan scintillateur (meilleures résolutions spatiales). Cependant, de faibles grandissements optiques induisent une réduction du champ de vue de la caméra sur le scintillateur. Or, dans le cadre de ce dimensionnement, notre critère de choix de l'objectif est principalement sa haute résolution spatiale au détriment de la possible réduction du champ de vue. À noter qu'un

13. Récemment des adaptateurs sont apparus sur le marché, permettant le pilotage des objectifs [73].

champ de vue de 150 mm permet tout de même d'imager des objets ayant jusqu'à 200 mm de diamètre pour un grandissement radiographique de 1,5 en demi-champ¹⁴.

Ce sont donc les objectifs avec des distances focales de 105 mm et 135 mm qui permettent d'avoir les courbes de MTF de plus hautes fréquences (courbes rouge et noire sur la figure 3.21). Ces courbes étant proches et n'ayant des données hautes fréquences que pour l'objectif avec une focale de 105 mm, c'est donc cet objectif qui a été sélectionné et approvisionné afin d'être caractérisé au laboratoire. En prolongeant sa courbe de MTF dans le plan capteur pour un nombre d'ouverture de $F/1,4$ (courbe rouge sur la figure 3.20), sa fréquence de MTF à 10 % devrait être autour de 100 mm^{-1} , soit une résolution spatiale d'environ $5 \mu\text{m}$.

La caractérisation expérimentale de cet objectif est détaillée dans la section suivante et est comparée à celle de l'objectif HyperPrime utilisé dans le détecteur initial, ayant une distance focale de 25 mm et une grande ouverture ($F/0.95$) [56].

Mesure des ESF des objectifs HyperPrime 25 mm et Sigma 105 mm

Afin d'obtenir les résolutions spatiales des objectifs HyperPrime 25 mm et Sigma 105 mm, des mesures de leur fonction de dispersion d'un front (ESF) avec la caméra Zyla sont réalisées, permettant d'obtenir les MTF totales. Les MTF des objectifs sont ensuite décorrélées de ces MTF totales via la connaissance de la MTF du capteur Zyla obtenue au paragraphe 3.2.3.1. Les dispositifs expérimentaux pour les deux objectifs sont présentés sur la figure 3.22.

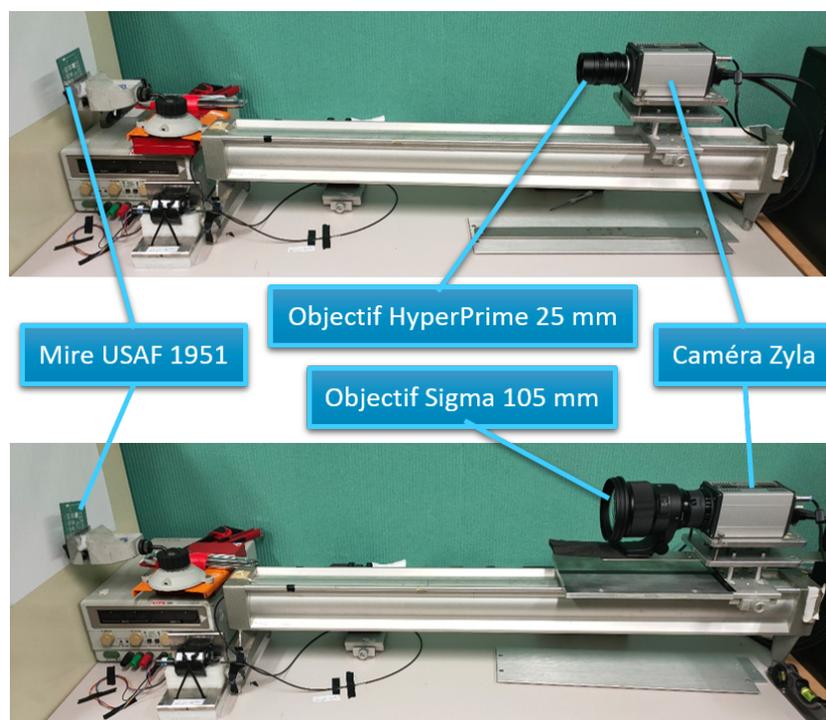


FIGURE 3.22 – Dispositif expérimental pour la détermination des ESF des objectifs HyperPrime 25 mm et Sigma 105 mm.

14. Méthode d'acquisition consistant à décaler la position de l'objet de sorte que l'un de ses bords soit aligné avec la limite du champ de vue de la caméra sur le scintillateur. Le rayon central du faisceau de photons provenant de la source n'est alors plus dirigé à travers le milieu de l'objet. Ainsi seule une partie de l'objet (au moins la moitié) est imagée à chaque projection permettant d'étendre le champ de vue d'un facteur deux au maximum (d'où le terme « demi-champ »).

Ces mesures s'appuient sur la méthode du bord absorbant [26], elle consiste à réaliser l'image d'un objet présentant un bord parfaitement usiné (ici le bord d'une fine couche métallique déposée sur le verre d'une mire USAF 1951¹⁵ [74] qui présente des motifs faisant jusqu'à 0,5 μm de large) afin de remonter à la fonction de dispersion d'un front (ESF). Cette mesure permet ensuite de déduire la LSF par dérivation de l'ESF (équation 1.13), puis la MTF et la résolution spatiale associée (équations 1.16 et 1.18). Pour exemple, l'image de la mire obtenue avec l'objectif Sigma est présentée sur la figure 3.23. Le bord utilisé pour déterminer l'ESF est celui du carré pointé par la flèche rouge. La mire est légèrement inclinée afin de permettre un sur-échantillonnage des ESF en ramenant dans le même plan les ESF obtenues pour chaque ligne de pixels pour un profil du bord. L'ESF finale pour un profil est donc décrite par plus de points de mesures permettant d'avoir des ajustements plus précis (comme pour les profils des figures 3.24a et 3.24c).

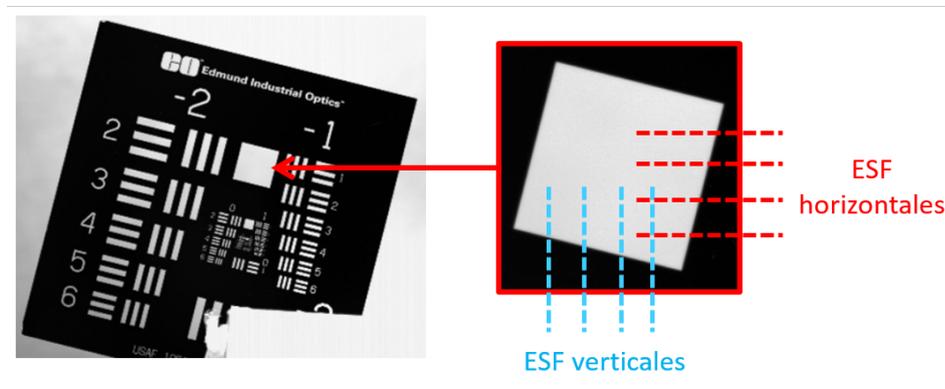


FIGURE 3.23 – Image de la mire obtenue avec la caméra Zyla et l'objectif Sigma 105 mm et zoom sur les bords utilisés pour les calculs des ESF dans le plan vertical et horizontal.

Les mesures des ESF verticales et horizontales sont faites à partir des profils passant par le bord de l'objet dans les deux plans différents comme représenté sur figure 3.23. Les points expérimentaux des ESF ainsi obtenus sont ajustés avec une fonction composée d'une somme de deux fonctions d'erreur (équation 1.14). La LSF, et donc la MTF, sont alors sous forme d'une double fonction gaussienne (équations 1.12 et 1.16).

L'équation de la MTF de cette étape (en supposant que la mire est parfaite) est donc :

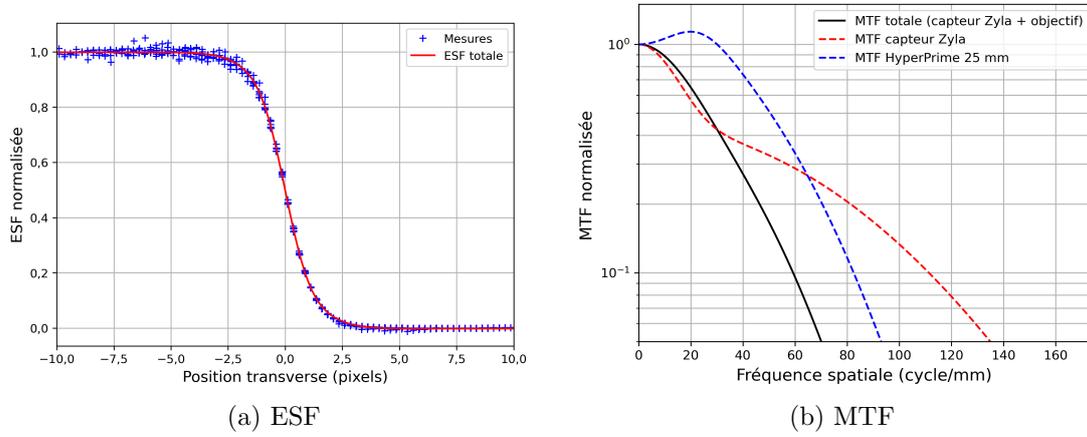
$$MTF_{Image\ Mire\ sur\ capteur} = MTF_{Objectif} \times MTF_{Capteur\ Zyla} \quad (3.10)$$

Les ajustements des ESF issues des profils vertical et horizontal sont équivalents à 4 % près pour l'objectif HyperPrime et à 5 % près pour l'objectif Sigma. Pour la suite de cette étude, les deux profils sont considérés comme parfaitement symétriques pour ces deux objectifs et c'est l'ajustement du profil vertical qui est conservé car étant le plus pénalisant.

Les courbes d'ESF et de MTF des deux objectifs sont tracées sur la figure 3.24 et le tableau 3.11 présente les paramètres d'ajustement de leur ESF.

15. Dispositif de test de résolution optique microscopique défini à l'origine par l'US Air Force pour tester la précision des satellites ou des avions, norme MIL-STD-150A de 1951.

Objectif HyperPrime 25 mm



Objectif Sigma 105 mm

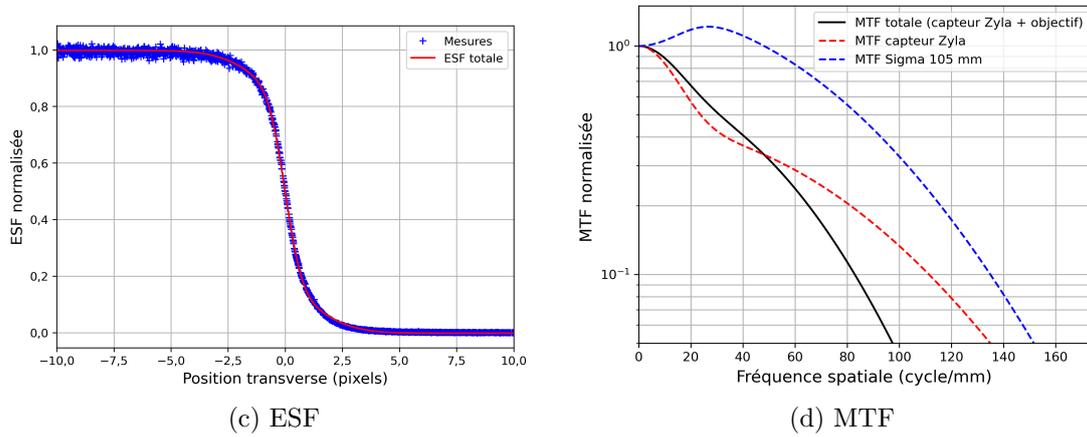


FIGURE 3.24 – Courbes d'ESF de la caméra Zyla avec les objectifs HyperPrime 25 mm et Sigma 105 mm et courbes de MTF des différents éléments.

TABLEAU 3.11 – Paramètres d'ajustement des ESF de la caméra Zyla avec les objectifs HyperPrime 25 mm et Sigma 105 mm (capteur caméra + objectif).

	Objectif HyperPrime	Objectif Sigma 105 mm
Norme	$0,85 \pm 0,06$	$0,94 \pm 0,05$
FWHM1	$11,8 \pm 0,7 \mu\text{m}$	$8,40 \pm 0,05 \mu\text{m}$
FWHM2	$24,6 \pm 1,1 \mu\text{m}$	$27,5 \pm 1,2 \mu\text{m}$

Les courbes de MTF des deux objectifs en pointillés bleus sur les figures 3.24b et 3.24d présentent une MTF supérieure à 1 à basse fréquence n'ayant pas de sens physique. Cela est dû aux calculs des MTF des objectifs seuls obtenues par division des MTF totales mesurées par la MTF du capteur de la caméra. Or ces MTF sont très proches à basses fréquences (courbes rouges et noires sur les figures 3.24b et 3.24d). Ainsi les incertitudes sur ces courbes font que l'une peut passer en dessous de l'autre à basse fréquence induisant une MTF de l'objectif supérieure à 1. Ce comportement à basse fréquence peut être considéré comme négligeable pour les mesures de résolution spatiale à haute fréquence (fréquence de MTF à 10 %).

Les courbes de MTF de la figure 3.24 permettent de déterminer les valeurs de fréquence de MTF à 10 % et de résolution spatiale des deux objectifs. Ces valeurs sont présentées dans le tableau 3.12, ainsi que les valeurs de résolution spatiale dans le plan scintillateur des deux objectifs obtenues après projections de leur MTF pour une distance optique fixée à 1250 mm.

TABLEAU 3.12 – Valeurs de fréquence de MTF à 10 % et de résolution spatiale (RS(10 %)) pour des objectifs HyperPrime 25 mm et Sigma 105 mm.

	$f(\text{MTF}(10\%))$	RS(10 %) (plan capteur)	RS(10 %) (plan scintillateur)
Objectif HyperPrime	$83 \pm 12 \text{ mm}^{-1}$	$6,1 \pm 0,5 \text{ }\mu\text{m}$	$297 \pm 15 \text{ }\mu\text{m}$ ($G_{opt \text{ HyperPrime}} = 49$)
Objectif Sigma 105 mm	$140 \pm 15 \text{ mm}^{-1}$	$3,5 \pm 0,3 \text{ }\mu\text{m}$	$40 \pm 5 \text{ }\mu\text{m}$ ($G_{opt \text{ Sigma}} = 10,9$)

La résolution spatiale de l'objectif Sigma 105 mm est de $3,5 \text{ }\mu\text{m}$. Cette valeur rejoint les estimations précédemment réalisées à partir des points de MTF donnés dans [71, 72]. De plus, avec cet objectif, le grandissement optique est de $G_{opt} = 10,9$ (pour une distance optique fixée à 1250 mm), ce qui induit une résolution spatiale fine de l'objectif, d'environ $40 \text{ }\mu\text{m}$, dans le plan scintillateur, tout en limitant aussi la propagation du flou de la caméra dans le plan scintillateur. Ainsi, la caméra Zyla qui a une résolution spatiale de $4,5 \text{ }\mu\text{m}$ dans le plan capteur a, pour un grandissement optique de 10,9, une résolution d'environ $50 \text{ }\mu\text{m}$ dans le plan scintillateur.

L'objectif Sigma 105 mm est donc adapté pour la mise à jour du système de détection haute résolution et sera utilisé dans la suite de cette étude.

3.2.3.3 Évaluation des performances des scintillateurs

L'état de l'art des systèmes de tomographie haute énergie et haute résolution utilisés dans le monde, présenté au chapitre 2, a permis de mettre en évidence un système de tomographie haute énergie particulièrement avancé à ce jour nommé CoLOSSIS (Confined Large Optical Scintillator Screen and Imaging System). Son détecteur est composé d'un scintillateur en céramique transparente GLO ($\text{Gd}_{0,3}\text{Lu}_{1,6}\text{Eu}_{0,1}\text{O}_3$) [48]. Ce scintillateur, spécialement conçu pour ce système, fournirait une résolution spatiale inférieure à $100 \text{ }\mu\text{m}$ [49]. Il aurait donc été très intéressant de l'utiliser dans le cadre de cette thèse. Malheureusement, après échange avec l'équipe de développement, ce type de scintillateur n'est pour l'instant pas exportable des États Unis.

Afin de sélectionner le scintillateur le plus adapté pour le dimensionnement d'un détecteur haute résolution, seuls des scintillateurs du commerce sont donc comparés.

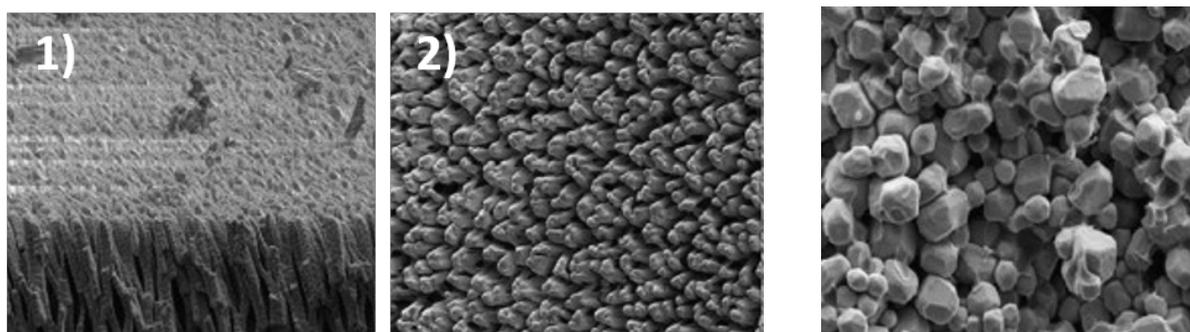
Sélection et approvisionnement des scintillateurs

En imagerie haute énergie, il existe principalement deux types de scintillateur pouvant être produits en grandes dimensions (de 15 à 40 cm de côté) :

- les scintillateurs GOS(Tb) (sulfure d'oxyde de gadolinium dopé au terbium),
- les scintillateurs CsI(Tl) (cristal d'iodure de césium dopé au thallium).

Les scintillateurs CsI(Tl) ont l'avantage d'être composés d'aiguilles (voir figure 3.25a) permettant de canaliser efficacement la lumière. Pour une même épaisseur, ces scintillateurs fournissent donc de meilleures résolutions spatiales que les scintillateurs GOS(Tb) composés de grains diffusant la lumière (voir figure 3.25b). Cependant, les scintillateurs CsI ont une constante de décroissance plus lente et une rémanence d'environ 1 % 20 ms après l'irradiation [75]. À l'inverse, les scintillateurs GOS sont beaucoup plus rapides et offrent une rémanence < 0,01 % 20 ms après l'irradiation [75]. C'est pourquoi les détecteurs à panneau plat utilisés en tomographie haute énergie, nécessitant l'acquisition successive de nombreuses projections différentes, embarquent généralement des scintillateurs GOS pour éviter les effets de rémanence, appelés « ghost effects »¹⁶.

Dans la suite de cette étude, seuls des scintillateurs GOS(Tb) seront donc étudiés (abrévés par GOS).



(a) Scintillateur CsI(Tl) avec en 1) une vue en coupe et en 2) une vue de surface. (b) Scintillateur GOS(Tb) (vue de surface).

FIGURE 3.25 – Microstructure mesurées par MEB d'un scintillateur CsI(Tl) et d'un scintillateur GOS(Tb) [76].

Afin de sélectionner le scintillateur GOS fournissant la meilleure résolution spatiale, quatre scintillateurs GOS de la société Scintacor [77] sont comparés. Ils diffèrent principalement par leur densité et leur épaisseur. Leurs caractéristiques physiques sont répertoriées dans le tableau 3.13, avec pour comparaison celles du scintillateur Grand Champ initial.

Les scintillateurs vendus par Scintacor sont fournis déposés sur un film PET (Polyéthylène téréphtalate) souple de 250 μm d'épaisseur qui, sur demande, peut être collé sur un support mécanique en laiton. En imagerie, ce support mécanique est généralement appelé « renforçateur » car les photons incidents au détecteur interagissent dans ce support avant d'atteindre le scintillateur provoquant la production d'électrons secondaires (effet Compton) et « l'amplification » (renforcement) du faisceau incident. Le scintillateur Grand Champ initial est quant à lui directement déposé sur un renforçateur en tantale de 1 mm d'épaisseur (sans film PET).

¹⁶. Communication privée avec PerkinElmer lors d'échange avec les fabricants de détecteurs à panneau plat.

TABLEAU 3.13 – Comparaison des caractéristiques des différents scintillateurs envisagés.

	Épaisseur du scintillateur (μm)	Densité du scintillateur	Densité surfactive (mg/cm^2)	Renforteur
Scintillateur initial Grand Champ	$\simeq 1800$	Inconnue	Inconnue	1,0 mm de tantale
UltraBright	250	4,80	120	
Bright	250	4,80	120	À dimensionner
Fine	150	4,33	65	
UltraFine	140	4,64	65	

L'utilisation de renforteurs permet donc « d'amplifier » le faisceau incident (augmentation de l'énergie déposée dans le scintillateur), mais peut également ajouter du flou sur les images acquises.

En vue de l'approvisionnement des scintillateurs, des simulations Monte-Carlo avec le code MCNP6.1 [78] sont réalisées. Ces simulations ont pour objectif de déterminer quelle épaisseur d'un renforteur en laiton, avec ou sans couche de PET, permet d'obtenir l'énergie déposée maximale dans le scintillateur et/ou l'étalement spatial minimal de ce dépôt d'énergie. Il est important de noter que ces simulations ne prennent pas en compte la diffusion des photons dans le domaine visible dans le scintillateur. En effet, les scintillateurs sont simulés comme étant des volumes remplis de GOS avec une densité uniforme, alors que ces écrans sont en fait composés de grains et d'un liant (voir figure 3.25b). La taille de ces grains étant inconnue, tout comme la composition du liant, la simulation exacte de ces scintillateurs est très complexe, voire impossible. Cependant, les résultats fournis par les simulations MCNP6.1 sont suffisants dans le cadre de cette étude qui vise seulement à choisir l'épaisseur et le matériau du renforteur pour l'approvisionnement des scintillateurs.

Les simulations fournissent donc, en fonction du matériau du renforteur et de son épaisseur, le dépôt d'énergie dans le scintillateur et son étalement spatial dans une grille de $2 \times 2 \text{ mm}^2$ composée de pixels de $100 \times 100 \mu\text{m}^2$. À partir de cet étalement, qui est une PSF(x,y), il est alors possible de remonter à la résolution spatiale due seulement au dépôt d'énergie (qui ne correspond donc pas à la résolution spatiale réelle des scintillateurs mesurée expérimentalement au paragraphe suivant).

Les écrans Scintacor ayant des caractéristiques assez proches, l'étude détaillée de l'influence du matériau et de l'épaisseur du renforteur est faite seulement avec les scintillateurs UltraFine et UltraBright (deux extrêmes). Les scintillateurs sont modélisés à partir de leurs caractéristiques présentées dans le tableau 3.13 avec des renforteurs en tantale et en laiton de différentes épaisseurs, avec ou sans couche de PET. La figure 3.26 présente un schéma de la position des différentes couches composant les écrans scintillateurs simulés.

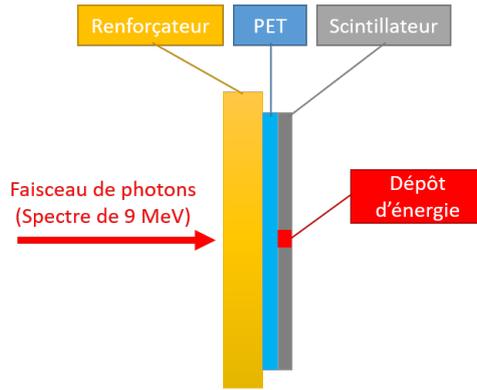


FIGURE 3.26 – Schéma des différentes couches composant les écrans scintillateurs (renforceur, couche de PET et scintillateur).

La source simulée est une source ponctuelle et unidirectionnelle de photons. Elle est distribuée selon un spectre obtenu via une simulation MCNP6 de l'accélérateur SATURNE après l'interaction d'électrons de 9 MeV dans la cible en tungstène.

Les valeurs de résolution spatiale dues au dépôt d'énergie des écrans UltraBright et UltraFine en fonction de l'épaisseur et du matériau du renforceur sont obtenues à partir des PSF(x,y) simulées. La figure 3.27 présente les courbes de LSF correspondantes (en échelle logarithmique). Ces courbes sont très piquées puis ont une large queue nécessitant un ajustement par une somme de quatre fonctions gaussiennes. L'ajustement des LSF permet de remonter aux MTF, présentées sur la figure 3.27, puis à la résolution spatiale des scintillateurs (mise à jour des équations 1.9, 1.12 et 1.16 pour un ajustement avec une somme de quatre fonctions gaussiennes au lieu de deux).

Afin de déterminer l'influence du renforceur, les valeurs de résolution spatiale ainsi obtenues et les valeurs de dépôt d'énergie dans les scintillateurs UltraBright et UltraFine en fonction de l'épaisseur de renforceur et de sa composition (avec couche de PET) sont reportées sur les courbes de la figure 3.28.

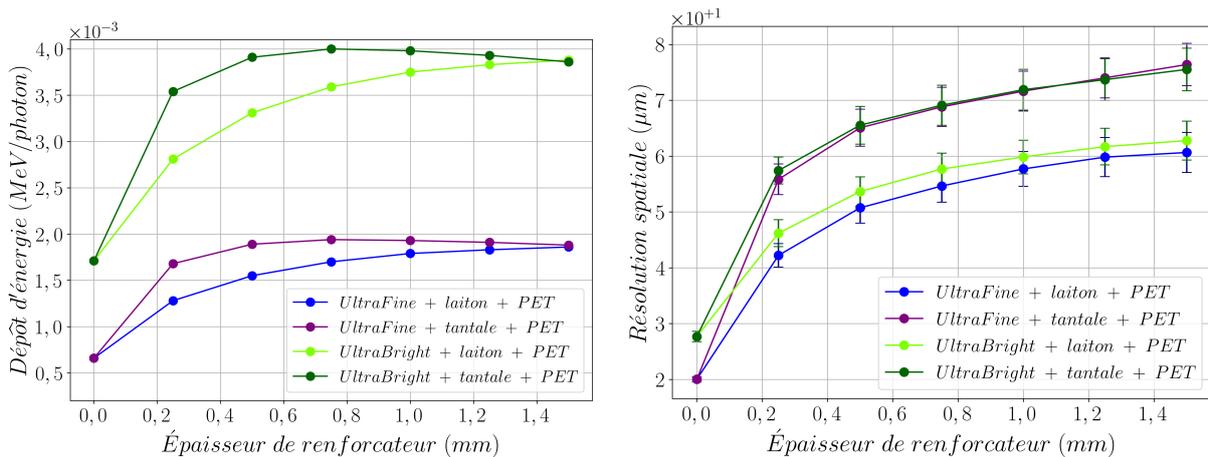


FIGURE 3.28 – Valeurs de dépôt d'énergie dans les écrans UltraFine et UltraBright et de résolution spatiale due au dépôt d'énergie en fonction de l'épaisseur et de la composition du renforceur pour les écrans UltraFine et UltraBright pour une irradiation à 9 MeV.

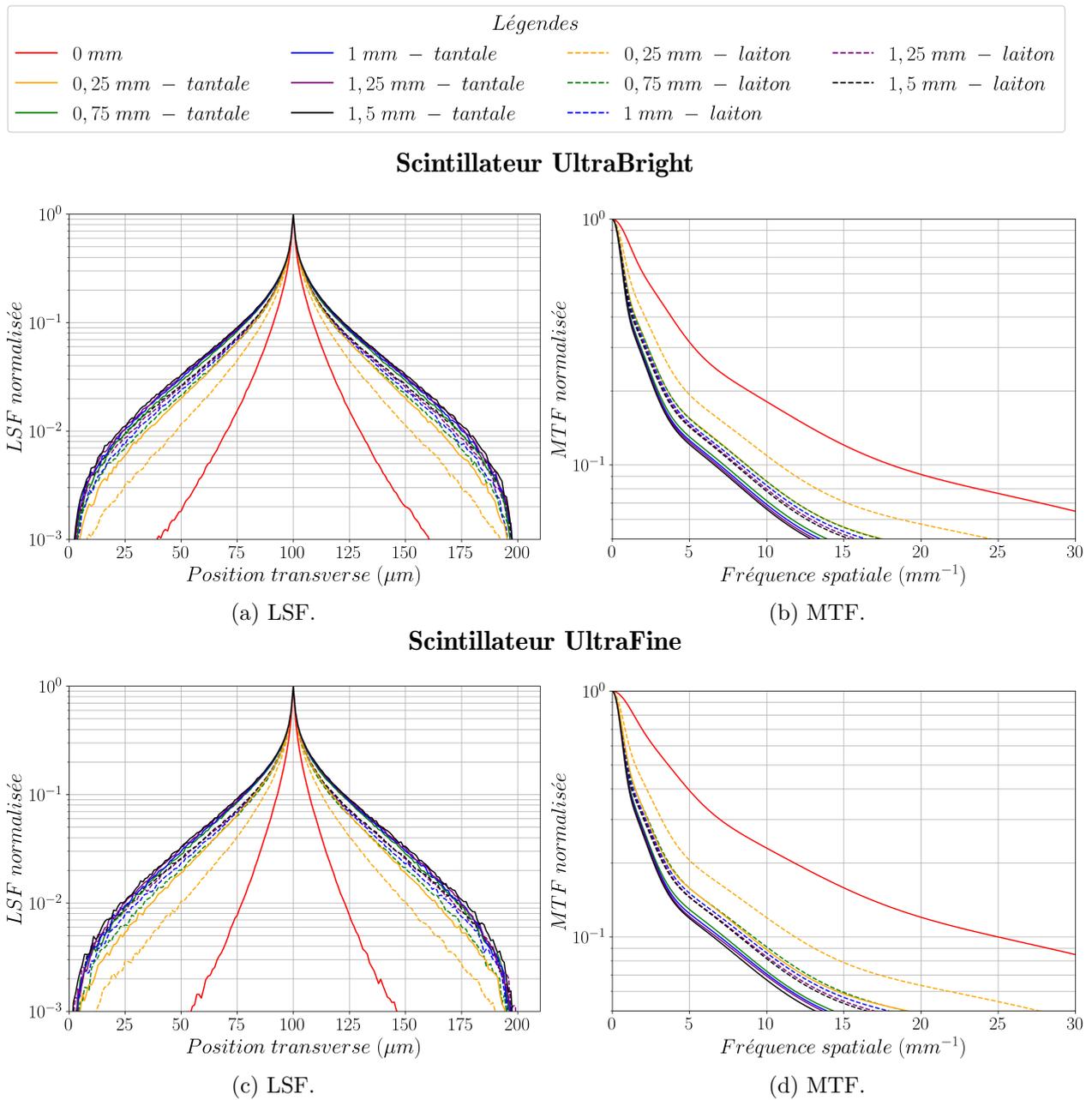


FIGURE 3.27 – Courbes de LSF et de MTF des scintillateurs UltraBright et UltraFine en fonction de l'épaisseur et du matériau du renforteur, avec couche de PET, pour une irradiation à 9 MeV.

Les valeurs de dépôt d'énergie reportées sur la figure 3.28a montrent que pour les écrans UltraBright et UltraFine l'utilisation d'un renforçateur en tantale permet d'atteindre rapidement le dépôt maximal d'énergie, dès 0,75 mm de tantale. Le dépôt d'énergie reste maximal jusqu'à 1 mm de tantale après quoi il décroît légèrement. En effet, le renforçateur en tantale, du fait de sa densité de 16,65, a une forte densité électronique donc une probabilité de diffusion Compton accrue provoquant une plus forte production d'électrons secondaires (amplification du signal). Cependant, pour des épaisseurs importantes, l'auto-atténuation à l'intérieur du renforçateur augmente d'où des dépôts d'énergies qui deviennent constants. Pour des épaisseurs de tantale supérieures à 1 mm, l'auto-atténuation supplante cette surproduction d'électrons secondaires d'où un dépôt d'énergie qui décroît.

L'augmentation du dépôt d'énergie est plus lente avec les renforçateurs en laiton du fait de sa densité plus faible (densité de 8,73), mais l'utilisation d'un renforçateur de 1,5 mm permet d'atteindre les mêmes valeurs de dépôt d'énergie maximal que le tantale pour un même écran scintillateur. L'utilisation d'un renforçateur en laiton, comme proposé par Scintacor, d'au moins 1,5 mm permet donc d'atteindre les mêmes performances que le renforçateur en tantale plus fin (dépôt d'énergie maximal).

De plus, l'écran UltraBright, qui est plus dense et plus épais, donne un dépôt d'énergie deux fois plus élevé que le scintillateur UltraFine quel que soit le renforçateur. Ceci est un atout vis-à-vis du dépôt d'énergie, mais les valeurs de résolution spatiale obtenues sont moins bonnes que celles de l'écran UltraFine simulé (ceci est confirmé lors des mesures de résolution spatiale au paragraphe suivant).

Les figures 3.27 et 3.28b montrent que pour un même renforçateur, les valeurs de résolution spatiale due au dépôt d'énergie (donc les LSF et les MTF) obtenues avec les écrans UltraFine et UltraBright sont sensiblement les mêmes. Cependant, l'utilisation d'un écran en tantale dégrade la résolution spatiale par rapport au renforçateur en laiton quelle que soit son épaisseur du fait de sa densité plus élevée. Cela induit la production de particules secondaire et donc de rayonnement diffusé.

Ainsi, pour le même dépôt d'énergie maximal obtenu pour 0,75 mm de tantale et 1,5 mm de le laiton (voir figure 3.28a), les valeurs de résolution spatiale restent plus élevées avec le tantale pourtant deux fois moins épais (voir figure 3.28b). Cette observation paraît contre intuitive en premier abord, mais pourrait être expliquée par une proportion de création de paires e^+e^- plus importante dans le tantale, induisant un plus grand étalement du dépôt de dose.

Ensuite, afin de déterminer si la couche de PET a un impact, les valeurs de dépôt d'énergie et de résolution spatiale obtenues avec et sans couche de PET pour le scintillateur UltraFine en fonction de l'épaisseur de renforçateur en laiton sont reportées sur la figure 3.29.

La figure 3.29 montre qu'avec l'ajout du film PET il y a une très légère diminution du dépôt d'énergie dans le scintillateur pour les grandes épaisseurs de renforçateur (passage de $1,98 \times 10^{-3}$ MeV/photon à $1,86 \times 10^{-3}$ MeV/photon pour un renforçateur de 1,5 mm) due à une atténuation du signal par le PET placé après le renforçateur. De plus, aux incertitudes près, la résolution spatiale due au dépôt d'énergie est peu dégradée par l'ajout du PET (passage de 55 μm à 60 μm dans le plan scintillateur pour un renforçateur de 1,5 mm). Ainsi, avec ou sans couche de PET les performances des scintillateurs sont pratiquement identiques. Les scintillateurs peuvent donc être approvisionnés avec une couche de PET, comme proposé généralement par la société Scintacor.

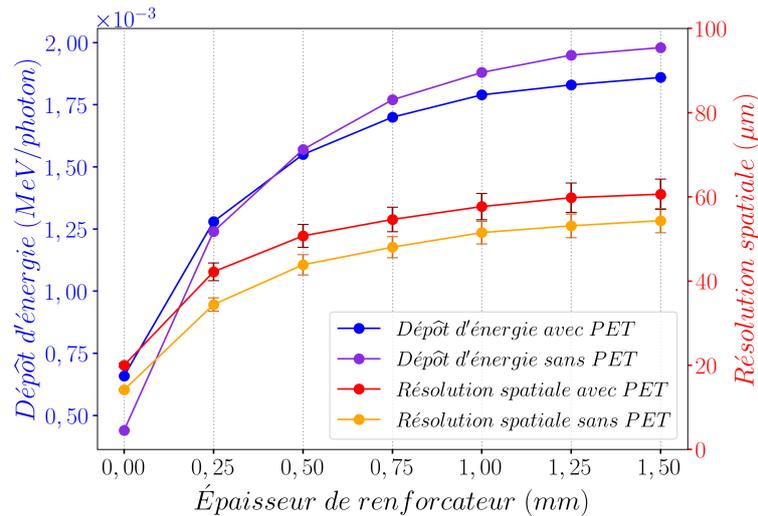


FIGURE 3.29 – Valeurs de dépôt d'énergie et de résolution spatiale en fonction de l'épaisseur du renforteur en laiton pour le scintillateur UltraFine avec et sans couche de PET.

Les quatre scintillateurs Scintacor sont donc approvisionnés déposés sur un film PET et collés sur des renforteurs en laiton de 1,5 mm d'épaisseur.

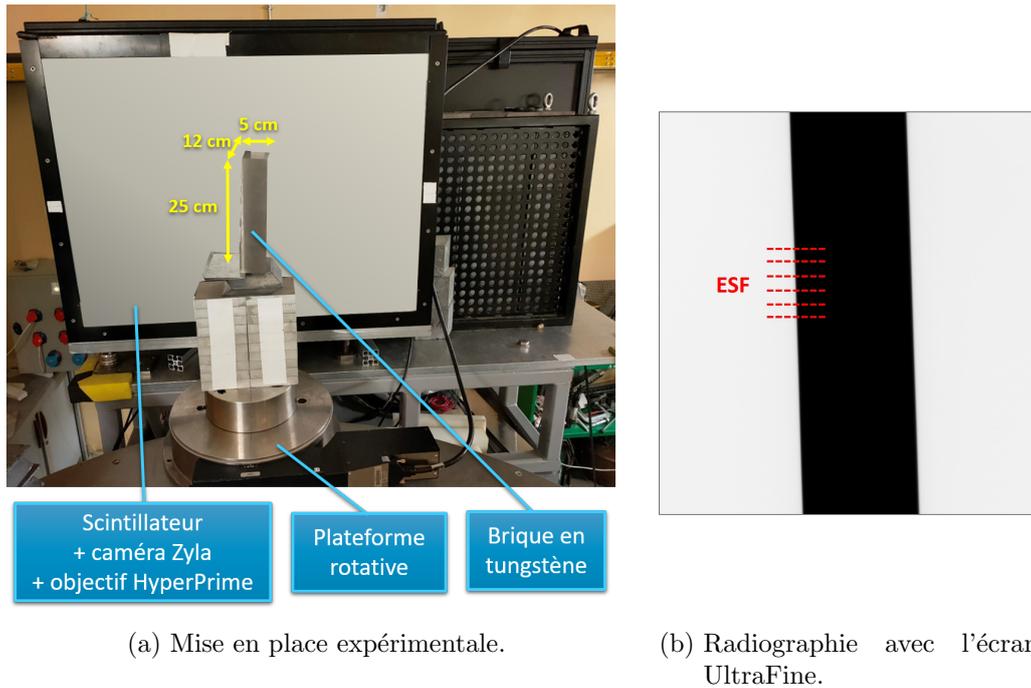
Afin de choisir le meilleur scintillateur, la section suivante présente la mise en place expérimentale permettant d'évaluer leur résolution spatiale (RS(10 %)). Les résultats obtenus avec le scintillateur Grand Champ initial sont aussi présentés pour comparaison.

Mesure des ESF des scintillateurs

La résolution spatiale des scintillateurs est évaluée expérimentalement via des mesures de leur fonction de dispersion d'un front (ESF). Afin d'obtenir ces ESF, des radiographies d'une brique en tungstène sont réalisées avec la caméra Zyla et l'objectif Sigma 105 mm. Les MTF des scintillateurs sont ensuite décorrélées des MTF totales des images acquises via la connaissance de la MTF du capteur Zyla, obtenue au paragraphe 3.2.3.1, et de la MTF de l'objectif Sigma 105 mm, obtenue au paragraphe 3.2.3.2. Le dispositif expérimental et la radiographie de la brique avec l'écran UltraFine sont présentés sur la figure 3.30. La brique en tungstène fait 5 cm de large, 25 cm de haut et 12 cm de profondeur. Elle est légèrement inclinée pour sur-échantillonner les ESF.

Afin de pouvoir parfaitement aligner le bord de la brique de tungstène au scintillateur (après un premier alignement avec un laser), elle est placée sur une plateforme rotative. Avec le scintillateur UltraFine (scintillateur le plus fin donc a priori le mieux résolu), une série de mesures d'ESF est réalisée en faisant tourner la brique sur une plage de 6° avec un pas angulaire de $0,05^\circ$ ¹⁷. L'ajustement des points expérimentaux des ESF via l'équation 1.14 permet d'obtenir les LSF associées (équations 1.13). La LSF ayant la largeur à mi-hauteur la plus faible fixe la position pour laquelle la brique est alignée au mieux, ici pour un angle de $2,5^\circ$ comme présenté sur la figure 3.31.

17. Pas angulaire minimum de la plateforme rotative



(a) Mise en place expérimentale.

(b) Radiographie avec l'écran UltraFine.

FIGURE 3.30 – Dispositif expérimental pour la détermination des ESF des scintillateurs et exemple de la radiographie de la brique de tungstène avec l'écran UltraFine.

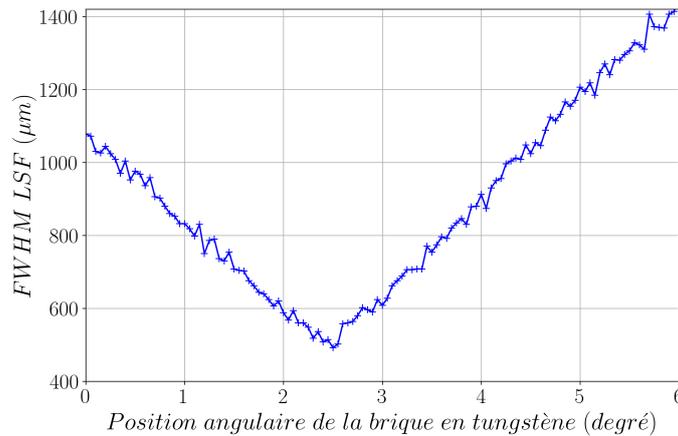


FIGURE 3.31 – Variation de la largeur à mi-hauteur de la LSF totale avec l'écran UltraFine en fonction de l'angle de rotation de la brique en tungstène.

Une radiographie de la brique est alors réalisée avec chaque scintillateur. Afin de minimiser le bruit et d'ajuster au mieux les ESF, 200 images avec un temps de pose d'une seconde sont réalisées et moyennées. Les ESF ainsi obtenues sont ajustées avec une fonction composée d'une somme de deux fonctions d'erreur (équation 1.14). La LSF, et donc la MTF, sont alors sous forme d'une double fonction gaussienne (équations 1.12 et 1.16).

La MTF obtenue est en fait composée des MTF de la source de photons (tache focale), du scintillateur, du capteur de la caméra et de l'objectif (projetées dans le plan scintillateur).

L'équation de la MTF est donc :

$$MTF_{Totale} = MTF_{Source} \times MTF_{Scintillateur} \times MTF_{Objectif} \times MTF_{Capteur} \quad (3.11)$$

La connaissance des MTF de la source de photons (donnée au paragraphe 3.2.1), du cap-

teur Zyla (déterminée au paragraphe 3.2.3.1) et de l'objectif Sigma (déterminée au paragraphe 3.2.3.2), permet d'isoler la MTF liée seulement au scintillateur.

La figure 3.32 présente pour chaque scintillateur sa courbe d'ESF mesurée et ajustée. Les courbes de MTF des scintillateurs seuls décorrélées des MTF totales via l'équation 3.11, sont tracées sur la figure 3.33. Le tableau 3.14 présente les valeurs de résolution spatiale associées ainsi que des mesures de la quantité de lumière émise par chaque scintillateur (valeur moyenne dans une zone de 100×100 pixels au centre de chaque radiographie). Les résultats obtenus avec le scintillateur Grand Champ initial sont aussi présentés pour comparaison.

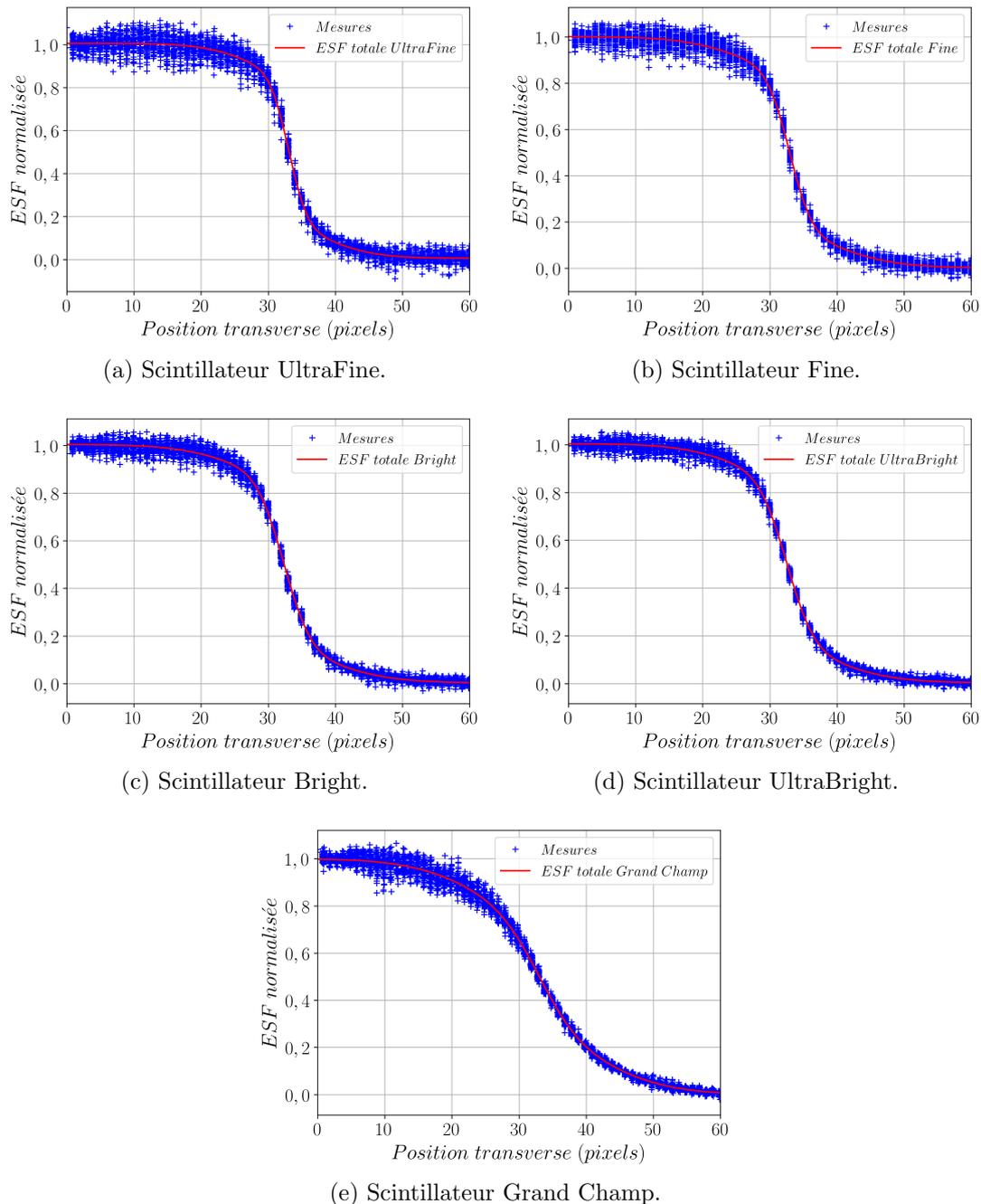


FIGURE 3.32 – Courbes d'ESF mesurées pour chaque scintillateur.

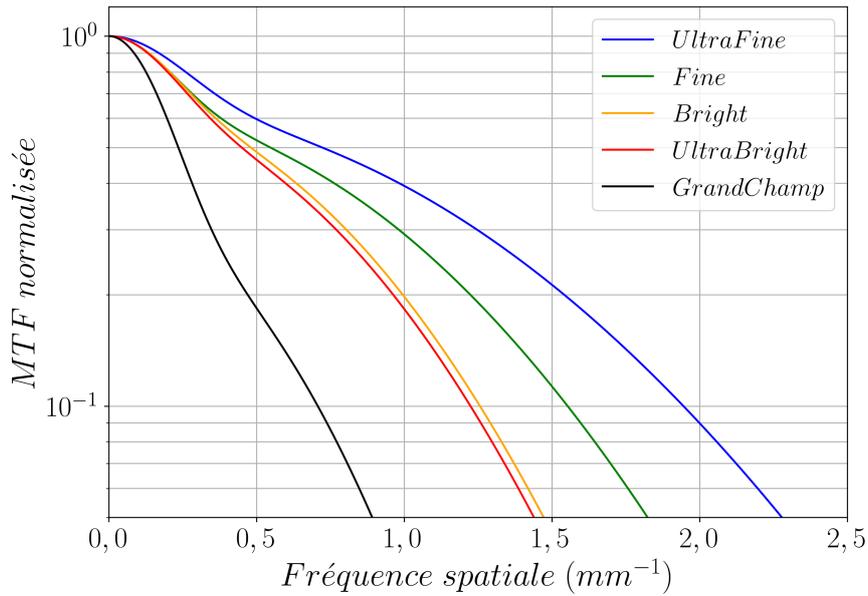


FIGURE 3.33 – Courbes de MTF des scintillateurs seuls décorrélées des MTF totales.

TABLEAU 3.14 – Valeurs de résolution spatiale (RS(10 %)) et de quantité de signal produit pour chaque scintillateur.

Scintillateur	RS(10 %) scintillateur (μm)	Signal moyen reçu par le capteur (LSB ¹⁸)
Scintillateur initial	706 ± 46	20 500
UltraBright	408 ± 25	8600
Bright	398 ± 24	6200
Fine	323 ± 21	3500
UltraFine	259 ± 18	2500

Plus un scintillateur est épais, plus sa résolution spatiale se dégrade, mais plus il émet de lumière, et vice-versa. Pour la mise à jour du détecteur, le choix d'un scintillateur avec une résolution spatiale fine est préférable car la quantité de lumière détectée peut toujours être augmentée avec des temps de pose plus longs. **C'est le scintillateur UltraFine qui est le mieux résolu avec une résolution spatiale d'environ 260 μm dans le plan scintillateur.**

Cependant, les valeurs de résolution spatiale obtenues expérimentalement sont bien plus élevées que celles issues des simulations du paragraphe précédemment. Afin de comparer les résultats issus des simulations à ceux des expérimentations, des points représentant chaque scintillateur sont placés sur un même graphique, présenté sur la figure 3.34, en fonction de leur signal transmis relatif (la référence étant l'écran UltraFine) et de leur résolution spatiale d'après les résultats simulés et mesurés.

18. Le LSB (Least Significant Bit) est l'unité de signal (niveau de gris) fourni par le capteur.

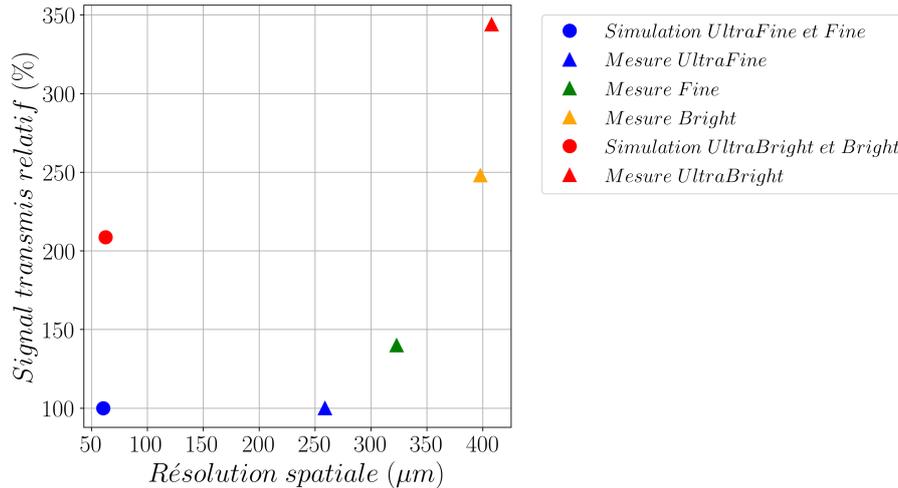


FIGURE 3.34 – Signal transmis relatif et résolutions spatiales associés à chaque scintillateur d’après les simulations du paragraphe 3.2.3.3 ou les mesures de cette section. Les points représentant les scintillateurs UltraFine et Fine simulés sont les mêmes (rond bleu), tout comme les points représentant les scintillateurs UltraBright et Bright simulés (rond rouge).

Les points représentant les scintillateurs UltraFine et Fine d’après leurs performances simulées sont les mêmes, respectivement, que ceux des écrans UltraBright et Bright du fait de leurs simulations identiques (même densité surfacique et même épaisseur). En revanche, les points représentant les scintillateurs d’après leurs performances mesurées sont tous différents avec des résolutions spatiales et des signaux transmis relatifs croissants.

Tout d’abord, ce graphique montre la différence importante, pour tous les scintillateurs, entre les résolutions spatiales simulées (de 60 et 63 μm) et mesurées (allant d’environ 260 et 410 μm). De plus, les signaux transmis relatifs sont aussi très différents avec, pour les scintillateurs UltraFine et UltraBright, un facteur de presque 3,5 entre les mesures, alors qu’il n’est que de 2 entre les simulations.

De plus, alors qu’il n’y a pas de différence entre les caractéristiques théoriques des scintillateurs UltraFine/Fine et UltraBright/Bright (mêmes simulations), il y a un facteur de 1,4 entre les signaux transmis relatifs mesurés par les scintillateurs de ces deux couples. Il n’y a que pour les scintillateurs Fine et Bright pour lesquels les signaux transmis relatifs sont proches, avec un facteur de 1,8 entre les mesures et de 2 entre les simulations.

Ainsi, les simulations et les mesures diffèrent par les valeurs de résolution spatiale obtenues mais aussi par les signaux transmis relatifs des différents scintillateurs. Cela montre que la simulation des scintillateurs comme étant des volumes remplis de GOS avec une répartition uniforme de leur densité respective, ne rend pas compte de leurs performances réelles. La composition des scintillateurs, comme la densité du liant ou la taille des grains propres au procédé de fabrication, jouerait donc un rôle primordial dans leurs performances.

Cependant, les écarts entre les valeurs de résolution spatiale simulées et mesurées, peuvent aussi venir d’un biais expérimental dû, par exemple, à l’alignement de la brique. Une validation de ces mesures d’ESF est donc réalisée au paragraphe suivant via une autre méthode d’évaluation des résolutions spatiales des scintillateurs basée sur l’acquisition d’images d’un IQI Duplex (Indicateur de Qualité d’Image)¹⁹.

19. Norme NF EN ISO 19232-5 :2018.

Validation des mesures d'ESF des scintillateurs via l'utilisation d'un IQI Duplex

Un IQI Duplex est un objet normalisé en plastique transparent dans lequel sont intégrées quinze paires de fils en tungstène ou en platine aux diamètres décroissants allant de 0,8 mm à 0,032 mm. Les fils de chaque paire sont séparés de la même distance que leur diamètre. L'IQI Duplex utilisé dans ce paragraphe est présenté sur la figure 3.35 avec dans le tableau associé, la correspondance entre numéros des paires et diamètres des fils.

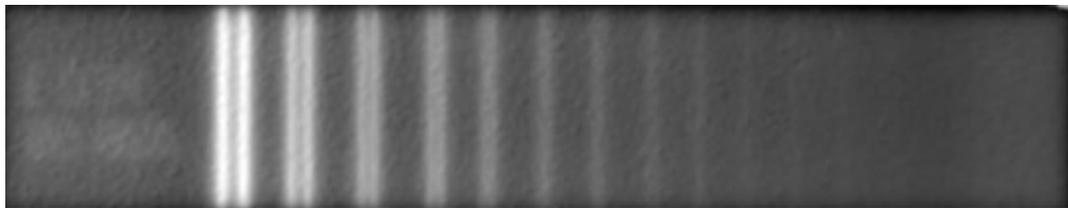


Numéro de paire de fils	Diamètre et espacement des fils (mm)
1	0,800
2	0,630
3	0,500
4	0,400
5	0,320
6	0,250
7	0,200
8	0,160
9	0,130
10	0,100
11	0,800
12	0,063
13	0,050
14	0,040
15	0,032

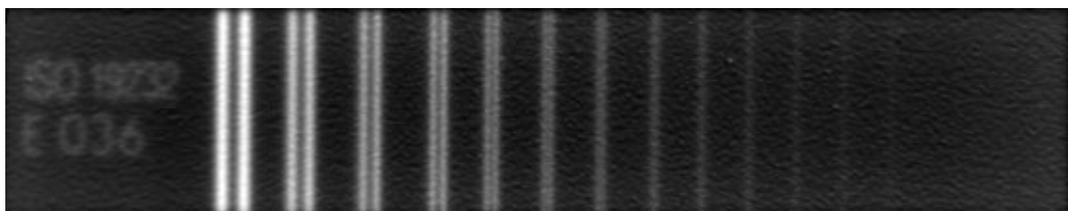
FIGURE 3.35 – Image de l'IQI Duplex [79] utilisé pour les mesures et tableau des diamètres et espacements des fils de chaque paire.

L'IQI Duplex est couramment utilisé pour évaluer la résolution spatiale des systèmes d'imagerie basse énergie à partir de mesures de contraste entre les paires de fils. La résolution spatiale est alors définie comme étant le diamètre de la plus petite paire de fils pour laquelle le contraste est supérieur à 20 %. Cependant, cette définition de la résolution spatiale, appelée résolution spatiale de base d'après la norme NF EN ISO 17636-2 :2013, ne correspond pas à la définition de la résolution utilisée dans cette thèse, définie par l'équation 1.18 et basée sur la MTF. Dans ce paragraphe, l'IQI Duplex n'est donc pas utilisé pour réaliser directement des mesures de résolution spatiale mais à des fins de vérifications des mesures d'ESF faites précédemment. Pour ce faire, des profils sont obtenus à partir des radiographies de l'IQI acquises avec les différents scintillateurs (perpendiculairement aux paires de lignes). Ces profils sont ensuite comparés à des profils issus de simulations de ce même IQI (pour lesquelles sont prises en compte les MTF totales du tomographe avec chaque scintillateur).

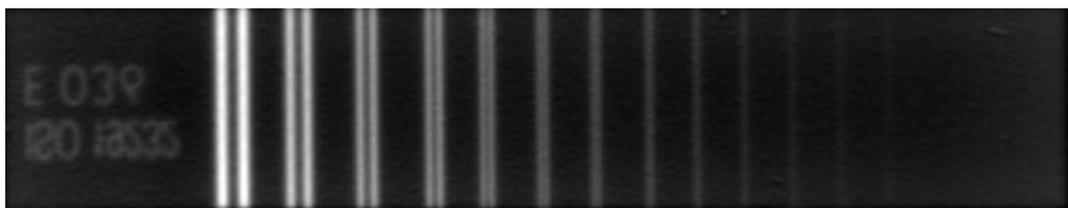
Pour chaque scintillateur, 500 radiographies de l'IQI Duplex sont réalisées avec un temps de pose par image de 0,6 s. Ces images sont alors moyennées afin de réduire au maximum le bruit ; elles sont présentées sur la figure 3.36.



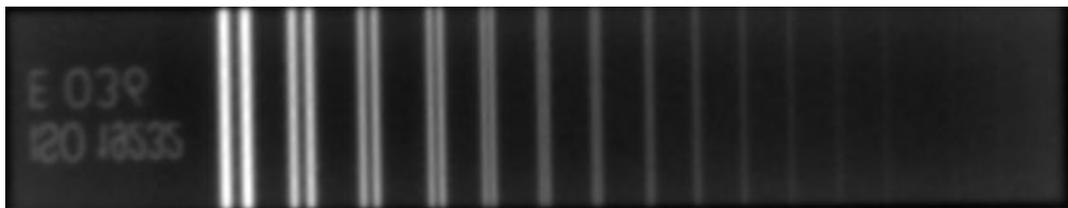
(a) Écran Grand-Champ



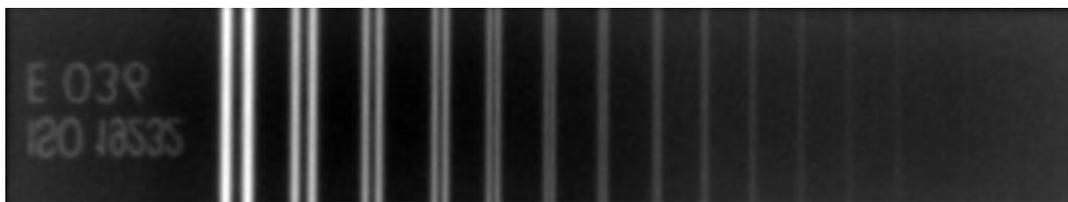
(b) Écran UltraBright



(c) Écran Bright



(d) Écran Fine



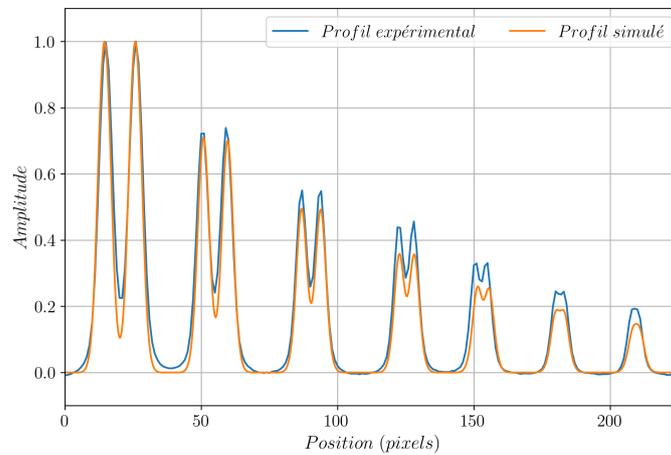
(e) Écran UltraFine

FIGURE 3.36 – Images moyennes de l'IQI Duplex obtenues avec les différents scintillateurs.

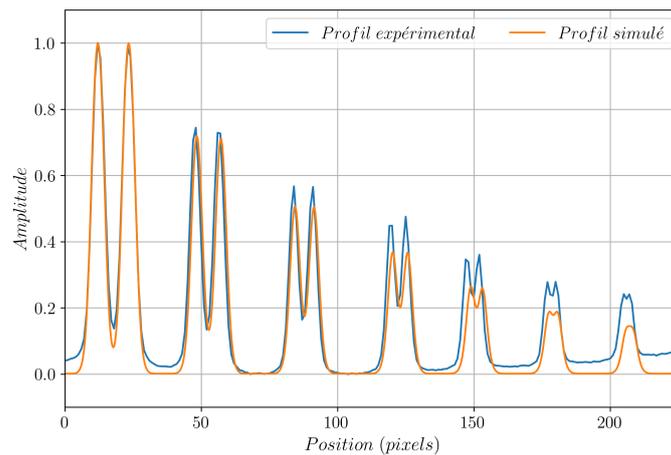
Ensuite, une simulation de la radiographie de l'IQI Duplex est réalisée sans flou (et sans bruit) avec le logiciel MODHERATO du laboratoire²⁰ (voir annexe B et [80, 81]). Les paramètres de simulation correspondent à la configuration du tomographe expérimental pour une irradiation à 9 MeV. Les MTF totales du tomographe avec les scintillateurs UltraBright et UltraFine²¹ sont appliquées à cette radiographie via un filtre doublement gaussien. Les paramètres de ce filtre sont la norme et les largeurs à mi-hauteur (FWHM) des ESF ajustées pour ces deux scintillateurs au paragraphe 3.2.3.3 via l'équation 1.14.

Les profils simulés obtenus sont comparés aux profils expérimentaux sur la figure 3.37. Les écarts relatifs entre les contrastes mesurés sur les profils simulés et les profils expérimentaux définis par l'équation 3.12 sont répertoriés dans le tableau 3.15.

$$\text{Ecart relatif des contrastes} = \frac{\text{Contraste simulé} - \text{Contraste expérimental}}{\text{Contraste expérimental}} \quad (3.12)$$



(a) Écran UltraBright



(b) Écran UltraFine

FIGURE 3.37 – Comparaison des profils de l'IQI Duplex expérimentaux et simulés pour les scintillateurs UltraBright et UltraFine.

20. Code de simulation permettant de calculer la transmission photonique entre une source de photons et un détecteur numérique pixelisé en prenant en compte le bruit statistique, l'effet de flou géométrique et la dynamique de détection pour simuler les phénomènes physiques et les comportements électroniques qui dégradent les mesures d'atténuation.

21. Car les deux cas extrêmes en termes d'épaisseur.

TABLEAU 3.15 – Écarts relatifs entre les contrastes mesurés sur les profils simulés et les profils expérimentaux de l'IQI Duplex pour les écrans UltraBright et UltraFine.

Numéro de paire de fils	Écarts relatifs entre les contrastes expérimentaux et simulés	
	UltraBright	UltraFine
1	13 %	4 %
2	12 %	2 %
3	9 %	11 %
4	0,5 %	15 %
5	0,4 %	31 %

Les courbes de la figure 3.37 et les écarts relatifs du tableau 3.15 montrent que les simulations sont proches des profils expérimentaux avec des écarts inférieurs à 15 % pour les quatre premières paires de lignes (les plus atténuantes). Pour les fils plus fins, la simulation apparaît plus pénalisante, cela peut provenir d'effets de spectres non parfaitement simulés car les fils sont alors très fins (200 à 400 μm). Les mesures avec l'IQI Duplex sont considérées comme cohérentes avec les mesures d'ESF via la brique en tungstène ce qui permet de valider les mesures de résolution spatiale des écrans.

Pour la mise à jour du détecteur, c'est donc **le scintillateur UltraFine présentant la résolution spatiale la plus fine, d'environ 260 μm dans le plan scintillateur**, qui est sélectionné et utilisé pour la suite de cette étude.

3.2.4 Performances attendues du détecteur mis à jour

Les sections précédentes ont permis de sélectionner les éléments du détecteur offrant les meilleures résolutions spatiales que sont :

- une caméra Zyla,
- un objectif Sigma avec une distance focale de 105 mm,
- un scintillateur UltraFine.

Avec ces nouveaux éléments, le détecteur mis à jour a un grandissement optique de $G_{opt} = 10,9$ (pour une distance optique fixée à 1250 mm) et le champ de vue de la caméra sur le scintillateur est de $150 \times 150 \text{ mm}^2$.

Afin d'obtenir la MTF totale du détecteur mis à jour et donc de remonter à sa résolution spatiale, les MTF des différents éléments le composant peuvent être projetées dans le plan scintillateur. La MTF totale du détecteur est donnée par :

$$\begin{aligned}
 MTF_{Détecteur}(f_{plan\ scintillateur}) &= MTF_{UltraFine}(f_{plan\ scintillateur}) \times & (3.13) \\
 & MTF_{Zyla}\left(f_{plan\ capteur} \times \frac{1}{G_{opt}}\right) \times \\
 & MTF_{Sigma}\left(f_{plan\ capteur} \times \frac{1}{G_{opt}}\right)
 \end{aligned}$$

avec f la fréquence spatiale.

La figure 3.38 présente les courbes de MTF des différents éléments du détecteur projetées dans le plan scintillateur ainsi que le MTF totale du détecteur d'après l'équation 3.13. Le tableau 3.16 présente les valeurs de résolution spatiale associées.

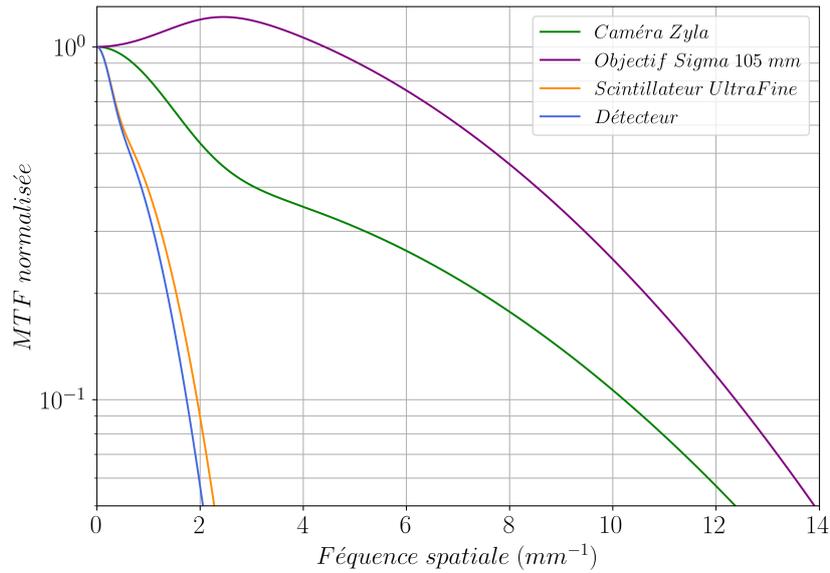


FIGURE 3.38 – Courbes de MTF des différents éléments du détecteur projetées dans le plan scintillateur et courbe de MTF totale du détecteur mis à jour.

TABLEAU 3.16 – Valeurs de résolution spatiale (RS(10 %)) des différents éléments du détecteur dans le plan scintillateur et valeurs de résolution spatiale totale du détecteur mis à jour.

	RS(10 %) (plan scintillateur) (μm)
Capteur Zyla	49 ± 6
Objectif Sigma 105 mm	40 ± 5
UltraFine	259 ± 18
Détecteur mis à jour	287 ± 20

D'après le tableau 3.16 les valeurs de résolution spatiale de la caméra et de l'objectif Sigma sont petites par rapport à celle du scintillateur UltraFine. C'est donc le scintillateur qui est limitant. Ainsi, pour améliorer encore la résolution spatiale de ce détecteur, une solution serait d'utiliser dans le futur un scintillateur encore mieux résolu, comme le scintillateur GLO présenté au paragraphe 2.1.7 du chapitre 2, si celui-ci s'avère disponible.

Le détecteur mis à jour pour la haute résolution a une résolution spatiale attendue de 290 μm (dans le plan scintillateur).

À noter que le champ de vue limité à $150 \times 150 \text{ mm}^2$ du détecteur mis à jour est en partie imposé par la géométrie du caisson détecteur. Pour avoir un champ de vue plus important, une solution serait de refondre complètement le caisson détecteur afin d'y implanter, par exemple, un couplage de quatre caméras filmant chacune un quart du scintillateur, comme c'est le cas du détecteur CoLOSSIS du tomographe du LLNL présenté au paragraphe 2.1.7 du chapitre 2. Cependant, ce type de couplage implique des problématiques complexes de montage mécanique et de traitement numériques pour assembler les images acquises sortant du cadre de cette thèse.

3.2.5 Performances du tomographe attendues avec le détecteur mis à jour

Afin de connaître les performances attendues du tomographe avec ce détecteur mis à jour, des calculs de résolutions spatiales totales du tomographe sont réalisés dans le plan objet pour des grandissements radiographiques allant de 1 à 4,5. Pour obtenir la MTF totale du tomographe et donc remonter à sa résolution spatiale, les MTF des différents éléments le composant peuvent être projetées dans le plan objet. La MTF totale du tomographe est donnée par :

$$MTF_{totale}(f_{plan\ objet}) = MTF_{source}\left(f_{plan\ source} \times \frac{G}{G-1}\right) \times MTF_{Détecteur}(f_{plan\ scintillateur} \times G) \quad (3.14)$$

avec f la fréquence spatiale.

Les courbes de la figure 3.39 présentent les valeurs de résolution spatiale de la source et du détecteur mis à jour calculées après la projection de leur MTF dans le plan objet pour différents grandissements radiographiques. De plus, les valeurs de résolution spatiale totale, déduite de la MTF totale résultant de la multiplication des MTF unitaires, est également présentée (d'après l'équation 3.14). En complément, le diamètre maximal des objets pouvant être tomographiés en demi-champ en fonction du grandissement radiographique appliqué est reporté dans le tableau 3.17.

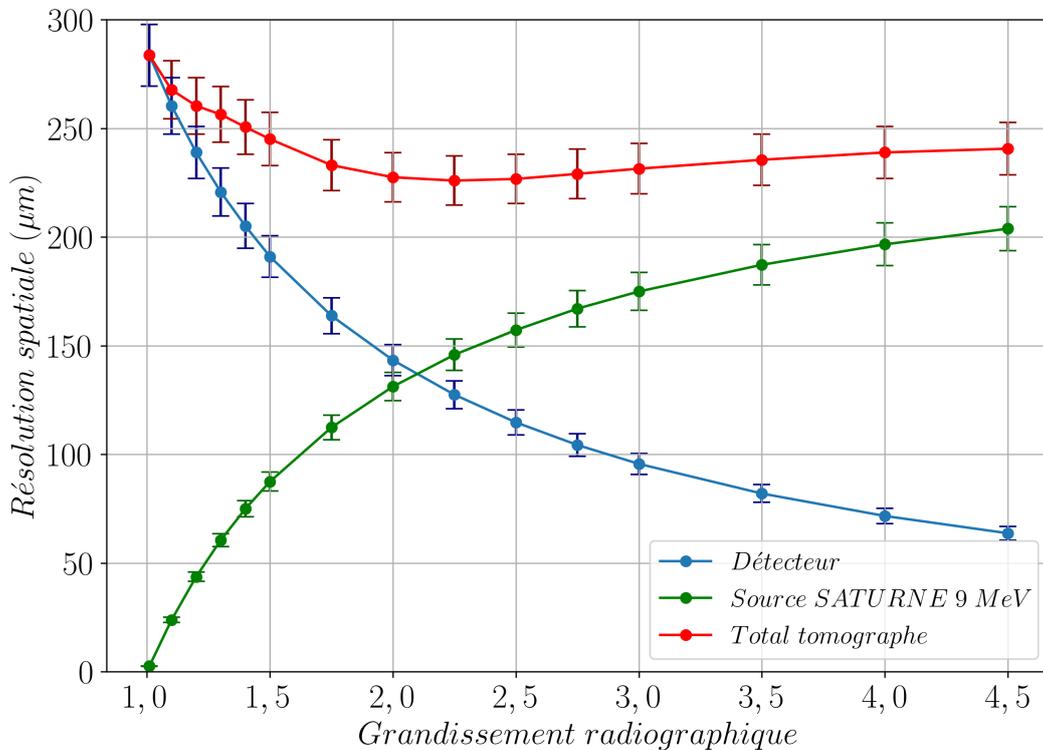


FIGURE 3.39 – Valeurs de résolution spatiale de la source et du détecteur mis à jour et de résolution spatiale totale du tomographe dans le plan objet en fonction du grandissement radiographique.

TABLEAU 3.17 – Valeurs du diamètre maximal des objets pouvant être tomographiés en demi-champ avec le détecteur mis à jour en fonction du grandissement radiographique appliqué.

Grandissement radiographique	Diamètre maximal des objets pouvant être tomographiés en demi-champ (mm)
1,1	270
1,3	230
1,5	200
1,75	170
2,0	150
2,25	130
2,5	120
3,0	100
3,5	85

La figure 3.39 permet de comprendre, en fonction du grandissement radiographique appliqué, quel élément devient limitant pour le tomographe mis à jour. L'effet de la résolution spatiale du détecteur diminue avec l'augmentation du grandissement radiographique alors que l'effet de la taille de la source sur la résolution spatiale totale dans le plan objet augmente. Ces courbes se croisent en $G = 2,1$, avant quoi le flou du détecteur est prédominant sur celui de la source et après quoi le flou de la source devient prédominant. Ainsi, la résolution spatiale totale diminue avec le grandissement radiographique jusqu'à $G = 2,1$, puis elle est stable, aux incertitudes près, jusqu'à $G = 2,5$ après quoi elle augmente avec le grandissement.

Le grandissement radiographique pour lequel la résolution spatiale est minimale est de $G = 2,1$, permettant la tomographie en demi-champ d'objets faisant jusqu'à 150 mm de diamètre avec une résolution spatiale attendue à environ 230 μm . Dans le cadre de cette thèse, pour tomographier des objets faisant jusqu'à 200 mm de diamètre, il faut toutefois appliquer un grandissement radiographique maximal de $G = 1,5$ (voir tableau 3.17). La résolution spatiale totale du tomographe attendue est alors d'environ 250 μm .

Afin de vérifier ces valeurs de résolution spatiale attendues, la section suivante présente la mise en place expérimentale de ce détecteur, ainsi que celle du détecteur à panneau plat décrit au paragraphe 3.1.

3.3 Évaluations expérimentales des performances du détecteur mis à jour et du détecteur à panneau plat

3.3.1 Mise en place expérimentale du détecteur mis à jour

Le détecteur mis à jour est composé d'une caméra Zyla imageant un champ de vue de $150 \times 150 \text{ mm}^2$ sur le scintillateur UltraFine. Le grandissement optique appliqué doit se rapprocher de $G_{opt} = 10,9$ pour avoir une distance optique au minimum égale à 1250 mm (caméra isolée du faisceau direct de photons dans le caisson détecteur) avec l'objectif Sigma ayant une

distance focale de 105 mm. Au final, la distance optique appliquée expérimentalement est de 1272 mm soit un grandissement optique de $G_{opt} = 11,11$ et donc un champ de vue de la caméra de 155 mm.

3.3.2 Tomographies de pièces réelles

L'évaluation expérimentale des performances des détecteurs est faite via la tomographie des différents éléments du fantôme d'intercomparaison fabriqué et approvisionné durant la thèse, décrit plus en détail au paragraphe 2.2.1 du chapitre 2. Pour rappel, il est composé de trois parties en acier inoxydable dont un support, noté A, de 200 mm de diamètre dans lequel peuvent être placés deux inserts cylindriques de 50 mm de diamètre. Le premier cylindre, noté B, contient des fentes calibrées plus ou moins épaisses allant de 0,1 mm à 10 mm. Le deuxième cylindre, noté C, contient des perçages calibrés avec des diamètres allant de 0,5 à 7 mm.

Les tomographies des deux inserts de 50 mm de diamètre seuls ainsi que la tomographie du fantôme complet (A + B + C) de 200 mm de diamètre sont réalisées. Pour comparaison, les performances initiales du détecteur sont aussi présentées d'après les résultats obtenus dans le paragraphe 2.2 du chapitre 2.

3.3.2.1 Paramètres d'acquisition et de reconstruction des tomographies

Les paramètres des tomographies réalisées sont répertoriés dans le tableau 3.18.

Avec le détecteur initial, le tomographe est utilisé avec un grandissement radiographique de 1,5 (fixé par la position du banc mécanique).

Avec le détecteur à panneau plat, d'après sa résolution spatiale attendue d'environ 200 μm , le grandissement radiographique optimal calculé est de 1,2. C'est donc le grandissement utilisé pour sa caractérisation expérimentale.

Avec le détecteur mis à jour, pour imager des objets de 200 mm de diamètre en demi-champ, le grandissement radiographique doit être au maximum de 1,5. Ainsi, pour la tomographie du fantôme complet (A + B + C) un grandissement de 1,5 est utilisé.

Enfin, pour tomographier de plus petits objets, le grandissement radiographique optimal du détecteur mis à jour, déterminé au paragraphe 3.2.5 est de 2,1. Cependant, lors de la phase expérimentale avec ce détecteur en octobre 2021, la première tomographie réalisée sur le fantôme complet a mis en évidence un problème de focalisation du faisceau, provoquant une tache focale plus grande qu'attendue (flou de la source plus grand). Du fait des contraintes de temps et de disponibilité de l'accélérateur, les tomographies des deux inserts de 50 mm de diamètre ont tout de même été réalisées, mais avec un grandissement radiographique réduit à 1,1 pour minimiser l'effet du flou de la source et valider sur des tomographies la résolution spatiale du détecteur.

Les reconstructions sont réalisées en se basant sur l'algorithme FDK avec le logiciel RTK (voir paragraphe 1.2.2 du chapitre 1).

3.3.2.2 Outils d'évaluation de la qualité des coupes reconstruites

Les outils d'évaluation de la qualité des coupes reconstruites sont :

- **le rapport signal sur bruit**²² (RSB). Une zone d'intérêt est définie dans une partie uniforme du fantôme et le rapport signal sur bruit est calculé via l'équation 1.7.

22. Compare le niveau du signal souhaité (photons) au niveau du bruit de fond (pixels s'écartant de la normale), voir paragraphe 1.3.2 du chapitre 1.

TABLEAU 3.18 – Paramètres des tomographies réalisées avec le détecteur initial, le détecteur mis à jour et le détecteur à panneau plat.

	Détecteur initial	Détecteur mis à jour	Détecteur à panneau plat
Énergie		9 MeV	
Type de balayage		Circulaire	
Type de faisceau		Conique	
Filtration		/	
Taille tache focale		$\approx 0,4$ mm	
Détecteur	GOS Grand Champ HyperPrime + 1 caméra Zyla	UltraFine Sigma + 1 caméra Zyla	Panneau plat iRay
Taille du champ de vue	800×600 mm ²	150×150 mm ²	430×430 mm ²
Taille des pixels détecteur	360 μ m	144 μ m	100 μ m
Distance source/détecteur	2865 mm	2867 mm	2951 mm
Distance source/objet	2046 mm	Inserts \emptyset 50 mm : 2630 mm Support \emptyset 200 mm : 1950 mm	2522 mm
Grandissement radiographique	1,48	Inserts \emptyset 50 mm : 1,09 Support \emptyset 200 mm : 1,47	1,17
Tailles des pixels plan objet	243 μ m	Inserts \emptyset 50 mm : 132 μ m Support \emptyset 200 mm : 196 μ m	85 μ m
Temps de pose par projection	5 s	Inserts \emptyset 50 mm : 12 s Support \emptyset 200 mm : 24 s	6 s
Temps de d'acquisition total	2 h	Inserts \emptyset 50 mm : 2 h 45 Support \emptyset 200 mm : 5 h 15	2 h
Nombre de projections	1500	800	1200
Tailles des voxels de reconstruction	200 μ m	Inserts \emptyset 50 mm : 150 μ m Support \emptyset 200 mm : 200 μ m	100 μ m

- **le rapport contraste sur bruit**²³ (RCB). Deux zones d'intérêts sont définies dans des éléments ayant des intensités différentes et le rapport contraste sur bruit est calculé via l'équation 1.8.
- **la résolution spatiale** (RS(10 %)). Elle est obtenue via une mesure d'étalement (ESF) sur le bord d'un des motifs d'une coupe du fantôme. La résolution spatiale est calculée via les équations 1.13, 1.14, 1.16 et 1.18.

3.3.2.3 Tomographies des deux inserts en acier de 50 mm de diamètre seuls

Les tomographies des deux inserts cylindriques de 50 mm de diamètre seuls sont réalisées avec les paramètres présentés dans le tableau 3.18.

Des coupes issues des reconstructions tomographiques associées sont présentées sur la figure 3.40. Pour permettre la comparaison visuelle des coupes, ces dernières sont normalisées pour avoir leur niveau de gris moyen à 1 et une dynamique d'image entre 0 et 1,2. La figure 3.40 présente aussi les ESF ajustées sur la fente de l'insert B permettant de remonter aux résolutions spatiales. Ces valeurs de résolution spatiale sur une coupe reconstruite après 50 mm d'acier sont présentées dans le tableau 3.19, ainsi que les rapports signal sur bruit et contraste sur bruit.

Pour comparaison, le tableau 3.19 présente aussi les performances des tomographes de TEC Eurolab et VJ Technologies évalués expérimentalement dans l'état de l'art, au paragraphe 2.2.2.3 du chapitre 2.

La figure 3.41 compare des profils extraits des coupes de l'insert B (d'après le profil tracé en rouge sur la figure 3.40) pour les trois détecteurs.

La résolution spatiale sur une coupe reconstruite après 50 mm d'acier obtenue avec le détecteur mis à jour est d'environ 350 μm . Elle est plus élevée que celle attendue qui était de 280 μm pour un grandissement radiographique de 1,1 car elle est mesurée sur une coupe reconstruite après 50 mm d'acier et non directement avec le plein flux comme pour les caractérisations unitaires des éléments du détecteur au paragraphe 3.2. De plus, le flou peut aussi plus important du fait de la géométrie globale du tomographe difficile à régler et calibrer (alignement de tous les éléments). Il en est de même avec le détecteur à panneau plat, dont la résolution spatiale attendue était d'environ 200 μm , alors que la résolution spatiale mesurée sur une coupe reconstruite après 50 mm d'acier est de 310 μm .

Le détecteur mis à jour permet de diviser par 2,3 la résolution spatiale du détecteur initial. De plus, comme le montrent les profils de la figure 3.41, ce détecteur permet une bonne conservation du contraste, proche de celui du détecteur initial mais avec un bruit plus important.

Avec des temps de pose plus courts, le détecteur à panneau plat permet d'avoir des coupes moins bruitées et plus nettes divisant par 2,6 la résolution spatiale du détecteur initial. Cependant, les coupes obtenues avec ce détecteur ont un effet de « voile » très visible sur les différents motifs qui peut être dû à un fond de diffusion interne au panneau. Cela conduit à une dégradation du contraste par rapport aux deux autres détecteurs, comme le montrent les profils de la figure 3.41 (le niveau de gris dans les motifs des inserts est plus élevé), conduisant à des rapports contraste sur bruit plus faibles.

Le détecteur mis à jour et le détecteur à panneau plat permettent de distinguer toutes les fentes de l'insert B et tous les perçages de l'insert C contrairement au détecteur initial.

23. Définit la relation entre les différences d'intensité du signal entre deux régions, mises à l'échelle du bruit de l'image, voir paragraphe 1.3.2 du chapitre 1.

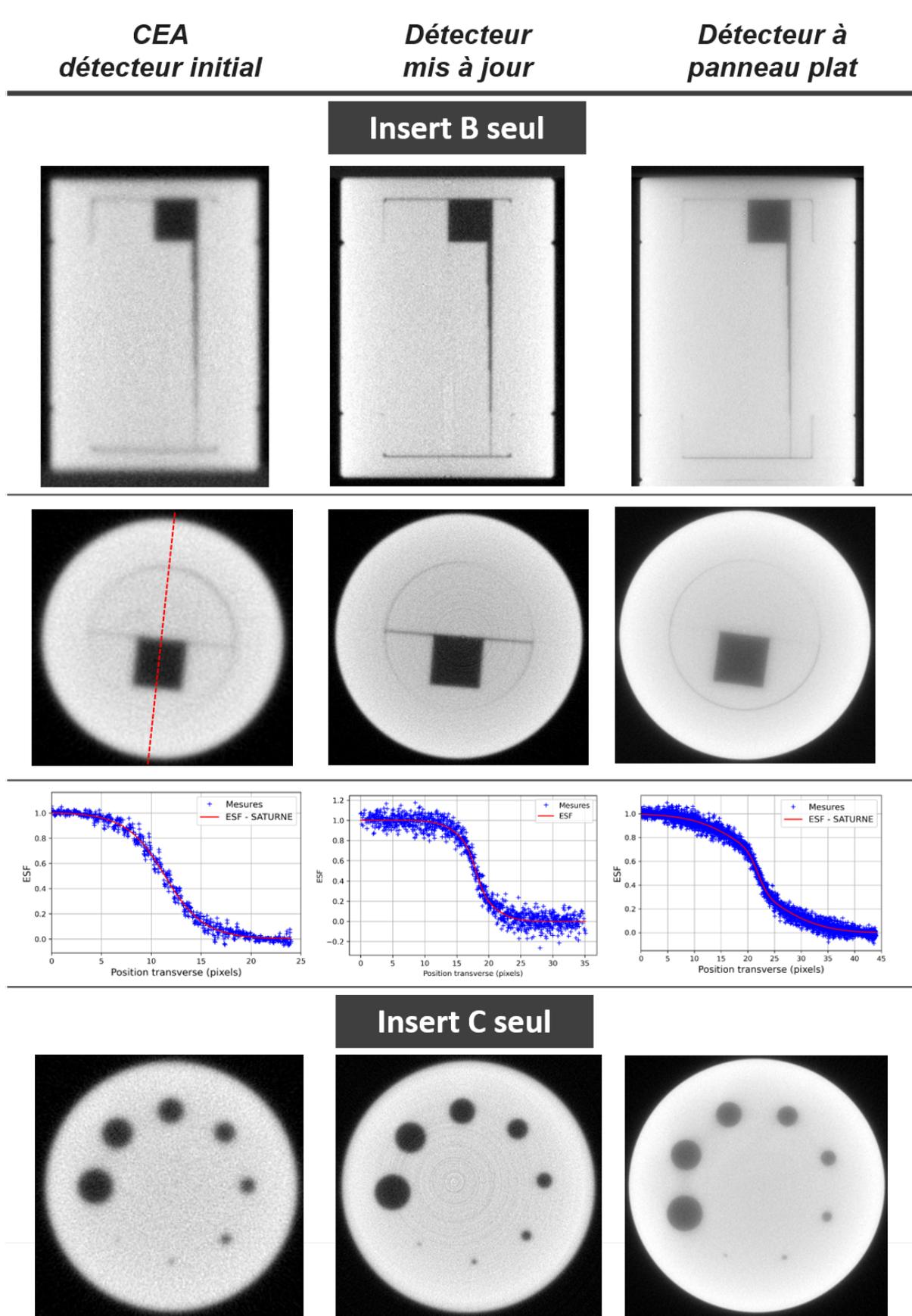


FIGURE 3.40 – Coupes issues des reconstructions tomographiques des deux inserts de 50 mm de diamètre seuls pour les trois détecteurs comparés.

TABLEAU 3.19 – Valeurs des indicateurs de qualité d’image associées aux reconstructions tomographiques des deux inserts de 50 mm de diamètre seuls.

	TEC Eurolab	VJ Technologies	CEA détecteur initial	Détecteur mis à jour	Détecteur à panneau plat
$f(\text{MTF}(10\%))$ fente	1,41 $\pm 0,07 \text{ mm}^{-1}$	0,98 $\pm 0,05 \text{ mm}^{-1}$	0,61 $\pm 0,05 \text{ mm}^{-1}$	1,48 $\pm 0,07 \text{ mm}^{-1}$	1,61 $\pm 0,08 \text{ mm}^{-1}$
RS(10 %) fente	355 \pm 18 μm	510 \pm 25 μm	820 \pm 48 μm	351 \pm 17 μm	311 \pm 16 μm
RSB	79	91	39	32	45
RCB fente	34	17	17	12	12
Limite de détection fentes	0,1 mm	0,1 mm	0,3 mm	0,1 mm	0,1 mm
RSB	94	92	29	35	54
RCB perçage	33	16	12	13	10
Limite de détection perçages	0,5 mm	0,5 mm	1 mm	0,5 mm	0,5 mm

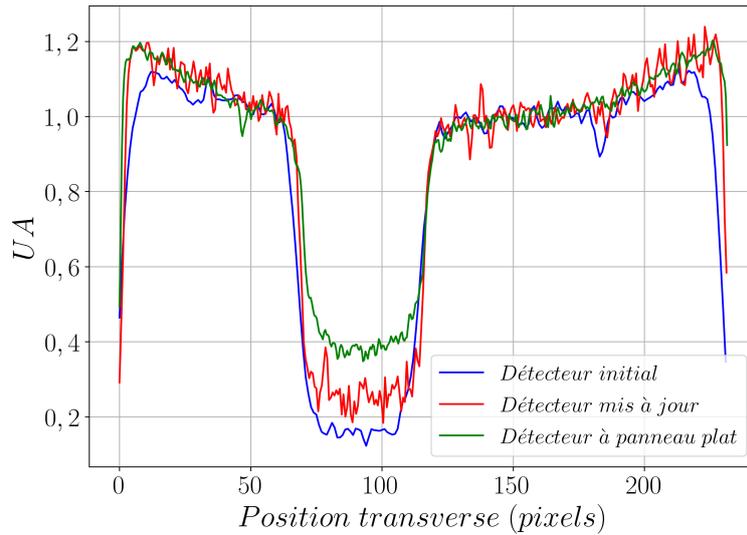


FIGURE 3.41 – Profils extraits des coupes de l'insert B de la figure 3.40 pour les trois détecteurs comparés.

Le tableau 3.20 présente les paramètres d'ajustement des ESF globales dans le plan objet du tomographe avec ces trois détecteurs. Ces paramètres d'ajustement seront utilisés dans les autres chapitres de ce mémoire afin de réaliser des simulations de tomographies produisant des projections proches des projections acquises expérimentalement.

À noter que le détecteur à panneau plat a une ESF, et donc une LSF et une MTF, composées d'une première gaussienne ayant une faible largeur à mi-hauteur de 3,9 pixels et d'une deuxième gaussienne bien plus large ayant une largeur à mi-hauteur de 21,5 pixels, donc une forte composante basse fréquence. Cela peut être dû à la réponse du détecteur à panneau plat et la présence d'un fond de diffusion induisant des bords peu abrupts et donc une courbe d'ESF peu pentue (voir figure 3.40), ayant une forme différente de celle du détecteur mis à jour.

TABLEAU 3.20 – Paramètres d'ajustement des ESF globales du tomographe avec le détecteur initial (grandissement radiographique de 1,48), le détecteur à panneau plat (grandissement radiographique de 1,17) et le détecteur mis à jour (grandissement radiographique de 1,09).

	Détecteur initial <i>Voxels de 243 μm</i>		Détecteur à panneau plat <i>Voxels de 85 μm</i>		Détecteur mis à jour <i>Voxels de 132 μm</i>	
Norme	0,85 \pm 0,05		0,88 \pm 0,06		0,84 \pm 0,05	
FWHM1	385 \pm 20 μm	1,6 pixels	330 \pm 19 μm	3,9 pixels	415 \pm 21 μm	3,1 pixels
FWHM2	1270 \pm 65 μm	5,2 pixels	1827 \pm 93 μm	21,5 pixels	1310 \pm 65 μm	9,9 pixels

Ces résultats peuvent être comparés à ceux obtenus avec les tomographes de TEC Eurolab et VJ Technologies rappelés dans le tableau 3.19. Le détecteur mis à jour et le détecteur à panneau plat permettent d'avoir une résolution spatiale proche de celle du tomographe de TEC Eurolab qui est le mieux résolu avec une résolution spatiale d'environ 350 μm . De plus, même si les deux nouveaux détecteurs donnent des rapports signal sur bruit plus faibles que le tomographe de TEC Eurolab, des temps de pose plus longs permettront de les accroître. Ainsi, la mise à jour du détecteur ou l'approvisionnement d'un détecteur à panneau plat haute résolution permettent d'atteindre les performances du tomographe le mieux résolu intercomparé dans l'état de l'art pour des objets de 50 mm d'épaisseur.

3.3.2.4 Tomographies du fantôme complet (support et inserts cylindriques) de 200 mm de diamètre

Le fantôme complet (inserts de 50 mm de diamètre placés dans le support de 200 mm de diamètre) est tomographié avec les paramètres présentés dans le tableau 3.18.

Les coupes issues des reconstructions tomographiques sont présentées sur la figure 3.42. Pour permettre la comparaison visuelle des coupes, ces dernières sont normalisées pour avoir leur niveau de gris moyen à 1 et une dynamique d'image entre 0 et 2. La figure 3.42 présente aussi des vues rapprochées de la zone centrale de la coupe présentant les perçages calibrés de l'insert C et d'une zone de la coupe présentant les fentes calibrées de l'insert B. Les rapports signal sur bruit et contraste sur bruit associés à chaque reconstruction sont présentés dans le tableau 3.21. Contrairement à la section précédente, les coupes obtenues sont très bruitées, il n'est donc pas possible de réaliser de mesures d'ESF pour remonter à des valeurs de résolution spatiale.

Pour comparaison, ce tableau présente aussi les performances des tomographes de TEC Eurolab et VJ Technologies intercomparés expérimentalement dans l'état de l'art, au paragraphe 2.2.2.3 du chapitre 2.

Pour des objets très absorbants, le détecteur à panneau plat donne des coupes avec très peu de contraste, ne permettant pratiquement pas de différencier les motifs des inserts dans le support. Cela peut être dû à la réponse du détecteur à panneau plat et la présence d'un fond de diffusion, déjà visible sur les coupes des inserts de 50 mm de diamètre (voir paragraphe précédent), et prédominant pour des objets fortement absorbants. Dans la configuration de notre tomographe, ce type de détecteur n'est donc pas adapté à la tomographie d'objets en acier de 200 mm de diamètre. Une étude complémentaire pourrait être réalisée afin de déterminer l'épaisseur limite d'acier pouvant être imagée avec ce détecteur.

En revanche, le détecteur mis à jour fournit des coupes plus nettes et ayant un meilleur contraste que le détecteur initial, permettant de distinguer le perçage de 2 mm de diamètre au centre du fantôme et la fente de 0,3 mm de large qui ne l'étaient pas avec le détecteur initial.

Ces résultats peuvent être comparés à ceux obtenus avec les tomographes de TEC Eurolab et VJ Technologies rappelés dans le tableau 3.21. Le détecteur mis à jour et le détecteur à panneau plat permettent d'avoir de meilleurs rapports signal sur bruit que ceux obtenus avec les tomographes de TEC Eurolab et VJ Technologies, mais moins élevés que celui du détecteur initial. De plus, le détecteur à panneau plat, fournissant des coupes très peu constatées, donne des coupes avec des rapports contraste sur bruit plus faibles que les tomographes intercomparés et ne permet pas de distinguer d'aussi petits motifs. Le détecteur mis à jour a quant à lui des performances très proches de celles obtenues avec le tomographe de TEC Eurolab (mêmes rapports signal sur bruit, mêmes rapports contraste sur bruit, et mêmes limites de détection des motifs) et ce pour des objets très absorbants comme le fantôme de 200 mm étudié dans cette section, mais aussi pour des objets plus petits comme présentés dans la section précédente.

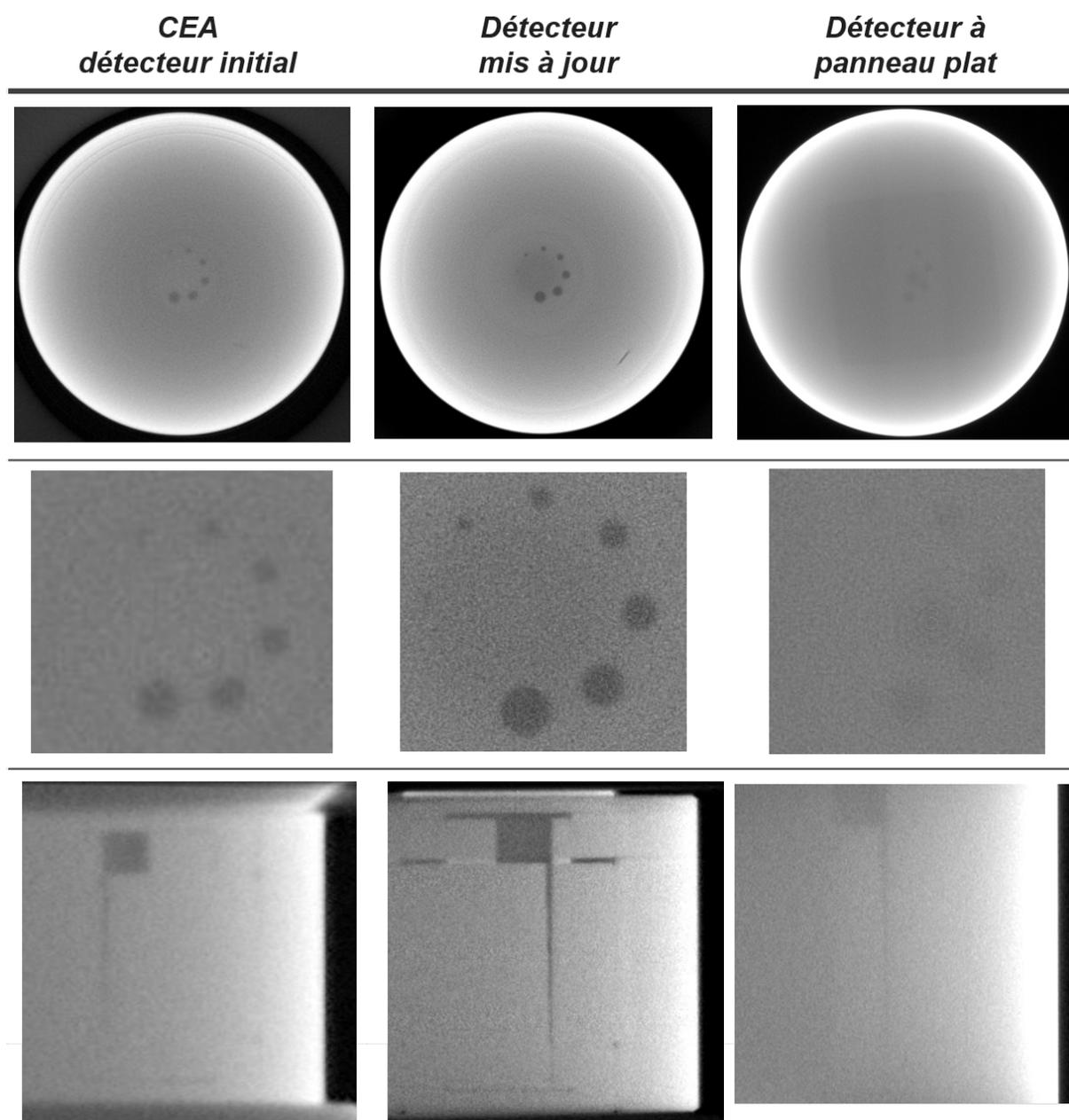


FIGURE 3.42 – Coupes issues des reconstructions tomographiques du fantôme complet (A + B + C) de 200 mm de diamètre pour les trois détecteurs comparés..

TABLEAU 3.21 – Valeurs des indicateurs de qualité d'image associées aux reconstructions tomographiques du fantôme complet (A + B + C) de 200 mm de diamètres.

	TEC Eurolab	VJ Technologies	CEA détecteur initial	Détecteur mis à jour	Détecteur à panneau plat
RSB	17	5	39	13	25
RCB perçage	3	2	3	3	< 1
Limite de détection perçages	2 mm	2 mm	3 mm	2 mm	6 mm
Limite de détection fentes	0,3 mm	0,7 mm	1 mm	0,3 mm	1 mm

3.4 Conclusion

Afin de répondre aux enjeux de haute résolution de cette thèse, ce chapitre a présenté la mise à jour matérielle du système de détection du tomographe initial. Pour cette mise à jour, deux solutions technologiques, inspirées des tomographes étudiés dans l'état de l'art du chapitre 2, ont été explorées.

Tout d'abord, l'approvisionnement d'un détecteur à panneau plat NDT 1717HE de chez iRay a été réalisé, car il présente l'avantage d'être rapidement mis en place avec des temps d'acquisition courts et d'avoir la meilleure résolution spatiale actuellement sur le marché de l'imagerie haute énergie, attendue à environ 200 μm (pour des pixels de $100 \times 100 \mu\text{m}^2$).

Ensuite, une mise à jour du système de détection initial couplant une caméra et un scintillateur (détecteur à reprise d'image) a été menée afin de l'adapter à la haute résolution. Pour ce faire, la caractérisation expérimentale des performances des différents éléments le composant (objectifs, caméras et scintillateurs) a été réalisée en comparant plusieurs éléments du commerce. Les éléments sélectionnés sont une caméra Zyla, un objectif Sigma Art ayant une distance focale de 105 mm et un scintillateur GOS UltraFine. Cette configuration impose un grandissement optique de $G_{opt} = 10,9$ et un champ de vue de la caméra sur le scintillateur d'environ $150 \times 150 \text{ mm}^2$ pour une distance optique²⁴ fixée à 1250 mm (distance optique minimale pour isoler la caméra du faisceau direct de photons dans le caisson détecteur).

Le détecteur mis à jour et le détecteur à panneau plat ont ensuite été mis en place expérimentalement dans le caisson détecteur afin de comparer leurs performances via la tomographie d'objets réels en acier de 50 et 200 mm d'épaisseur.

La résolution spatiale sur une coupe reconstruite après 50 mm d'acier est d'environ 350 μm avec le détecteur mis à jour et d'environ 310 μm avec le détecteur à panneau plat, divisant respectivement par 2,3 et 2,6 la résolution spatiale du détecteur initial. De plus, les coupes obtenues avec le détecteur mis à jour sont très contrastées quelles que soient les pièces analysées, permettant d'identifier une fente de 0,3 mm de large et un perçage de 2 mm de diamètre dans le fantôme en acier de 200 mm de diamètre. En revanche, avec le détecteur à panneau plat, les coupes obtenues ont un effet de « voile » très visible sur les différents motifs conduisant à une dégradation du contraste, surtout pour les objets très absorbants, et à une impossibilité de distinguer les structures internes du fantôme de 200 mm de diamètre.

L'utilisation de l'un ou l'autre de ces détecteurs dépendra donc du type de mesure à réaliser. Le détecteur à panneau plat semble principalement adapté à la tomographie de pièces peu absorbantes nécessitant une analyse précise. Le détecteur mis à jour permet des tomographies de plus haute résolution que le détecteur initial tout en étant adapté à la tomographie de pièces absorbantes, allant jusqu'à 200 mm d'acier.

De plus, le détecteur mis à jour permet d'atteindre les mêmes performances en termes de bruit, de contraste et de résolution spatiale que le tomographe de TEC Eurolab intercomparé dans l'état de l'art au chapitre 2, et ce même pour des objets en acier de 200 mm de diamètre. Ainsi, avec seulement une mise à jour matérielle du détecteur, le tomographe mis à jour atteint les mêmes performances que le tomographe le mieux résolu identifié dans l'état de l'art²⁵.

Les résolutions spatiales obtenues avec le détecteur mis à jour et le détecteur à panneau plat restent tout de même supérieures à 300 μm . L'objectif de cette thèse étant d'atteindre

24. Distance entre le scintillateur et la lentille de l'objectif (ou le centre optique de l'objectif), voir figure 3.4.

25. Sans prendre en compte le tomographe du LLNL, présenté au paragraphe 2.1.7, bien plus avancé technologiquement mais qui n'a pas pu être intercomparé car non ouvert à l'extérieur (en tout cas hors Etats Unis).

des résolutions spatiales de l'ordre de la centaine de micromètres, une deuxième partie de ce mémoire va se concentrer sur la réduction du flou dans les projections acquises via un post-traitement numérique avant reconstruction tomographique. La méthode la plus classique de restauration est basée sur l'utilisation d'algorithmes de déconvolution. Ces derniers ainsi que leurs performances sont présentés plus en détail au chapitre suivant.

Chapitre 4

Méthode de correction du flou : algorithmes de déconvolution classiques

Les images expérimentales obtenues avec le tomographe sont inévitablement floues du fait de l'imperfection des différents éléments le composant (source de photons, détecteur, scintillateurs, caméras, ...). Ce flou peut être réduit, dans un premier temps, par des modifications matérielles, tout particulièrement par une optimisation du système de détection comme explicité au chapitre 3. Afin d'atteindre des performances de résolution encore meilleures, dans un second temps, le flou peut être réduit via un post-traitement numérique des projections acquises avant reconstruction tomographique. La méthode la plus classique de restauration est basée sur l'utilisation d'algorithmes de déconvolution.

Une première section de ce chapitre décrit les principes théoriques de la déconvolution et de la construction de différents algorithmes de déconvolution. Dans une deuxième partie, les performances de défloutage de différents algorithmes de déconvolution sont testées et comparées sur des projections obtenues par simulation. Les algorithmes ayant les meilleures performances sur ces projections de test sont ensuite appliqués sur des projections expérimentales obtenues avec le tomographe et les détecteurs sélectionnés au chapitre 3.

4.1 Algorithmes de déconvolution classiques

4.1.1 Principe de la déconvolution

La déconvolution, telle qu'utilisée dans la restauration d'image, est une méthode d'inversion informatisée visant à améliorer le contraste et la résolution spatiale des images numériques. Son but est de restaurer les images dégradées lors de leur processus de formation par un système d'acquisition, comme un tomographe. Une source ponctuelle idéale de rayonnement traversant ce système, n'apparaîtra pas comme un point, mais s'étalera en ce que l'on appelle la fonction de dispersion d'un point, PSF (pour Point Spread Function, voir paragraphe 1.3.3 du chapitre 1). Dans notre cas, c'est une fonction à deux dimensions.

Le processus de dégradation peut être modélisé, en première approximation, comme un opérateur p_{sf} , qui, avec le bruit n , opère sur une image d'entrée i_{vraie} (image idéale nette et sans bruit) pour produire l'image dégradée acquise i_{data} . **La déconvolution numérique est un processus mathématique visant à calculer l'estimation \hat{i} d'une image au plus proche de l'image idéale nette i_{vraie} , étant donné l'image acquise i_{data} , la connaissance de la PSF associée à l'opérateur p_{sf} et le bruit n (voir figure 4.1).**

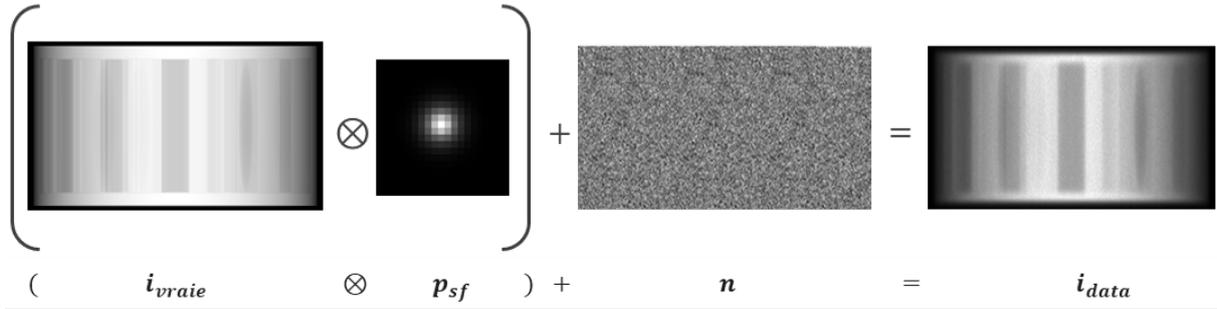


FIGURE 4.1 – Principe simplifié du processus de formation d’une images bidimensionnelle.

Comme explicité au paragraphe 1.3.2 du chapitre 1, le bruit expérimental des projections acquises avec notre tomographe suit principalement une distribution de Poisson. Cependant, la plupart des algorithmes de déconvolution approximent le bruit par une distribution additive gaussienne à des fins de simplifications mathématiques. Dans notre cas, cette hypothèse n’est donc pas correcte, mais il a été montré que l’utilisation de l’hypothèse d’un bruit gaussien au lieu du modèle de Poisson n’affecte pas de manière significative la qualité du résultat de la restauration, comme démontré dans [82]. Dans les équations présentées par la suite, le bruit sera donc un bruit additif gaussien représentant une cartographie du bruit indépendante de l’image i_{vraie} (ajouté via une somme).

Dans le contexte du traitement de l’image, chaque valeur de pixel de l’image floue acquise, $i_{data}(x, y)$ (avec x la colonne et y la ligne du pixel), est égale à la moyenne pondérée de la valeur du pixel correspondant dans l’image exacte, $i_{vraie}(x, y)$, et de ses pixels voisins, de telle sorte que les poids sont donnés par la PSF. Comme explicité sur la figure 4.2, si cette PSF, de dimensions $(2K_{PSF} + 1) \times (2K_{PSF} + 1)$, peut être considérée comme invariante spatialement, le processus de formation d’une image bidimensionnelle peut être mathématiquement décrit dans le domaine spatial par une convolution à deux dimensions discrète via l’équation suivante :

$$i_{data}(x, y) = \sum_{k_1=-K_{PSF}}^{k_1=+K_{PSF}} \sum_{k_2=-K_{PSF}}^{k_2=+K_{PSF}} p_{sf}(k_1, k_2) i_{vraie}(x - k_1, y - k_2) + n(x, y) \quad (4.1)$$

avec $i_{data}(x, y)$ la valeur d’un pixel donné de l’image acquise, $i_{vraie}(x, y)$ la valeur du pixel correspondant de l’image exacte nette, $n(x, y)$ la valeur du bruit additif gaussien de ce pixel et $p_{sf}(k_1, k_2)$ la valeur de la PSF en (k_1, k_2) . Cette opération représente la translation de la p_{sf} à chaque position (x, y) sur l’image $i_{vraie}(x, y)$ (fenêtre glissante). Le centre de la PSF est aligné avec la position du pixel donné de coordonnées (x, y) . Cette équation peut être écrite de manière simplifiée via l’équation suivante :

$$i_{data} = (p_{sf} \otimes i_{vraie}) + n \quad (4.2)$$

avec \otimes représente l’opération de convolution.

Cette forme d’écriture suppose que le flou de l’image acquise est le même en chaque point de l’image, le flou est alors qualifié de « flou stationnaire ». Pour la suite de cette étude, le flou sera supposé stationnaire et la PSF sera considérée comme invariante spatialement.

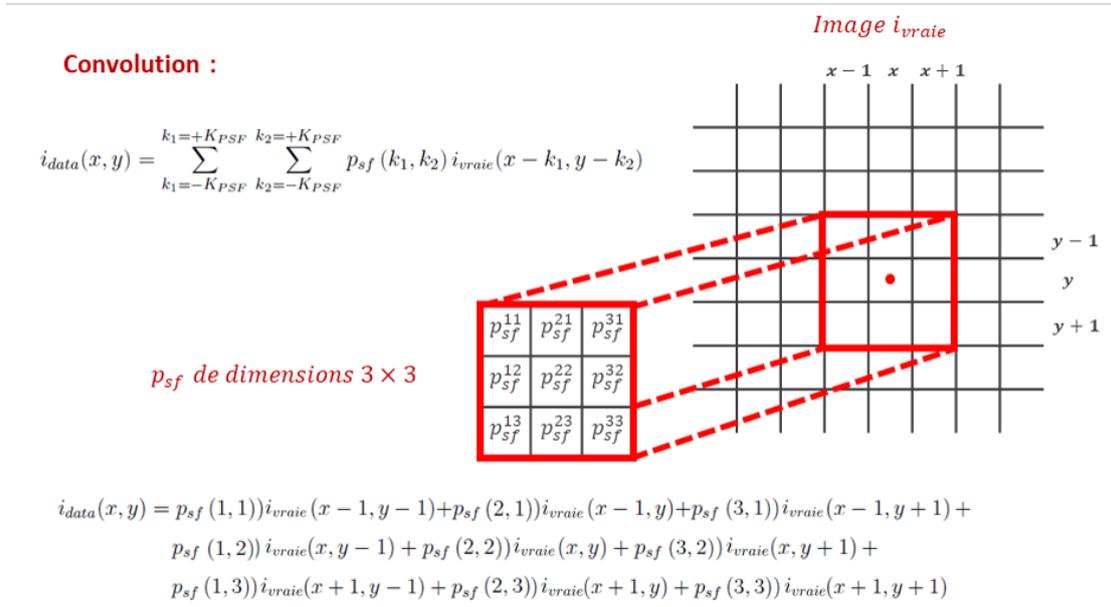


FIGURE 4.2 – Principe de formation d’une image bidimensionnelle pouvant être mathématiquement décrit dans le domaine spatial par une convolution discrète à deux dimensions.

Mathématiquement, la convolution de fonctions dans le domaine spatial devient une multiplication point par point dans le domaine de Fourier (voir figure 4.3). Ainsi, l’équation de convolution 4.2 devient dans l’espace de Fourier :

$$F_{2D}(i_{data}) = F_{2D}(p_{sf} \otimes i_{vraie}) + F_{2D}(n) = F_{2D}(p_{sf}) \times F_{2D}(i_{vraie}) + F_{2D}(n) \quad (4.3)$$

avec F_{2D} représentant la transformée de Fourier à deux dimensions. Le but est de déterminer i_{vraie} en connaissant la p_{sf} et i_{data} . Ce problème est un problème inverse dont la difficulté principale de résolution provient du bruit additif.

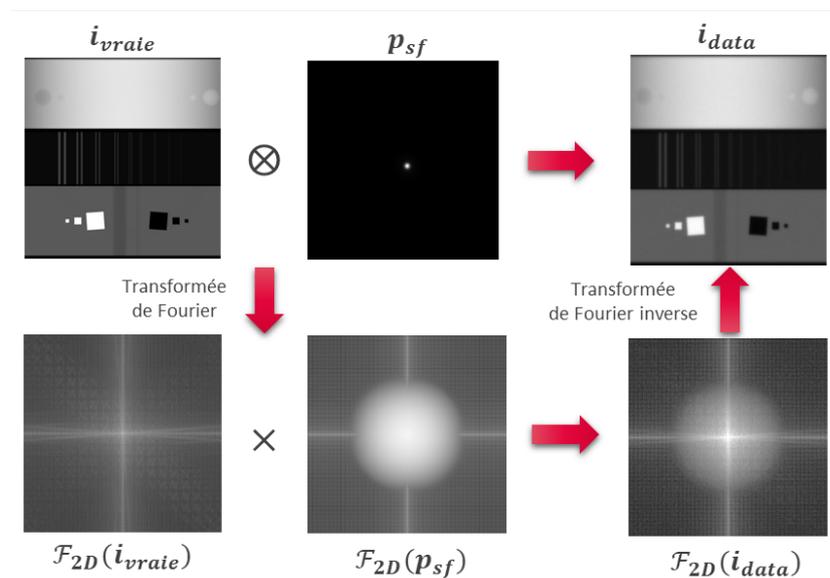


FIGURE 4.3 – Schéma de l’équivalence entre convolution dans le domaine spatial et multiplication dans le domaine fréquentiel.

En effet, si le bruit est négligé, alors le moyen le plus évident d'inverser l'équation de convolution dans le domaine de Fourier afin d'estimer $F_{2D}(\hat{i})$ est de diviser $F_{2D}(i_{data})$ par la $F_{2D}(p_{sf})$:

$$F_{2D}(i_{data}) = F_{2D}(p_{sf}) \times F_{2D}(i_{vraie}) \Leftrightarrow F_{2D}(\hat{i}) = \frac{F_{2D}(i_{data})}{F_{2D}(p_{sf})} \quad (4.4)$$

L'image restaurée, notée \hat{i} , peut alors être obtenue en réalisant une transformée de Fourier inverse de l'équation 4.4. En l'absence de bruit, la restauration de l'image serait alors parfaite. En pratique, comme le bruit n'est pas nul, l'image estimée \hat{i} contient un terme parasite qui est la transformée de Fourier du bruit sur la transformée de Fourier de la PSF :

$$F_{2D}(\hat{i}) = \frac{F_{2D}(i_{data})}{F_{2D}(p_{sf})} - \frac{F_{2D}(n)}{F_{2D}(p_{sf})} \quad (4.5)$$

Cependant, la transformée de Fourier de la PSF diminue rapidement avec la fréquence puis est nulle avant la fréquence de coupure du système (fréquence maximale transmise), alors que le bruit est défini sur une large bande fréquentielle et conserve une contribution significative pour les hautes fréquences. Il en résulte des divisions par des valeurs de $F_{2D}(p_{sf})$ très petites ou nulles amplifiant fortement les hautes fréquences du bruit. Plus la PSF sera large, et donc l'image floue, plus $F_{2D}(p_{sf})$ diminuera rapidement aux fréquences élevées et plus l'amplification du bruit sera importante.

En d'autres termes, même si une solution existe et est unique, une faible variation du bruit, surtout à des fréquences où la transformée de Fourier de la PSF est petite, pourra avoir de grandes conséquences sur la solution (amplification des erreurs en $1/F_{2D}(p_{sf})$). Le problème est alors dit « mal posé », c'est-à-dire qui n'est pas bien posé au sens de Hadamard¹. La condition de stabilité ne peut être respectée. Une petite variation sur les données acquises (dans notre cas, par exemple, l'utilisation d'une autre cartographie du bruit) peut entraîner une grande erreur sur la solution. Ceci rend le calcul direct de la solution impossible.

Ainsi, toutes les méthodes de restauration, qu'elles soient directes ou itératives, visent plutôt à générer une estimation de l'objet \hat{i} en minimisant une fonction ou un critère de coût.

4.1.2 Logiciels pour la déconvolution

L'utilisation des algorithmes de déconvolution de flou dans des domaines variés comme l'astronomie, la médecine, la physique ou la biologie, a conduit à la création de divers logiciels commerciaux (comme Huygens de Scientific Volume Imaging [84] ou AutoQuant de Media Cybernetics [85]) ou à diffusion libre. Dans le cadre de ce travail, nous nous intéresserons tout particulièrement à deux greffons Open Source développés pour le logiciel multiplate-forme de traitement d'images ImageJ [86]. Le premier greffon de ce type est *DeconvolutionLab* [87] développé par le Biomedical Imaging Group de l'EPFL en Suisse. Il permet la déconvolution d'images en 2D ou 3D basée sur la connaissance de la PSF. La liste des algorithmes proposés par ce greffon et comparés durant cette étude est :

- Filtrage inverse régularisé (RIF),
- Landweber (LW),
- Tikhonov-Miller (TM),
- Fast Iterative Shrinkage-Thresholding Algorithm (FISTA),

1. En 1923, Hadamard a introduit la notion de problème bien posé [83]. Il s'agit d'un problème dont : la solution existe, la solution est unique, la solution dépend continûment des données (stable vis-à-vis des erreurs de mesures). Un problème qui ne remplit pas ces conditions est dit « mal posé ».

— Richardson-Lucy (RL).

Le deuxième greffon utilisé est *Parallel Iterative Deconvolution* [88] développé par Piotr Wendykier. Le code est basé sur la boîte à outils MATLAB *RestoreTools* [89] et sur le greffon *Iterative Deconvolve 3D* [90]. Il propose deux algorithmes itératifs comparés durant cette étude :

- Conjugate Gradient for Least Squares (CGLS),
- Hybrid Bidiagonalization Regularization (HyBR).

Au total, ce sont donc sept algorithmes qui seront évalués dans ce chapitre.

4.1.3 Différents algorithmes de déconvolution

Cette section présente dans un premier temps les outils clefs pour construire les algorithmes de déconvolution. Puis une description technique brève des algorithmes qui seront étudiés et comparés dans la suite de cette étude sera présentée. Les algorithmes de déconvolution peuvent être classés en deux catégories principales :

- les algorithmes de filtrage inverse,
- les algorithmes itératifs.

Dans la suite, les données considérées sont des images qui sont numérisées et donc discrètes et finies. Il peut alors être plus simple pour la compréhension, au lieu d'utiliser une écriture dans le domaine fréquentiel, de réécrire l'équation classique de convolution, équation 4.2, sous forme matricielle via l'équation suivante :

$$I_{data} = HI_{vraie} + N \quad (4.6)$$

avec I_{data} , I_{vraie} et N des vecteurs obtenus par concaténation des lignes respectives des images i_{data} , i_{vraie} et $n \in \mathbb{R}^{m_1 \times m_2}$, alors I_{data} , I_{vraie} et $N \in \mathbb{R}^M$ avec $M = m_1 \times m_2$. Ces vecteurs ont tous la même forme, telle que :

$$I_{data} = \begin{bmatrix} i_{data}(1, 1) \\ i_{data}(1, 2) \\ \dots \\ i_{data}(1, m_1) \\ i_{data}(2, 1) \\ \dots \\ i_{data}(2, m_2) \\ \dots \\ i_{data}(m_1, m_2) \end{bmatrix} \quad (4.7)$$

La matrice H , appelée matrice de convolution, a une structure de Toeplitz (caractérisée, entre autres, par des éléments identiques le long de ses diagonales). Cette matrice est associée à la PSF du système. Le détail mathématique de la construction de cette matrice n'est pas indispensable pour comprendre le fonctionnement des algorithmes de déconvolution car ils nécessitent seulement la réalisation de multiplication matrices-vecteurs avec H et H^T , cependant pour plus de détails il est possible de se référer à [91] et à la thèse [92] sur les matrices Toeplitz.

4.1.3.1 Fonction de coût

Une approche classique pour résoudre le problème explicité par l'équation 4.6 est basée sur une méthode des moindres carrés. La déconvolution consiste alors à minimiser la fonction de coût des moindres carrés (ou fonction de perte), notée $C(\hat{I})$. Le but étant d'estimer \hat{I} , de telle sorte que $H\hat{I}$ s'approche le plus possible de l'image acquise I_{data} au sens des moindres carrés. Cela revient donc, avec l'hypothèse d'un bruit gaussien additif, à déterminer la valeur de \hat{I} minimisant l'équation suivante :

$$C(\hat{I}) = \| I_{data} - H\hat{I} \|^2 \quad (4.8)$$

avec $\| \cdot \|$ la norme euclidienne².

La minimisation de cette fonction de coût est calculée en annulant la dérivée de $C(\hat{I})$ par rapport à \hat{I} . La solution classique de cette minimisation [93] est donnée par :

$$\hat{I} = (H^T H)^{-1} H^T I_{data} \quad (4.9)$$

Comme explicité au paragraphe 4.1.1, la déconvolution en restauration d'image est un problème « mal posé » dont le résultat est très sensible au bruit. Pour surmonter cette difficulté, des méthodes de régularisation sont nécessaires pour stabiliser la solution et imposer des contraintes, par exemple de lissage qui impliquent que les valeurs de l'image restaurée aux hautes fréquences soient inférieures à un seuil.

4.1.3.2 La régularisation

Dans de nombreux domaines comme l'apprentissage automatique ou la résolution de problèmes inverses, la régularisation est couramment utilisée afin d'ajouter des informations permettant de résoudre un problème dit « mal posé ».

L'idée de base de la régularisation est d'ajouter des contraintes ou des a priori permettant de réduire l'espace de possibilités afin d'aboutir vers une solution unique et stable (moins sensible au bruit). Un terme de régularisation, $R(\hat{I})$, est ajouté à la fonction de coût comme suit :

$$C(\hat{I}) = \| I_{data} - H\hat{I} \|^2 + \lambda R(\hat{I}) \quad (4.10)$$

avec $\lambda > 0$ un scalaire contrôlant l'importance du terme de régularisation. Il équilibre le compromis entre régularisation de l'estimation et fidélité de l'estimation par rapport aux mesures. Dans la plupart des algorithmes ce paramètre est réglé manuellement par l'utilisateur. Le choix de $R(\hat{I})$ est fait pour imposer une pénalité sur la solution \hat{I} . En général, le terme de régularisation est une fonction de pénalité exprimant l'information a priori que \hat{I} doit être lisse. Ainsi, le terme de régularisation peut être défini par $R(\hat{I}) = \| Z\hat{I} \|^2$, avec Z une matrice de régularisation. Comme démontré dans [93], la solution de la minimisation régularisée est donnée par :

$$\hat{I} = (H^T H + \lambda Z^T Z)^{-1} H^T I_{data} \quad (4.11)$$

avec H^T la transposé de la matrice H . Les solutions des minimisations de la plupart des algorithmes présentés par la suite ont toutes une structure dérivée de cette équation de minimisation régularisée (équation 4.11).

2. La norme euclidienne d'un vecteur $X \in \mathbb{R}^M$ est définie par : $\| X \| = \sqrt{\langle X, X \rangle} = \sqrt{X_1^2 + \dots + X_M^2}$

4.1.3.3 Algorithmes de filtrage inverse

Les premiers algorithmes de déconvolution d'images développés ont été appelés filtres inverses. Cette méthode de déconvolution consiste à appliquer des filtres inverses aux images acquises. Cela équivaut, dans le domaine de Fourier, à diviser terme à terme l'image acquise par la PSF (équation 4.4). L'avantage de ces filtres est que les calculs sont rapides et peu coûteux en puissance de calculs. Cependant, comme expliqué dans le paragraphe 4.1.1, ces méthodes sont limitées par l'amplification du bruit. La plupart des filtres inverses réduisent alors ce problème en utilisant la régularisation.

La régularisation la plus utilisée vise à lisser les images estimées (supprimer les fréquences trop élevées souvent entachées de beaucoup de bruit). Cependant, il existe un risque de perte de détails. Ainsi, les implémentations logicielles des filtres inverses incluent généralement un paramètre réglable, le paramètre de régularisation λ , qui permet à l'utilisateur de contrôler le compromis entre le lissage et l'amplification du bruit.

Parmi les deux greffons open source sélectionnés dans le cadre de cette étude, l'algorithme de filtrage inverse étudié est le filtrage inverse régularisé (RIF).

Filtrage Inverse Régularisé (RIF)

Afin d'éviter l'amplification du bruit causée par l'inversion directe de l'équation de convolution dans le domaine de Fourier, l'algorithme RIF ajoute un terme de régularisation à la fonction de coût. Le but étant de lisser les hautes fréquences bruitées en utilisant une régularisation laplacienne [94] exprimée dans la fonction de coût via :

$$C(\hat{I}) = \| I_{data} - H\hat{I} \|^2 + \lambda \| L\hat{I} \|^2 \quad (4.12)$$

avec $\lambda > 0$ le paramètre de régularisation et L une matrice correspondant à la discrétisation d'un gradient. La résolution de ce problème de minimisation est basée sur la recherche d'une solution régularisée qui équilibre deux termes :

1. $\| I_{data} - H\hat{I} \|^2$ qui est le carré de la norme résiduelle qui mesure la qualité de l'ajustement de la solution \hat{I} . Si le résidu est trop grand, alors $H\hat{I}$ ne s'ajuste pas très bien aux données I_{data} ; d'autre part, si le résidu est trop petit, alors il est très probable que \hat{I} soit fortement influencé par le bruit dans les données,
2. le deuxième terme $\| L\hat{I} \|^2$ est le terme de régularisation faisant intervenir une norme de lissage. Le choix de L est fait de sorte que le terme de régularisation soit petit lorsque \hat{I} correspond aux attentes et qu'il soit grand lorsque la reconstruction contient une grande composante de bruit.

Le paramètre de régularisation λ contrôle l'équilibre entre la minimisation de ces deux quantités. Si λ est trop petit, trop d'importance est mise sur le premier terme, et \hat{I} sera trop influencé par la quantité de bruit dans les données. D'autre part, si λ est trop grand, trop d'importance est apportée sur le second terme et la solution obtenue est très lisse avec peu de détails. Une solution explicite est donnée par :

$$\hat{I} = (H^T H + \lambda L^T L)^{-1} H^T I_{data} \quad (4.13)$$

Cette régularisation est contrôlée par l'utilisateur en fixant le facteur de régularisation λ .

4.1.3.4 Algorithmes itératifs

Afin d'améliorer les performances des filtres inverses, une autre catégorie d'algorithmes peut être appliquée lors de la restauration d'images appelée algorithmes itératifs contraints qui fonctionnent par cycles successifs. Ces algorithmes appliquent généralement des contraintes sur les solutions possibles, ce qui permet de minimiser le bruit et les autres distorsions, ainsi que d'augmenter le pouvoir de restauration du signal flou.

La différence entre le filtrage inverse et la déconvolution itérative est que cette dernière n'inverse pas directement le processus de convolution, mais essaie d'estimer une image qui, lorsqu'elle est floutée par la PSF, est aussi proche que possible de l'image acquise par le système i_{data} au bruit près.

Les algorithmes itératifs contraints typiques suivent une logique commune. Le processus commence par une première estimation qui est généralement l'image initiale i_{data} acquise par le système, mais qui peut aussi être une image prédéfinie par l'utilisateur (comme une image à 50 % de gris). La première étape consiste à convoluer une copie de cette estimation initiale avec la PSF (ajout de flou à l'estimation initiale). Cette approche peut paraître surprenante dans un processus visant à déflouter des images, mais l'image acquise par le système reste la donnée disponible la plus proche de l'image réelle. Cette nouvelle « estimation floue » est ensuite comparée à l'image acquise initiale. Cette comparaison est utilisée pour calculer, à chaque itération, un critère d'erreur qui représente la similarité entre l'estimation floue convoluée par la PSF et l'image brute acquise (équation 4.8). Le critère d'erreur est ensuite utilisé pour modifier l'estimation de manière à réduire cette erreur. Une nouvelle itération a alors lieu : la nouvelle estimation est convoluée avec la PSF, un nouveau critère d'erreur est calculé et ainsi de suite. L'ensemble du processus est répété jusqu'à ce que le critère d'erreur soit minimisé ou atteigne un seuil défini. L'image finale restaurée est l'estimation de l'image à la dernière itération.

Si k est le numéro de l'itération courante et N_{iter} est le nombre d'itérations maximal d'un algorithme itératif contraint donné, la logique de ce dernier peut être retranscrite sous la forme de l'algorithme 4.1.

Algorithme 4.1 Algorithmes itératif type

Initialisation de $\hat{\mathbf{I}}_0 = I_{data}$

Pour $k = 1$ à $k = N_{iter}$ (nombre d'itérations maximum) **Faire**

$\hat{\mathbf{I}}_{k+1} =$ Calculs impliquant $\hat{\mathbf{I}}_k$, \mathbf{H} et d'autres grandeurs intermédiaires

Si les critères d'arrêt sont satisfaits **alors**

Fin

Fin pour

Les opérations de calcul nécessaires pour mettre à jour \hat{I}_{k+1} à chaque itération dépendent du schéma itératif particulier de l'algorithme utilisé, mais impliquent généralement des produits vecteurs-matrices avec H et sa transposée H^T . Comme pour les filtres inverses, les méthodes itératives ont généralement recours à la régularisation³ en utilisant, par exemple, des contraintes, ou des critères de convergence, voire une combinaison de ces techniques. Une contrainte couramment utilisée est le lissage comme énoncé dans le paragraphe 4.1.3.3 pour les filtres inverses. Au fur et à mesure des itérations, l'algorithme aura tendance à amplifier le bruit donc la plupart des implémentations le supprime avec un filtre de lissage. Il est possible d'incorporer d'autres contraintes comme la non-négativité remplaçant toute valeur de

3. Décrite au paragraphe 4.1.3.2.

pixel devenant négative au cours d'une itération par zéro. Les méthodes itératives sont plus coûteuses en opérations conduisant généralement à des temps d'exécutions plus longs que les méthodes de filtrage inverse mais à de meilleures performances de défloutage.

Parmi les deux greffons open source sélectionnés dans le cadre de cette étude, six algorithmes itératifs sont étudiés.

Landweber (LW)

L'algorithme Landweber [95] vise à minimiser la fonction de coût des moindres carrés des filtres inverses non régularisés définie par l'équation 4.8, mais, au lieu d'exprimer la solution par inversion directe, il a recours à une approche itérative de descente de gradient. Chaque mise à jour de l'estimation est donnée par :

$$\hat{I}_{k+1} = \hat{I}_k + \omega H^T (I_{data} - H \hat{I}_k) \quad (4.14)$$

avec ω un paramètre réel positif correspondant à la taille du pas de l'algorithme. Cette méthode vise à minimiser la fonction de coût des moindres carrés en s'assurant que le prochain changement dans l'image, $\Delta \hat{I} = \hat{I}_{k+1} - \hat{I}_k$, soit dans la direction du gradient négatif de $C(\hat{I})$ par rapport à \hat{I} défini par :

$$\nabla C(\hat{I}) = H^T (H \hat{I} - I_{data}) \quad (4.15)$$

L'algorithme de Landweber procède donc à une approche itérative de descente de gradient permettant en plus d'imposer une contrainte de non-négativité à chaque itération. L'utilisateur fixe la taille du pas de l'algorithme, ω , et le nombre d'itérations effectuées par l'algorithme, N_{iter} . La taille du pas sera fixée arbitrairement et dépendra des images analysées. Afin d'obtenir un résultat avec un bon compromis entre déconvolution et amplification du bruit, le nombre d'itérations sera un paramètre primordial à optimiser en fonction du types d'images analysées.

Tikhonov-Miller (TM)

Comme avec la méthode Landweber, l'algorithme Tikhonov-Miller utilise une descente de gradient itérative, mais minimise la fonction de coût des moindres carrés des filtres inverses régularisés définie par l'équation 4.10. Chaque mise à jour de l'estimation est donnée par :

$$\hat{I}_{k+1} = \hat{I}_k + \omega \left(H^T I_{data} - \left(H^T H + \lambda L^T L \right) \hat{I}_k \right) \quad (4.16)$$

Le schéma itératif permet aussi d'ajouter une contrainte de non-négativité à chaque itération. L'utilisateur fixe la taille des pas de l'algorithme, ω , le nombre d'itérations effectuées par l'algorithme, N_{iter} , ainsi que le facteur de régularisation λ .

Fast Iterative Shrinkage-Thresholding Algorithm (FISTA)

Une autre méthode relativement efficace pour éliminer le bruit dans les images consiste à étendre les images (notre signal) dans une base d'ondelettes, puis à appliquer un seuillage doux aux coefficients d'ondelettes et à reconstruire l'image « débruitée » par transformation inverse d'ondelettes. En effet, la plupart des images sont parcimonieuses dans le domaine des ondelettes⁴ [96], c'est-à-dire que leurs valeurs sont concentrées dans quelques coefficients

4. Un signal est dit parcimonieux si la plupart de ses composantes sont nulles. Les images étudiées ici ne sont pas parcimonieuses dans leur domaine d'acquisition (domaine spatial) mais le sont dans le domaine des ondelettes.

significatifs. Alors que le bruit est réparti uniformément dans ce domaine, de sorte que les plus petites valeurs peuvent être principalement attribuées aux bruits et facilement supprimées. La régularisation est alors utilisée pour introduire des contraintes de parcimonie dans la solution optimale. La fonction de coût à minimiser [97, 98, 99] devient alors :

$$C(\hat{I}) = \| I_{data} - A\hat{I} \|^2 + \lambda \| \Psi \hat{I} \| \quad (4.17)$$

avec $A = H\Psi$, Ψ étant une matrice de transformation, permettant ici une transformation d'ondelettes. L'effet du deuxième terme de l'équation 4.17 est de favoriser les solutions qui admettent une expansion d'ondelettes parcimonieuses (signaux désirés et non le bruit). Le paramètre de régularisation λ contrôle le niveau de parcimonie de \hat{I} .

L'une des méthodes les plus utilisées pour résoudre ce problème est l'algorithme ISTA [100, 97] (Iterative Shrinkage-Thresholding Algorithm) dont chaque mise à jour est donnée par :

$$\hat{I}_{k+1} = \text{Soft} \left(\hat{I}_k - 2\omega A^T (A\hat{I}_k - I_{data}) \right) \quad (4.18)$$

avec ω la taille du pas de l'algorithme et *Soft* un opérateur de seuillage. Si le seuil est noté λ , alors l'opérateur de seuillage pour le pixel i de l'image \hat{I}_k est défini par :

$$\text{Soft}(\hat{I}_{k_i}, \lambda) = (|\hat{I}_{k_i}| - \lambda) + \text{sign}(\hat{I}_{k_i}) \quad (4.19)$$

avec *sign*(.) représentant la fonction signe. L'avantage de l'algorithme ISTA réside dans sa simplicité, mais il s'avère avoir une convergence très lente. L'algorithme FISTA est une version « accélérée » de cet algorithme améliorant la sélection du point de départ en utilisant les informations obtenues lors des itérations précédentes pour construire la nouvelle estimation [97, 98, 99]. La différence entre ces deux algorithmes est donc le choix de la position initiale.

L'idée fondamentale de FISTA est d'appliquer une descente de gradient à un point noté y_k , construit à partir des itérations précédentes et simple à calculer afin d'accélérer la vitesse de convergence. Ce choix consiste à utiliser un « effet mémoire » en calculant à chaque itération un point défini à partir de la combinaison linéaire de l'estimation actuelle \hat{I}_{k+1} et de l'estimation précédente \hat{I}_k . L'algorithme 4.2 retranscrit les itérations de l'algorithme FISTA.

Algorithme 4.2 Algorithme FISTA

Soit $\mathbf{y}_0 = \hat{\mathbf{I}}_0$ et $\mathbf{t}_0 = 1$

Pour $\mathbf{k} = 1$ à $\mathbf{k} = \mathbf{N}_{\text{iter}}$ (nombre d'itérations maximum) **Faire**

$$\mathbf{z}_{\mathbf{k}+1} = \mathbf{y}_{\mathbf{k}} - \omega A^T (A\mathbf{y}_{\mathbf{k}} - I_{data})$$

$$\hat{\mathbf{I}}_{\mathbf{k}+1} = \Psi^T \text{Soft}(\Psi \mathbf{z}_{\mathbf{k}+1}, \lambda)$$

$$\mathbf{t}_{\mathbf{k}+1} = \frac{1 + \sqrt{1 + 4\mathbf{t}_{\mathbf{k}}^2}}{2}$$

$$\mathbf{y}_{\mathbf{k}+1} = \hat{\mathbf{I}}_{\mathbf{k}+1} + \left(\frac{\mathbf{t}_{\mathbf{k}} - 1}{\mathbf{t}_{\mathbf{k}+1}} \right) (\hat{\mathbf{I}}_{\mathbf{k}+1} - \hat{\mathbf{I}}_{\mathbf{k}})$$

Fin pour

L'utilisateur fixe la taille du pas de l'algorithme, ω , et le nombre d'itérations effectuées par l'algorithme, N_{iter} , ainsi que le facteur de régularisation λ .

Richardson-Lucy (RL)

Les algorithmes itératifs présentés précédemment sont assez peu sensibles à la nature du bruit (poissonnien ou gaussien) [82]. Les problèmes des moindres carrés sont basés sur l'hypothèse d'un bruit additif gaussien et stationnaire. L'algorithme de Richardson-Lucy [101]

ajoute une information statistique sur la composition du bruit des images analysées. Le bruit n'est plus additif gaussien, mais poissonnien et donc dépendant des valeurs des pixels de l'image i_{vraie} . Cet algorithme est basé sur la recherche d'une estimation \hat{I} de l'image exacte I_{vraie} en supposant un modèle de bruit poissonnien via une approche par maximum de vraisemblance [102] conduisant à minimiser l'équation suivante :

$$C(\hat{I}) = V_1^T H \hat{I} - I_{data}^T \log(H \hat{I}) \quad (4.20)$$

L'opération logarithmique est appliquée composante par composante à $H \hat{I}$ et V_1 est un vecteur dont toutes les composantes sont égales à un, $V_1 \in \mathbb{R}^M$. La minimisation itérative de cette fonction peut être interprétée comme une descente de gradient multiplicative dont l'unique minimiseur de \hat{I} , soumis à la contrainte de non-négativité $\hat{I} \geq 0$, est :

$$\hat{I}_{k+1} = \hat{I}_k \times \left(\frac{I_{data}}{H \hat{I}_k} H^T \right) \quad (4.21)$$

avec toujours la multiplication et la division appliquée composante par composante. La non-négativité est naturellement assurée par cet l'algorithme du fait des mises à jour multiplicatives de \hat{I} . La solution de RL est elle aussi soumise au problème d'amplification du bruit. Ainsi, le nombre optimal d'itération, N_{iter} , seul paramètre fixé par l'utilisateur avec cet algorithme, devra être choisi de manière optimale.

Les deux algorithmes suivants sont des algorithmes itératifs aux structures plus complexes issus du greffon *Parallel Iterative Deconvolution*.

Conjugate Gradient for Least Squares (CGLS)

La méthode du gradient conjugué (CG) a été développée au début des années 1950 par Hestenes et Stiefel [103]. Elle est maintenant devenue un outil standard pour résoudre les grands systèmes linéaires parcimonieux et les problèmes de moindres carrés linéaires. Le principe d'un algorithme basé sur le gradient conjugué [88, 104, 105] est de construire un ensemble de directions conjuguées $\{g_0, g_1, \dots, g_{N_{iter}}\}$, avec N_{iter} étant le nombre d'itérations maximum. L'ensemble des directions $\{g_0, g_1, \dots, g_{N_{iter}}\}$ est choisi de telle sorte que ses éléments soient conjugués par rapport à H , c'est-à-dire $g_i^T H g_j = 0$ pour tous $i \neq j$. Une fois que la direction conjuguée g_k est calculée à l'itération k , la variable est mise à jour avec $\hat{I}_{k+1} = \hat{I}_k + \alpha_k g_k$. Le scalaire α_k est la taille du pas de l'algorithme à l'itération k . Le gradient est ensuite calculé en \hat{I}_{k+1} pour déterminer la prochaine direction conjuguée g_{k+1} . La méthode de construction d'un algorithme type de gradient conjugué est décrite par les étapes suivantes.

Soit $r(\hat{I})$ le vecteur du résidu du problème des moindres carrés énoncé par l'équation 4.6, défini par :

$$r(\hat{I}) = H \hat{I} - I_{data} \quad (4.22)$$

Il peut être démontré [104] que le minimiseur de l'équation 4.6 le long de $\hat{I}_k + \alpha_k g_k$ est alors donné explicitement par :

$$\alpha_k = \frac{r_k^T g_k}{g_k^T H g_k} \quad (4.23)$$

Chaque direction g_k est choisie pour être une combinaison linéaire du résidu négatif, $-r_k$, et de la direction précédente, g_{k-1} , soit :

$$g_k = -r_k + \beta_k g_{k-1} \quad (4.24)$$

avec β_k un scalaire déterminé par l'exigence que g_k et g_{k-1} soient conjugués par rapport à H . En prémultipliant la dernière équation par $g_{k-1}^T H$ et en imposant la condition que $g_{k-1}^T H g_k = 0$ (g_k et g_{k-1} conjugués par rapport à H) alors β_k est obtenu via l'équation suivante :

$$\beta_k = \frac{r_k^T H g_{k-1}}{g_{k-1}^T H g_{k-1}} \quad (4.25)$$

Connaissant α_k et g_k , l'itération suivante peut être calculée via :

$$\hat{I}_{k+1} = \hat{I}_k + \alpha_k g_k \quad (4.26)$$

La première direction g_0 peut être obtenue à partir de la direction de descente au point initiale \hat{I}_0 soit $g_0 = -r_0$. La logique de l'algorithme CGLS peut alors être décrite par l'algorithme 4.3.

Algorithme 4.3 Algorithme CGLS [104, 106]

Choix de $\hat{\mathbf{I}}_0$

Initialisation du résidus $\mathbf{r}_0 = H\hat{\mathbf{I}}_0 - I_{data}$ et $\mathbf{g}_0 = -r_0$

Pour $\mathbf{k} = 1$ à $\mathbf{k} = \mathbf{N}_{iter}$ (nombre d'itérations maximum) **Faire**

$$\alpha_{\mathbf{k}} = -\frac{r_{\mathbf{k}}^T g_{\mathbf{k}}}{g_{\mathbf{k}}^T H g_{\mathbf{k}}}$$

$$\hat{\mathbf{I}}_{\mathbf{k}+1} = \hat{\mathbf{I}}_{\mathbf{k}} + \alpha_{\mathbf{k}} g_{\mathbf{k}}$$

$$\beta_{\mathbf{k}+1} = \frac{r_{\mathbf{k}+1}^T H g_{\mathbf{k}}}{g_{\mathbf{k}}^T H g_{\mathbf{k}}}$$

$$\mathbf{g}_{\mathbf{k}+1} = -r_{\mathbf{k}+1} + \beta_{\mathbf{k}} g_{\mathbf{k}}$$

Fin pour

La convergence de l'algorithme CGLS implique qu'il est nécessaire d'arrêter ses itérations avant que l'effet d'amplification du bruit n'apparaisse. Cette méthode est très sensible à la valeur de l'itération k à laquelle elle est arrêtée. Un avantage de l'algorithme CGLS est qu'il est très rapide puisqu'il n'a pas besoin de calculer les paramètres d'un critère d'arrêt. L'utilisateur fixe le nombre d'itérations à effectuer par l'algorithme, N_{iter} .

Hybrid Bidiagonalization Regularization (HyBR)

L'un des principaux inconvénients des méthodes de régularisation itératives est qu'il peut être très difficile de déterminer des critères d'arrêt appropriés. Pour résoudre ce problème, des travaux ont été réalisés pour développer des méthodes hybrides qui combinent des approches directes, comme le filtrage inverse régularisé (RIF) et des méthodes itératives. Autrement dit, une méthode itérative, telle que l'implémentation CGLS, est appliquée au problème des moindres carrés (4.8) et la régularisation est incorporée au processus d'itération. À chaque itération il est donc nécessaire de résoudre un problème de moindres carrés régularisés. Le greffon *Parallel Iterative Deconvolution* permet d'inclure des méthodes sophistiquées de choix des paramètres. Ainsi l'algorithme HyBR [107] choisi automatiquement les paramètres de régularisation et arrête le processus d'itération en fonction des données. L'utilisateur ne fixe aucun paramètre avant l'exécution. Ces méthodes hybrides ont été proposées pour la première fois par O'Leary et Simmons en 1981 [108].

Synthèse des paramètres des algorithmes de déconvolution

Les paramètres à fixer par l'utilisateur pour les sept algorithmes comparés par la suite sont répertoriés dans le tableau 4.1. Ce sont ces paramètres qui seront optimisés pour avoir les meilleures performances de déconvolution.

TABLEAU 4.1 – Paramètres fixés par l'utilisateur des différents algorithmes de déconvolution.

Algorithme	Paramètres
Filtrage inverse régularisé (RIF)	λ
Landweber (LW)	ω, N_{iter}
Tikhonov-Miller (TM)	$\lambda, \omega, N_{iter}$
Fast iterative soft-thresholding (FISTA)	$\lambda, \omega, N_{iter}$
Richardson-Lucy (RL)	N_{iter}
CGLS	N_{iter}
HyBR	/

4.2 Simulations d'images pour la comparaison des algorithmes de déconvolution

Afin de réaliser une étude comparative des différents algorithmes de déconvolution précédemment énoncés, des simulations de radiographies et tomographies de fantômes sont réalisées avec et sans flou. Les différents algorithmes de déconvolution sont appliqués aux projections simulées floues. Une déconvolution parfaite permettrait de retrouver les performances obtenues avec la simulation sans flou.

Comme vu dans le paragraphe précédent, le paramètre de régularisation des algorithmes dépend du bruit présent dans les images. Afin de faire une sélection cohérente des meilleurs algorithmes de déconvolution et de leurs paramètres optimaux, les simulations seront réalisées avec un niveau de bruit représentatif des expériences.

4.2.1 Paramètres de simulation des projections via le logiciel MODHERATO

Les simulations des radiographies et tomographies sont réalisées à l'aide du logiciel MODHERATO du laboratoire⁵ (voir annexe B sur le fonctionnement de ce logiciel et [80, 81]).

5. Code de simulation permettant de calculer la transmission photonique entre une source de photons et un détecteur numérique pixelisé en prenant en compte le bruit statistique, l'effet de flou géométrique et la dynamique de détection pour simuler les phénomènes physiques et les comportements électroniques qui dégradent les mesures d'atténuation.

La géométrie implémentée correspond au tomographe expérimental, avec une source de 9 MeV et le détecteur à panneau plat⁶ caractérisé au chapitre 3 dont les pixels font 100 μm . Le flou appliqué aux simulations correspond à celui du tomographe avec ce détecteur. En effet, l'analyse des tomographies réalisées avec ce détecteur au paragraphe 3.3 du chapitre 3 a permis de mesurer la fonction de dispersion d'un front (ESF) globale dans le plan objet prenant en compte le flou de la source et du détecteur pour un grandissement radiographique de 1,17 et d'aboutir à une résolution spatiale de l'ordre de 310 μm . Les paramètres d'ajustement de la fonction de dispersion d'un front, présentés dans le tableau 4.2, sont utilisés dans les simulations afin d'avoir un flou simulé représentatif du flou expérimental.

TABLEAU 4.2 – Paramètres d'ajustement de l'ESF globale du tomographe avec le détecteur à panneau plat (grandissement radiographique de 1,17) d'après les tomographies réalisées au paragraphe 3.3 du chapitre 3.

	Détecteur à panneau plat <i>Voxels de 85 μm</i>	
Norme	$0,88 \pm 0,06$	
FWHM1	$330 \pm 19 \mu\text{m}$	3,9 pixels
FWHM2	$1827 \pm 93 \mu\text{m}$	21,5 pixels

Le bruit sur les projections simulées est monitoré sous MODHERATO en faisant varier le temps d'intégration par projection pour correspondre à celui des projections expérimentales. Le rapport signal sur bruit (RSB, défini au paragraphe 1.3.2) des projections expérimentales est d'environ 130, le temps d'intégration des simulations est fixé à 150 secondes pour avoir un rapport signal sur bruit par projection de 136.

4.2.2 Modélisation de fantômes

Le fantôme est modélisé afin d'être représentatif des objets pouvant être tomographiés avec notre système. Il est cylindrique en acier inoxydable de 50 mm de diamètre. Afin de pouvoir analyser les performances des algorithmes, plusieurs objets de différentes densités (air, plexiglas, aluminium, acier inoxydable et cuivre) sont insérés dans ce fantôme ainsi que les fils d'un IQI Duplex⁷ au centre. Le fantôme ainsi créé va pouvoir être radiographié et tomographié sous MODHERATO. La simulation de sa tomographie est réalisée suivant 820 projections pour un balayage angulaire allant de 0° à 360°. Afin d'accélérer l'analyse, la reconstruction est effectuée seulement sur la coupe centrale du fantôme et suffit aux analyses de performances (voir paragraphe 4.3.4).

Des exemples de projections et la reconstruction de la coupe centrale de ce fantôme sont présentés sur la figure 4.4a pour la configuration idéale sans flou et sans bruit et sur la figure 4.4b pour la configuration correspondante au cas expérimental avec bruit et flou. Pour rappel, le principe de la reconstruction tomographique est explicité plus en détail au paragraphe 1.2.2 du chapitre 1.

Les reconstructions sont réalisées en se basant sur l'algorithme FDK avec le logiciel RTK (voir paragraphe 1.2.2 du chapitre 1).

6. Choix de ce détecteur plutôt que du détecteur mis à jour (couplant un scintillateur et une caméra) car c'est celui qui permet d'avoir les meilleures performances de résolution spatiale. Les rapports signal sur bruit obtenus avec ces deux détecteurs (voir paragraphe 3.3 du chapitre 3) étant proches, les algorithmes de déconvolution pourront aussi être testés sur les projections expérimentales obtenues avec le détecteur mis à jour au paragraphe 4.4.

7. Indicateur de Qualité d'Image, norme NF EN ISO 19232-5 :2018.

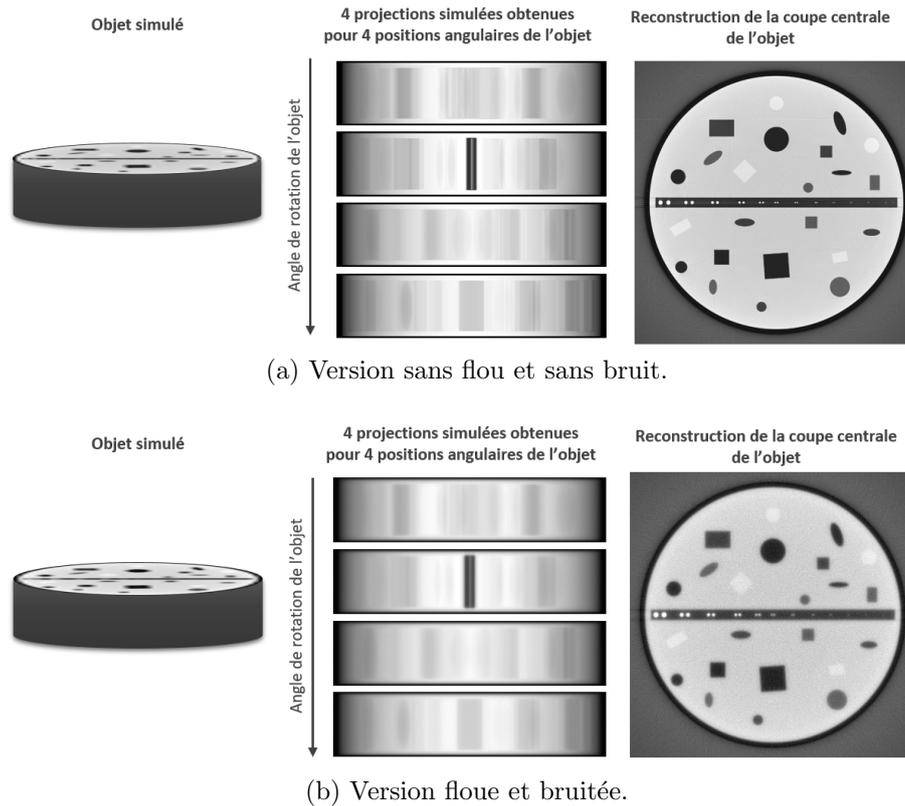


FIGURE 4.4 – Projections simulées avec et sans flou et les reconstructions des coupes centrales du fantôme associées.

4.3 Comparaison des performances des algorithmes de déconvolution sur des projections simulées

4.3.1 Génération de la PSF

Une PSF à deux dimensions est générée avec un code Python sous forme d'une double fonction gaussienne. Les paramètres de cette fonction en pixels, présentés dans le tableau 4.2, sont issus de l'ajustement de l'ESF totale mesurée lors des tomographies avec le détecteur à panneau plat pour un grandissement radiographique de 1,17 (voir paragraphe 1.2.2 du chapitre 1). L'image à deux dimensions de la PSF correspond à l'opérateur p_{sf} de l'équation de convolution 4.2 et donc à la matrice H lors de la résolution des équations de déconvolution présentées précédemment pour les différents algorithmes.

4.3.2 Critères de comparaison des algorithmes de déconvolution

La comparaison des différents algorithmes de déconvolution est faite en se basant sur trois critères.

Erreur quadratique moyenne - MSE

Le premier critère utilisé est l'erreur quadratique moyenne (MSE pour Mean Square Error). Elle évalue la moyenne des écarts quadratiques pixel par pixel entre l'image idéale attendue, i_{vraie} , et l'image estimée après déconvolution, \hat{i} .

La MSE est définie pour deux images \hat{i} et i_{vraie} de taille $m_1 \times m_2$ par :

$$MSE = \frac{1}{m_1 m_2} \sum_{x=1}^{m_1} \sum_{y=1}^{m_2} (i_{vraie}(x, y) - \hat{i}(x, y))^2 \quad (4.27)$$

Si la MSE est nulle alors les deux images sont identiques. Plus l'erreur augmente, plus la MSE est grande.

La résolution spatiale à 10 % - RS(10 %)

La définition de la RS(10 %) ⁸ est présentée au paragraphe 1.3.7 du chapitre 1. La RS(10 %) associée à la déconvolution est obtenue via une mesure d'étalement (ESF) sur le bord d'un des motifs du fantôme après reconstruction, représentée par la région bleue sur la figure 4.5.

Le rapport signal sur bruit - RSB

La définition du rapport signal sur bruit ⁹ est présentée au paragraphe 1.3.2 du chapitre 1. C'est un critère couramment utilisé permettant de rendre compte des performances de débruitage des algorithmes. De hautes valeurs de rapport signal sur bruit sont considérées comme étant le signe d'un bon débruitage. Le rapport signal sur bruit associé à la déconvolution est calculé à partir de mesures faites dans une zone uniforme du fantôme, représentée par la zone rouge sur la figure 4.5, et de l'équation 1.7.

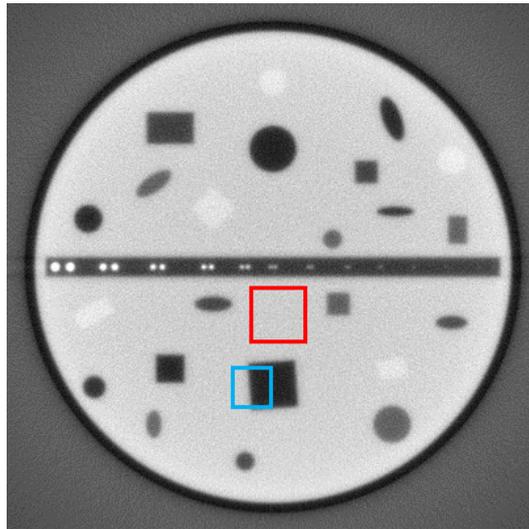


FIGURE 4.5 – Régions utilisées pour le calcul du RSB (en rouge) et de la RS(10 %) (en bleu) sur une coupe reconstruite du fantôme.

4.3.3 Tests des algorithmes sur une projection simulée

Une comparaison équitable de différents algorithmes de déconvolution nécessite un protocole bien défini prenant en compte la variété d'algorithmes et la dépendance des résultats à l'optimisation de leurs paramètres. En général, les deux paramètres principaux à régler sont le nombre d'itérations, N_{iter} , et le paramètre de régularisation, λ , dépendant du bruit de l'image. Pour chaque algorithme, des tests préliminaires ont été effectués pour identifier une

⁸. Capacité du système d'imagerie à distinguer les structures adjacentes séparément les unes des autres.

⁹. Compare le niveau du signal souhaité (photons) au niveau du bruit de fond (pixels s'écartant de la normale).

plage grossière de variation des différents paramètres. Ensuite, une optimisation plus fine a été réalisée et est présentée pour obtenir les meilleures performances de déconvolution. Dans un premier temps, afin de permettre une première comparaison rapide des algorithmes présentés dans la partie 4.1.3, les déconvolutions sont réalisées sur une seule projection bruitée et floutée (une radiographie) du fantôme modélisé (utilisation de la projection numéro 411 présentée sur la figure 4.6¹⁰). Le critère utilisé pour cette première optimisation est la MSE.



FIGURE 4.6 – Projection simulée numéro 411 du fantôme (projection bruitée et floutée).

La valeur de MSE associée à la radiographie du fantôme sans déconvolution est de 0,2881¹¹, pour de futures comparaison elle est reportée à la deuxième ligne du tableau 4.4.

4.3.3.1 Évaluation des performances de l’algorithme RIF

L’algorithme RIF n’a qu’un paramètre qui est le paramètre de régularisation λ . Des premiers tests montrent qu’un paramètre de régularisation $\lambda < 0,01$ induit une trop grande amplification du bruit pour que les images soient exploitables (voir l’image *a*) de la figure 4.7). De plus, pour $\lambda > 10$ le lissage est trop important (voir l’image *b*) de la figure 4.7) produisant des images plus floues qu’avant déconvolution.

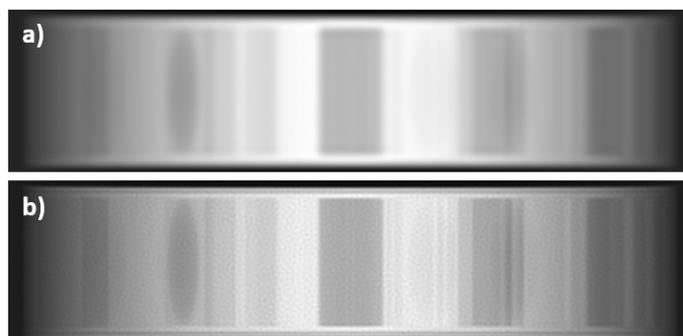


FIGURE 4.7 – Projection 411 du fantôme après déconvolution avec l’algorithme RIF pour en *a*) un paramètre de régularisation $\lambda = 0,001$ et en *b*) un paramètre de régularisation $\lambda = 20$.

Des mesures de MSE sont réalisées sur les projections restaurées après déconvolution par l’algorithme RIF avec le greffon *DeconvolutionLab* sous ImageJ. En faisant varier le paramètre de régularisation entre 0,1 et 10, l’évolution de la MSE est tracée sur le graphique de la figure 4.8.

10. Choix de cette projection car elle contient des zones de différentes intensités et des nombreux motifs permettant une meilleure visualisation des performances de défloutage des algorithmes.

11. Cette valeur de MSE n’est pas directement interprétable physiquement mais est utilisée comme valeur de référence à comparer aux valeurs de MSE obtenues après application des différents algorithmes de déconvolution pour rendre compte de leurs performances.

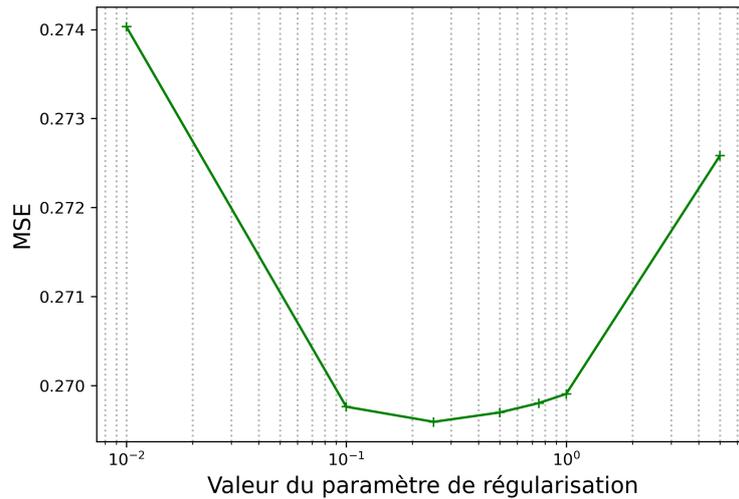


FIGURE 4.8 – Graphique de l'évolution des valeurs de MSE en fonction de la valeur du paramètre de régularisation pour l'algorithme RIF.

D'après le graphique de la figure 4.8, les valeurs de MSE obtenues avec des valeurs de λ entre 0,1 et 0,75 varient très peu. C'est donc la valeur centrale de cette plage de variation qui est sélectionnée, soit $\lambda = 0,25$ pour une MSE de 0,2696. Ce cas correspond au meilleur compromis entre défloutage et lissage pour nos images. La valeur du paramètre de régularisation retenu et la MSE associée sont répertoriées à la ligne 3 du tableau 4.4.

4.3.3.2 Évaluation des performances de l'algorithme LW

L'algorithme LW a deux paramètres que sont le nombre d'itérations, N_{iter} , et de la taille du pas de l'algorithme, w . Des premiers essais montrent que les images restaurées ne sont pas exploitables (images noires) pour un pas $w > 2$. De plus, pour nos images, avec un nombre d'itérations $N_{iter} > 100$, l'amplification du bruit devient trop importante. La recherche de la combinaison optimale des paramètres est donc faite en faisant varier le pas entre 0,1 et 2 et le nombre d'itérations en entre 5 et 100. Les mesures de MSE pour chaque combinaison de paramètres sont réalisées sur les projections restaurées après déconvolution par l'algorithme LW avec le greffon *DeconvolutionLab* sous ImageJ. L'évolution de ces valeurs est tracée sur le graphique de la figure 4.9.

Le graphique de la figure 4.9, montre une corrélation entre la taille du pas et le nombre optimal d'itérations (pour avoir la plus faible MSE). Plus la taille du pas est faible, plus l'algorithme doit faire un grand nombre d'itérations pour atteindre la convergence. En effet, w , représentant la taille du pas entre deux itérations, permet une convergence rapide si sa valeur est élevée mais des valeurs plus petites assurent une plus grande stabilité de l'algorithme. Ainsi pour une taille du pas faible (comme 0,1 ou 0,25), un grand nombre d'itérations est nécessaire afin de garantir la convergence et vice versa pour une taille du pas grande. Ce graphique ne peut être prolongé après une taille du pas $w > 2$ car les images restaurées ne sont plus exploitables après cette valeur. Les valeurs de MSE sont faibles et varient très peu pour $N_{iter} = 10$ pour des valeurs du pas comprises entre 1 et 2. C'est donc une valeur centrale de cette plage de variation qui est sélectionnée, soit $w = 1,25$ pour une MSE de 0,2684. Les valeurs des paramètres optimaux retenus ainsi que la valeur de MSE associée sont répertoriées à la ligne 4 du tableau 4.4.

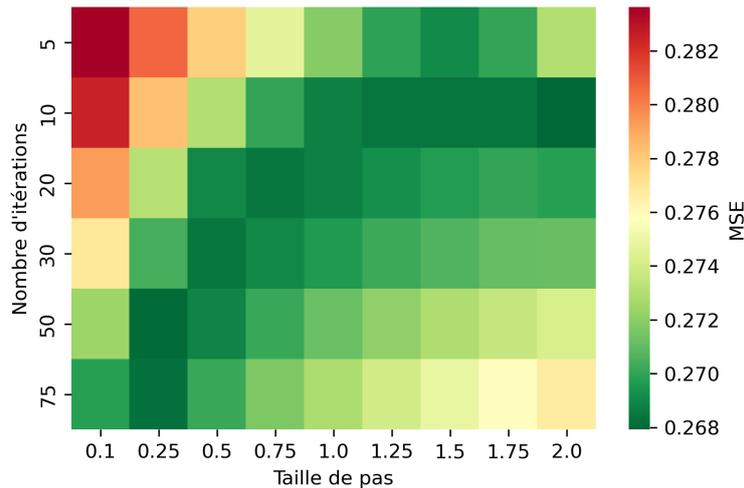


FIGURE 4.9 – Graphique de l’évolution des valeurs de MSE en fonction du nombre d’itérations et de la taille du pas pour l’algorithme LW.

4.3.3.3 Évaluation des performances de l’algorithme TM

L’algorithme TM a trois paramètres que sont le nombre d’itérations, N_{iter} , le paramètre de régularisation, λ , et la taille du pas de l’algorithme, w . Comme vu précédemment pour l’algorithme LW, le nombre d’itérations dépend de la taille du pas. Cependant, pour les algorithmes régularisés faisant intervenir un paramètre de régularisation, celui ci dépend aussi de la taille du pas. Des premiers tests montrent que pour $\lambda \leq 0,01$ l’évolution du nombre optimal d’itérations en fonction de la taille du pas est la même qu’avec l’algorithme LW. En effet, pour des valeurs de λ faibles, l’algorithme TM a un terme de lissage dans sa solution (équation 4.16) avec une faible importance, sa solution se rapproche alors de celle de l’algorithme LW sans régularisation (équation 4.14). En revanche, pour $\lambda > 0,01$, le terme de lissage devient plus important voire prédominant, la taille du pas ne doit alors pas dépasser certaines valeurs maximales en dessus desquelles les images obtenues ne sont pas exploitables (images noires). La taille du pas maximale décroît fortement quand la valeur du paramètre de régularisation augmente quel que soit le nombre d’itérations. En fixant $N_{iter} = 100$ et en faisant varier le pas pour différentes valeurs du paramètre de régularisation, les tailles maximales du pas permettant de restaurer des images exploitables sont obtenues pour chaque valeur de λ et sont répertoriées dans le tableau 4.3.

TABLEAU 4.3 – Valeurs maximales de la taille du pas en fonction du paramètre de régularisation λ pour obtenir des images exploitables quelque soit le nombre d’itérations.

	0,1	0,5	1	5	10	100	1000
Valeur maximale de w	3.10^{-1}	1.10^{-1}	3.10^{-2}	1.10^{-2}	3.10^{-3}	3.10^{-4}	3.10^{-5}

Au vu des valeurs très faibles que peut atteindre la taille du pas, pour des paramètres de régularisation ayant des valeurs $\lambda > 0,01$, les tailles optimales du pas seront fixées aux valeurs maximales atteignables correspondantes présentées dans le tableau 4.3. Pour $\lambda \leq 0,01$, la taille du pas sera fixée à la valeur optimale déterminée avec l’algorithme LW pour le nombre d’itérations correspondant. La recherche de la combinaison optimale des paramètres est faite en faisant varier le paramètre de régularisation entre 0,001 et 1000 et le nombre

d'itérations entre 10 et 200. Les mesures de MSE pour chaque combinaison de paramètres sont réalisées sur les projections restaurées après déconvolution par l'algorithme TM avec le greffon *DeconvolutionLab* sous ImageJ. L'évolution de ces valeurs est tracée sur le graphique de la figure 4.10.

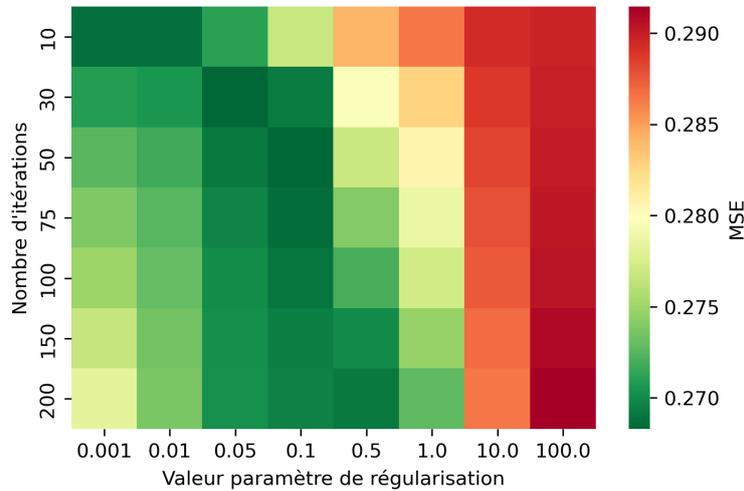


FIGURE 4.10 – Graphique de l'évolution des valeurs de MSE en fonction du nombre d'itérations et de la valeur du paramètre de régularisation pour l'algorithme TM.

Le graphique de la figure 4.10, montre qu'avec cet algorithme, quel que soit le nombre d'itérations, les valeurs optimales du paramètre de régularisation sont toutes très proches, comprises entre 0,01 et 0,5. Pour la suite de cette étude une valeur centrale à cette plage de variation est choisie pour $N_{iter} = 100$, $\lambda = 0,1$ et $w = 0,3$ avec une MSE de 0,2690. Les valeurs des paramètres optimaux retenus ainsi que la valeur de MSE associée sont répertoriées à la ligne 5 du tableau 4.4.

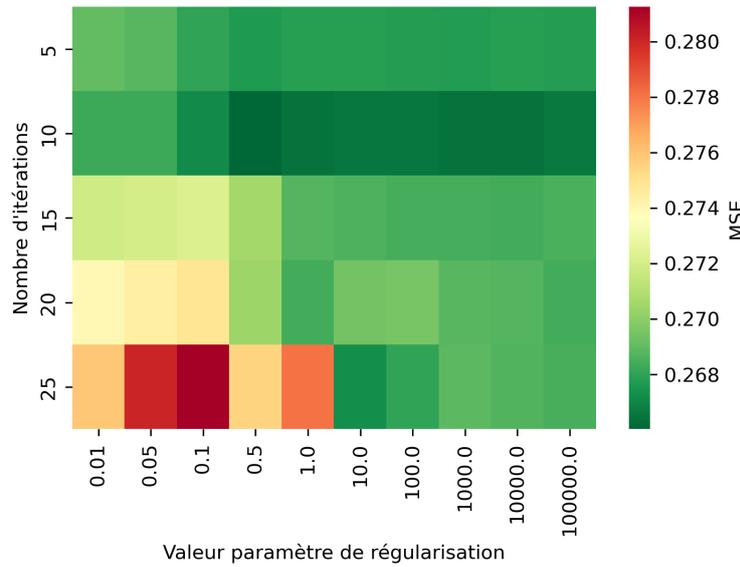
4.3.3.4 Évaluation des performances de l'algorithme FISTA

Comme l'algorithme TM, l'algorithme FISTA a trois paramètres que sont le nombre d'itérations, N_{iter} , le paramètre de régularisation, λ , et la taille du pas de l'algorithme, w . Avec cet algorithme, la taille du pas ne doit pas être supérieure à 1,4 pour obtenir des images exploitables. De plus, contrairement à l'algorithme TM, la taille du pas est beaucoup moins sensible à la valeur du paramètre de régularisation. Dans un but de simplification pour l'étude de cet algorithme, la taille du pas est fixée à $w = 1$. Il a été vérifié pour différents nombres d'itérations et différents paramètres de régularisation que $w = 1$ était une valeur optimale pour aboutir à une bonne convergence de l'algorithme FISTA.

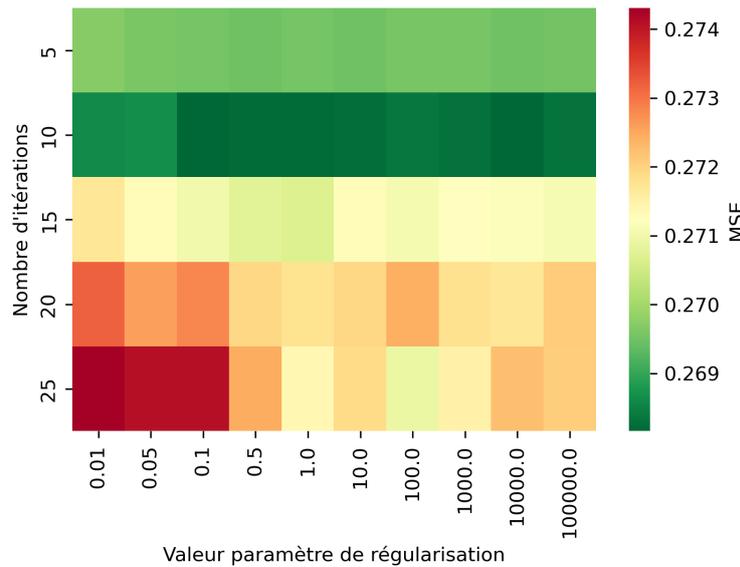
Un nombre d'itérations $N_{iter} > 30$ et un paramètre de régularisation $\lambda < 0,001$ produisent des images très bruitées qui ne sont pas exploitables avec une MSE bien plus élevée que la MSE initiale. Avec l'algorithme FISTA il faut donc utiliser un paramètre de régularisation $\lambda > 0,001$ pour avoir un lissage permettant de limiter l'amplification du bruit.

Le greffon *DeconvolutionLab* propose quatre types d'ondelettes pour la transformée en ondelette de l'algorithme FISTA : Haar, Daubechies 2, Daubechies 4 et Daubechies 6 (voir [109] pour le détail de la construction mathématique de ces ondes). Les ondelettes Haar et Daubechies 6 ne sont pas adaptées à nos images avec une trop forte amplification du bruit. Seuls les résultats obtenus avec les ondelettes Daubechies 2 et Daubechies 4 sont donc présentés. Les valeurs de MSE pour ces deux types d'ondelettes obtenues en faisant varier λ entre 0,001

et 10 000 et N_{iter} entre 5 et 25, sont présentées sur le graphique de la figure 4.11a pour les ondelettes Daubechies 2 et de la figure 4.11b pour les ondelettes Daubechies 4.



(a) Ondelettes Daubechies 2.



(b) Ondelettes Daubechies 4.

FIGURE 4.11 – Graphiques de l'évolution des valeurs de MSE en fonction du nombre d'itérations et de la valeur du paramètre de régularisation pour l'algorithme FISTA avec les ondelettes Daubechies 2 et Daubechies 4.

Avec ces deux types d'ondelettes, plus le nombre d'itérations augmente, plus la valeur du paramètre de régularisation doit être élevée afin de compenser l'amplification du bruit dû aux itérations successives et garantir une bonne convergence de l'algorithme. Pour ces deux ondelettes, ce sont les restaurations avec $N_{iter} = 10$, quelle que soit la valeur du paramètre de régularisation, qui permettent d'avoir les plus basses valeurs de MSE avec des performances très proches. La valeur de MSE la plus faible est obtenue avec les ondelettes Daubechies 4. Pour la suite, une seule configuration avec ces ondelettes est donc conservée pour $N_{iter} = 10$ et $\lambda = 1$ avec une MSE de 0,2682. Les valeurs des paramètres optimaux retenus ainsi que la valeur de MSE associée sont répertoriées à la ligne 6 du tableau 4.4.

4.3.3.5 Évaluation des performances de l'algorithme RL

L'algorithme RL n'a qu'un paramètre qui est le nombre d'itérations N_{iter} . Des mesures de MSE sont réalisées sur les projections restaurées après déconvolution par l'algorithme RL avec le greffon *DeconvolutionLab* sous ImageJ. En faisant varier le nombre d'itérations entre 5 et 100, l'évolution de la MSE est tracée sur le graphique de la figure 4.12.

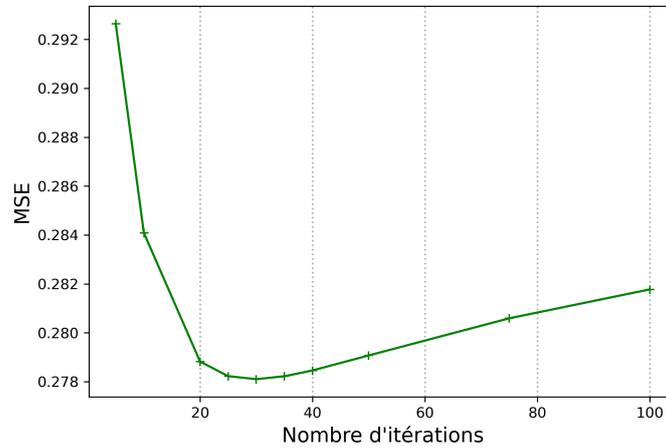


FIGURE 4.12 – Graphique de l'évolution des valeurs de MSE en fonction du nombre d'itérations pour l'algorithme RL.

D'après le graphique de la figure 4.12, la MSE atteint un minimum en 0,2781 pour $N_{iter} = 30$. Les valeurs du nombre d'itérations retenu et de la MSE associée sont répertoriées à la ligne 7 du tableau 4.4.

4.3.3.6 Évaluation des performances de l'algorithme CGLS

Comme l'algorithme RL, l'algorithme CGLS n'a qu'un paramètre qui est le nombre d'itérations N_{iter} . Des mesures de MSE sont réalisées sur les projections restaurées après déconvolution par l'algorithme CGLS avec le greffon *Parallel Iterative Deconvolution* sous ImageJ. En faisant varier le nombre d'itérations entre 1 et 20, l'évolution de la MSE est tracée sur le graphique de la figure 4.13.

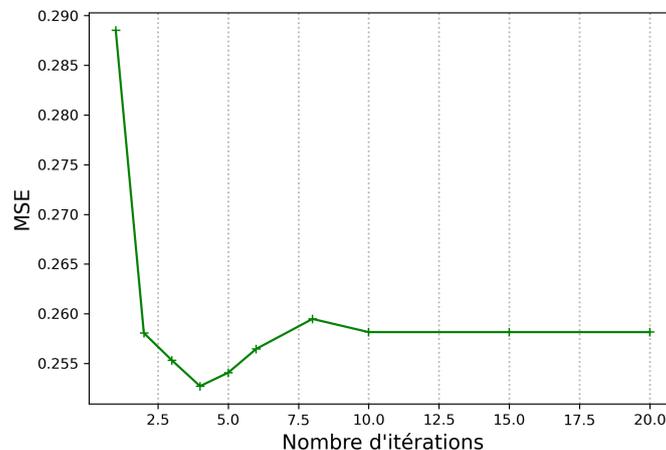


FIGURE 4.13 – Graphique de l'évolution des valeurs de MSE en fonction du nombre d'itérations pour l'algorithme CGLS.

D'après le graphique de la figure 4.13, la MSE atteint un minimum en 0,2527 pour $N_{iter} = 4$. La valeurs du nombre d'itérations retenu et de la MSE associée sont répertoriées à la ligne 8 du tableau 4.4.

4.3.3.7 Évaluation des performances de l'algorithme HyBR

Contrairement aux autres algorithmes de déconvolution itératifs, l'algorithme HyBR est une méthode hybride combinant une méthode itérative, telle que celle de l'algorithme CGLS, avec une approche directe, comme l'algorithme RIF, permettant de calculer un critère d'arrêt. Aucun paramètre n'est donc fixé par l'utilisateur. Une mesure de MSE est réalisée sur la projection restaurée après déconvolution par l'algorithme HyBR avec le greffon *Parallel Iterative Deconvolution* sous ImageJ. Pour le traitement de notre projection, l'algorithme HyBR a réalisé 18 itérations. La valeur de MSE obtenue (MSE = 0,2568) est répertoriée à la ligne 9 du tableau 4.4.

À noter que le greffon *Parallel Iterative Deconvolution* propose deux autres algorithmes de déconvolution que sont WPL (Wiener Filter Preconditioned Landweber) et MRNSD (Modified Residual Norm Steepest Descent), mais leurs performances sont moins bonnes que celles obtenues avec HyBR et CGLS. L'algorithme WPL donne des résultats très bruités avec une MSE plus élevée que la MSE initiale (MSE de 0,2901) et MRNSD n'offre pas un gain sur la MSE aussi intéressant que les deux autres algorithmes (MSE de 0,2672) avec des artefacts sur les images. Ces deux algorithmes ne sont donc pas conservés dans cette étude.

4.3.3.8 Tableau de performances des algorithmes sur une projection simulée

Les paramètres optimaux de chaque algorithme, obtenus après déconvolution d'une projection, sont répertoriés dans le tableau 4.4. Au total ce sont sept configurations qui vont être comparées dans la suite de cette étude.

Dans ce tableau sont également ajoutés les temps d'exécution par projection (de 920×220 pixels) de chaque algorithme en fonction de leurs paramètres. Le paramètre influençant le plus fortement le temps d'exécution est le nombre d'itérations. Dans le cadre de cette étude, le temps n'est pas un critère primordial pour le choix des algorithmes. Notre sélection sera faite par rapport aux performances de défloutage et débruitage plutôt que de vitesse d'exécution.

TABLEAU 4.4 – Valeurs de la MSE et des paramètres optimaux des différents algorithmes testés et temps d'exécution par projection associés.

Algorithme	N_{iter}	λ	w	MSE	Temps par projection
Sans déconvolution	/	/	/	0,2898	/
RIF	/	0,25	/	0,2696	0,1 s
LW	10	/	1,25	0,2684	0,2 s
TM	100	0,1	0,3	0,2690	3,2 s
FISTA Daubechies4	10	1	1	0,2682	0,5 s
RL	30	/	/	0,2781	1,8 s
CGLS	4	/	/	0,2527	0,2 s
HyBR	/	/	/	0,2568	0,5 s

Pour analyse visuelle, les projections obtenues après déconvolution avec les différents algorithmes sont présentées dans l'annexe C. À titre d'exemple, la figure 4.14 présente la projection 411 simulée sans flou et sans bruit (i_{vraie}), simulée avec flou et avec bruit (i_{data}) et enfin sa version après déconvolution avec l'algorithme HyBR.

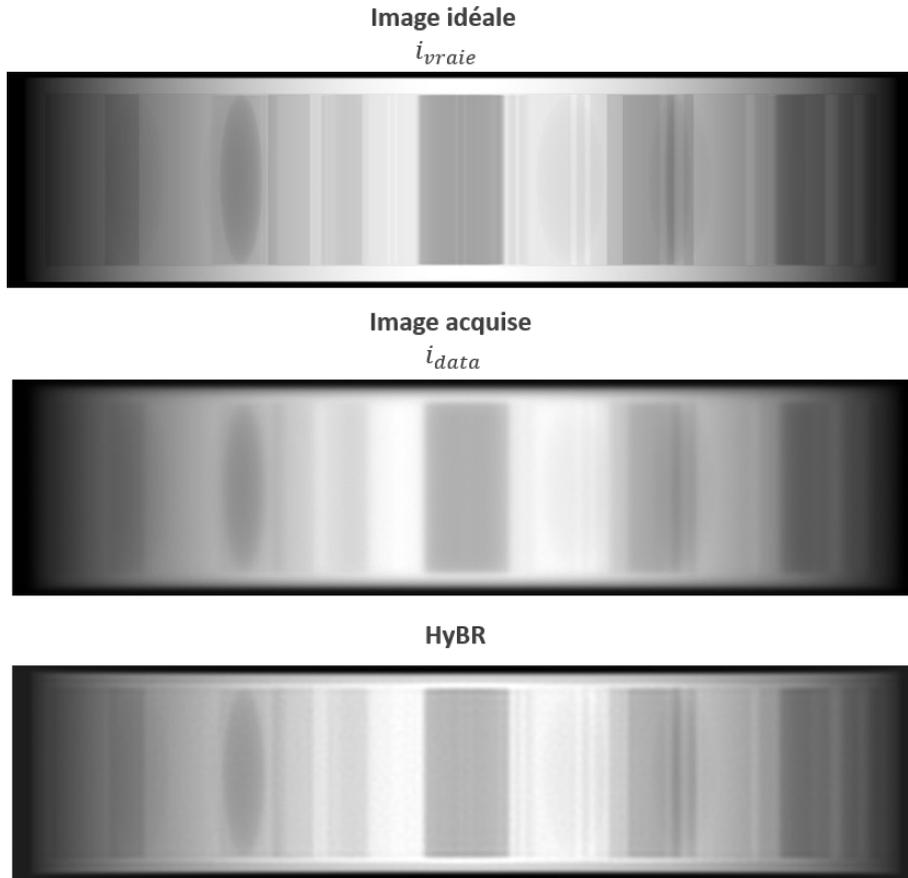


FIGURE 4.14 – Projection 411 simulée sans flou et sans bruit (i_{vraie}), avec flou et avec bruit (i_{data}) et sa version après déconvolution avec l'algorithme HyBR.

4.3.4 Tests des algorithmes sur une tomographie simulée

Afin de choisir le ou les algorithmes les plus adaptés à nos projections, les performances des neuf configurations retenues sont comparées sur une tomographie simulée. Chaque algorithme est appliqué pour réaliser la déconvolution des projections du fantôme modélisé. Les reconstructions des coupes centrales associées permettent de calculer les différents critères de qualité de restauration énumérés au paragraphe 4.3.2. Afin de comparer graphiquement les performances des algorithmes, ils sont classés par résolution spatiale croissante. Sur le graphique de la figure 4.15 sont tracées les valeurs de résolution spatiale (RS(10 %) en bleu), de rapport signal sur bruit (RSB en rouge) et de MSE (en vert) associées à la reconstruction après déconvolution par chaque algorithme. L'échelle du rapport signal sur bruit est inversée de sorte que les meilleures performances sont obtenues pour l'algorithme minimisant ces trois courbes. Les valeurs numériques correspondantes sont répertoriées dans le tableau 4.5. Les incertitudes sur la résolution spatiale sont extraites des ajustements des l'ESF réalisés. Ces incertitudes sont principalement influencées par le bruit dans les images.

Pour analyse visuelle, les coupes reconstruites après déconvolution avec les différents algorithmes sont présentées dans l'annexe D.

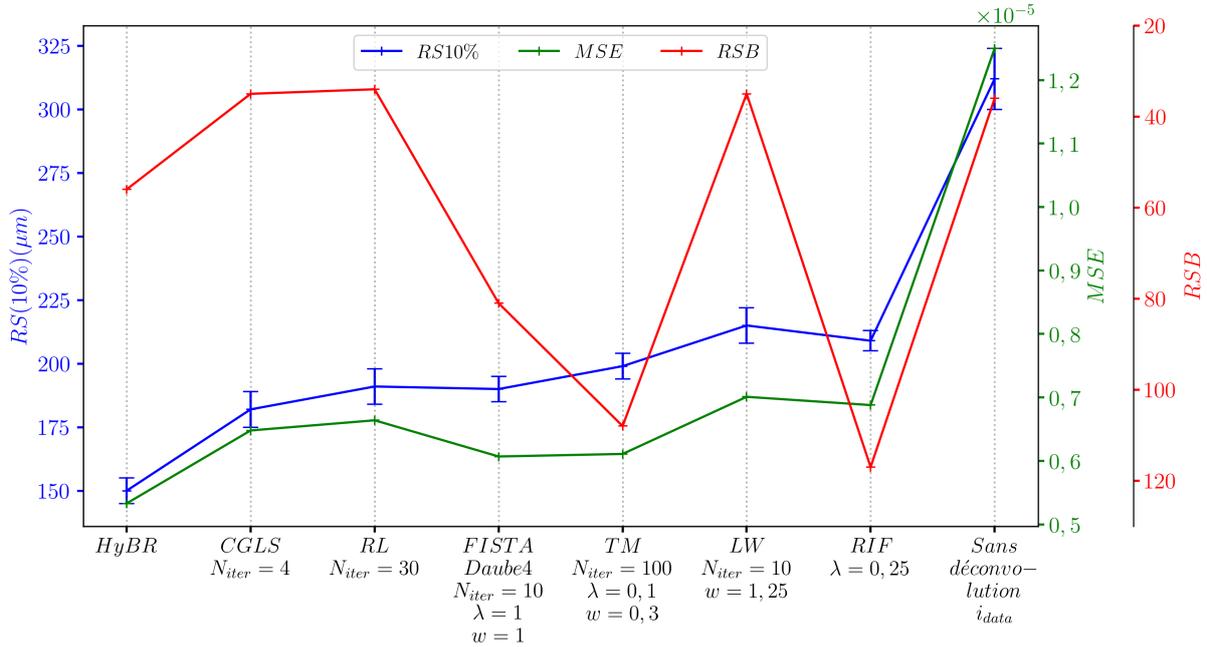


FIGURE 4.15 – Graphique répertoriant les valeurs de RS(10 %), de RSB (échelle inversée) et de MSE associées à la reconstruction après déconvolution par chaque algorithme . Le cas de référence, sans déconvolution, est donné à droite.

TABLEAU 4.5 – Valeurs de RS(10 %), de RSB et de MSE de chaque algorithme associées à la reconstruction après déconvolution par chaque algorithme et à la reconstruction sans déconvolution.

	N_{iter}	λ	w	RS(10 %)	RSB	MSE
HyBR	/	/	/	150 ± 5 µm	56	5,33.10 ⁻⁶
CGLS	5	/	/	182 ± 7 µm	35	6,48 × 10 ⁻⁶
RL	30	/	/	191 ± 7 µm	34	6,64 × 10 ⁻⁶
FISTA Daubechies 4	10	1	1	190 ± 5 µm	81	6,07 × 10 ⁻⁶
TM	100	0,1	0,3	199 ± 5 µm	108	6,11 × 10 ⁻⁶
LW	10	/	1,25	215 ± 7 µm	35	7,01 × 10 ⁻⁶
RIF	/	0,25	/	209 ± 4 µm	117	6,88 × 10 ⁻⁶
Reconstruction sans déconvolution	/	/	/	312 ± 12 µm	35	1,24 × 10 ⁻⁵

Les MSE présentées sont calculées sur les coupes obtenues après reconstruction. Les algorithmes CGLS, RL et LW permettent de réduire la résolution spatiale mais ne participent pas au débruitage de l'image avec un rapport signal sur bruit final de 34 très proche de celui de la reconstruction sans déconvolution. Tous les autres algorithmes, du fait de leur paramètre de régularisation induisant un lissage, permettent de réduire le bruit des images restaurées. L'algorithme permettant le meilleur débruitage est l'algorithme RIF avec un rapport signal sur bruit final de 117, mais c'est aussi l'algorithme qui élimine le moins le flou ($RS(10\%)_{RIF}$ de 200 μm). En effet, d'après l'évolution des courbes de résolution spatiale et de rapport signal sur bruit du graphique de la figure 4.15, **plus un algorithme permet d'obtenir une faible résolution spatiale (réduction du flou), plus il a tendance à amplifier le bruit et vice-versa.**

4.3.5 Sélection des algorithmes les plus adaptés

Pour la suite de cette étude, trois algorithmes sont sectionnés :

- un algorithme permettant d'avoir la meilleure résolution spatiale malgré une plus forte amplification du bruit (meilleur défloutage) : **l'algorithme HyBR**. Cet algorithme est celui qui permet d'avoir la résolution spatiale la plus faible ($RS(10\%)_{HyBR}$ d'environ 150 μm) assez proche de celle obtenue avec l'algorithme CGLS ($RS(10\%)_{CGLS}$ d'environ 180 μm) mais avec un meilleur débruitage permettant d'avoir un rapport signal sur bruit de 56 alors que l'algorithme CGLS donne un rapport signal sur bruit final de 35. L'algorithme HyBR permet donc de diviser par 2 la résolution spatiale sans déconvolution. De plus la MSE obtenue avec cet algorithme est faible par rapport à la MSE initiale sans déconvolution,
- un algorithme permettant d'avoir un bon rapport signal sur bruit (meilleur débruitage) malgré une élimination du flou moins bonne : **l'algorithme RIF**. Cet algorithme est celui qui permet d'avoir le rapport signal sur bruit le plus grand (RSB_{RIF} de 117) mais avec une résolution spatiale plus faible ($RS(10\%)_{RIF}$ d'environ 210 μm), divisant par 1,5 la résolution spatiale sans déconvolution,
- un algorithme représentant un bon compromis entre défloutage et débruitage : **l'algorithme FISTA**. Cet algorithme permet d'avoir un bon rapport signal sur bruit avec $RSB_{FISTA} = 81$, tout en ayant une $RS(10\%)_{FISTA}$ d'environ 190 μm , divisant par 1,6 la résolution spatiale sans déconvolution.

4.4 Test des performances des algorithmes sélectionnés sur des pièces réelles

L'évaluation finale des performances des algorithmes de déconvolution est réalisée sur des tomographies d'objets réels. Le chapitre 3 a permis la sélection de deux détecteurs adaptés à la tomographie haute énergie et haute résolution que sont un détecteur à panneau plat et un détecteur mis à jour couplant un scintillateur et une caméra. Tout au long de ce chapitre, les paramètres des algorithmes de déconvolution ont été optimisés via l'utilisation des projections simulées ayant un flou correspondant au flou expérimental du tomographe avec le détecteur à panneau plat. Cependant, les rapports signal sur bruit obtenus avec ces deux détecteurs (voir paragraphe 3.3 du chapitre 3) sont proches. Ainsi, les algorithmes de déconvolution sélectionnés vont aussi pouvoir être testés sur les projections expérimentales obtenues avec le détecteur mis à jour en utilisant la PSF globale du tomographe avec ce détecteur pour les déconvolutions.

Comme pour le détecteur à panneau plat, la PSF à deux dimensions du tomographe avec le

détecteur mis à jour est générée avec un code Python sous forme d'une double fonction gaussienne. Les paramètres de cette fonction, présentés dans le tableau 4.6 avec ceux du détecteur à panneau plat, sont issus de l'ajustement de l'ESF globale mesurée lors des tomographies avec le détecteur mis à jour pour un grandissement radiographique de 1,09 (voir paragraphe 3.3 du chapitre 3). L'image à deux dimensions de la PSF correspond à l'opérateur p_{sf} de l'équation de convolution 4.2 et donc à la matrice H lors de la résolution des équations de déconvolution présentées précédemment pour les différents algorithmes.

TABLEAU 4.6 – Paramètres d'ajustement des ESF globales du tomographe avec le détecteur à panneau plat (grandissement radiographique de 1,17) et le détecteur mis à jour (grandissement radiographique de 1,09) d'après les tomographies réalisées au paragraphe 3.3 du chapitre 3.

	Détecteur à panneau plat <i>Voxels de 85 μm</i>		Détecteur mis à jour <i>Voxels de 132 μm</i>	
Norme	0,88 \pm 0,06		0,84 \pm 0,05	
FWHM1	330 \pm 19 μm	3,9 pixels	415 \pm 21 μm	3,1 pixels
FWHM2	1827 \pm 93 μm	21,5 pixels	1310 \pm 65 μm	9,9 pixels

Les trois algorithmes de déconvolution sélectionnés sont donc appliqués aux projections expérimentales obtenues lors des tomographies du fantôme d'intercomparaison fabriqué et approvisionné durant la thèse (décrit plus en détail au paragraphe 2.2.1 du chapitre 2) avec ces deux détecteurs (inserts seuls et fantôme complet). Pour rappel, ce fantôme en acier est composé de deux inserts cylindriques de 50 mm de diamètre. Le premier cylindre, noté B, contient des fentes calibrées plus ou moins épaisses allant de 0,1 mm à 10 mm. Le deuxième cylindre, noté C, contient des perçages calibrés avec des diamètres allant de 0,5 à 7 mm. Pour plus de détails sur la géométrie du fantôme, les plans de ces différents éléments réalisés pour sa fabrication, sont présentés dans l'annexe A.

Pour comparaison, les performances des détecteurs sans déconvolution sont aussi présentées d'après les résultats obtenus dans le paragraphe 3.3 du chapitre 3. Les paramètres de reconstruction sont les mêmes que ceux utilisés au paragraphe 3.3.2.1 du chapitre 3 (voir tableau 3.18).

4.4.1 Outils d'évaluation de la qualité des coupes reconstruites

Les outils d'évaluation de la qualité des coupes reconstruites sont :

- **le rapport signal sur bruit** (RSB). Une zone d'intérêt est définie dans une partie unifiée du fantôme, et le rapport signal sur bruit est calculé via l'équation 1.7.
- **le rapport contraste sur bruit**¹² (RCB). Deux zones d'intérêts sont définies dans des éléments ayant des intensités différentes et le rapport contraste sur bruit est calculé via l'équation 1.8.
- **la résolution spatiale** (RS(10 %)). Elle est obtenue via une mesure d'étalement (fonction de dispersion d'un front, ESF) sur le bord d'un des motifs d'une coupe du fantôme. La résolution spatiale est calculée via les équations 1.13, 1.14, 1.3.6 et 1.18.

12. Définit la relation entre les différences d'intensité du signal entre deux régions, mises à l'échelle du bruit de l'image, voir paragraphe 1.3.7 du chapitre 1.

4.4.2 Inserts en acier de 50 mm de diamètres seuls

4.4.2.1 Détecteur à panneau plat

Les trois algorithmes de déconvolution sont appliqués aux projections des deux inserts seuls acquises avec le détecteur à panneau plat. Des coupes issues des reconstructions tomographiques associées sont présentées sur la figure 4.16. Cette figure présente aussi les ESF ajustées sur la fente de l'insert B permettant de remonter aux résolutions spatiales. Ces valeurs de résolution spatiale sur une coupe reconstruite après 50 mm d'acier sont présentées dans le tableau 4.7, ainsi que les rapports signal sur bruit et contraste sur bruit. Pour permettre la comparaison visuelle des coupes, ces dernières sont normalisées pour avoir leur niveau de gris moyen à 1 et une dynamique d'image entre 0 et 1,2.

La figure 4.17 compare des profils extraits des coupes de l'insert B (d'après le profil tracé en rouge sur la figure 4.16) avec et sans déconvolution.

TABLEAU 4.7 – Valeurs des indicateurs de qualité d'image associées aux reconstructions des tomographies des deux inserts de 50 mm de diamètre seuls obtenues avec le détecteur à panneau plat sans et avec corrections des projections avec différents algorithmes de déconvolution.

	Détecteur à panneau plat Sans déconvolution	HyBR	FISTA	RIF
f(MTF(10 %)) fente	1,61 $\pm 0,08 \text{ mm}^{-1}$	3,2 $\pm 0,2 \text{ mm}^{-1}$	1,76 $\pm 0,09 \text{ mm}^{-1}$	1,62 $\pm 0,08 \text{ mm}^{-1}$
RS(10 %) fente	311 \pm 16 μm	158 \pm 12 μm	285 \pm 15 μm	310 \pm 16 μm
RSB insert fentes	45	22	42	48
RCB fente	12	8	12	13
RSB insert perçages	54	24	51	61
RCB perçage	10	12	14	16

Les performances de résolution spatiale après application des trois algorithmes de déconvolution, présentées dans le tableau 4.7, sont moins bonnes que celles attendues d'après application des algorithmes sur les projections simulées, présentées dans le tableau 4.5, surtout pour les algorithmes FISTA et RIF. Ces écarts peuvent être dus aux incertitudes sur la mesure de la PSF expérimentale du tomographe. En effet, lors de l'application des algorithmes sur les projections simulées, la PSF utilisée pour la déconvolution était la PSF exacte correspondant au flou appliqué sur les projections simulées. La PSF utilisée sur les projections réelles est déduite des paramètres d'ajustement de l'ESF mesurée sur les coupes et présente donc des incertitudes de mesure. Il semble donc qu'une connaissance précise de la PSF du tomographe soit nécessaire pour aboutir aux mêmes performances que lors de l'application des algorithmes sur des projections simulées avec une connaissance parfaite du flou.

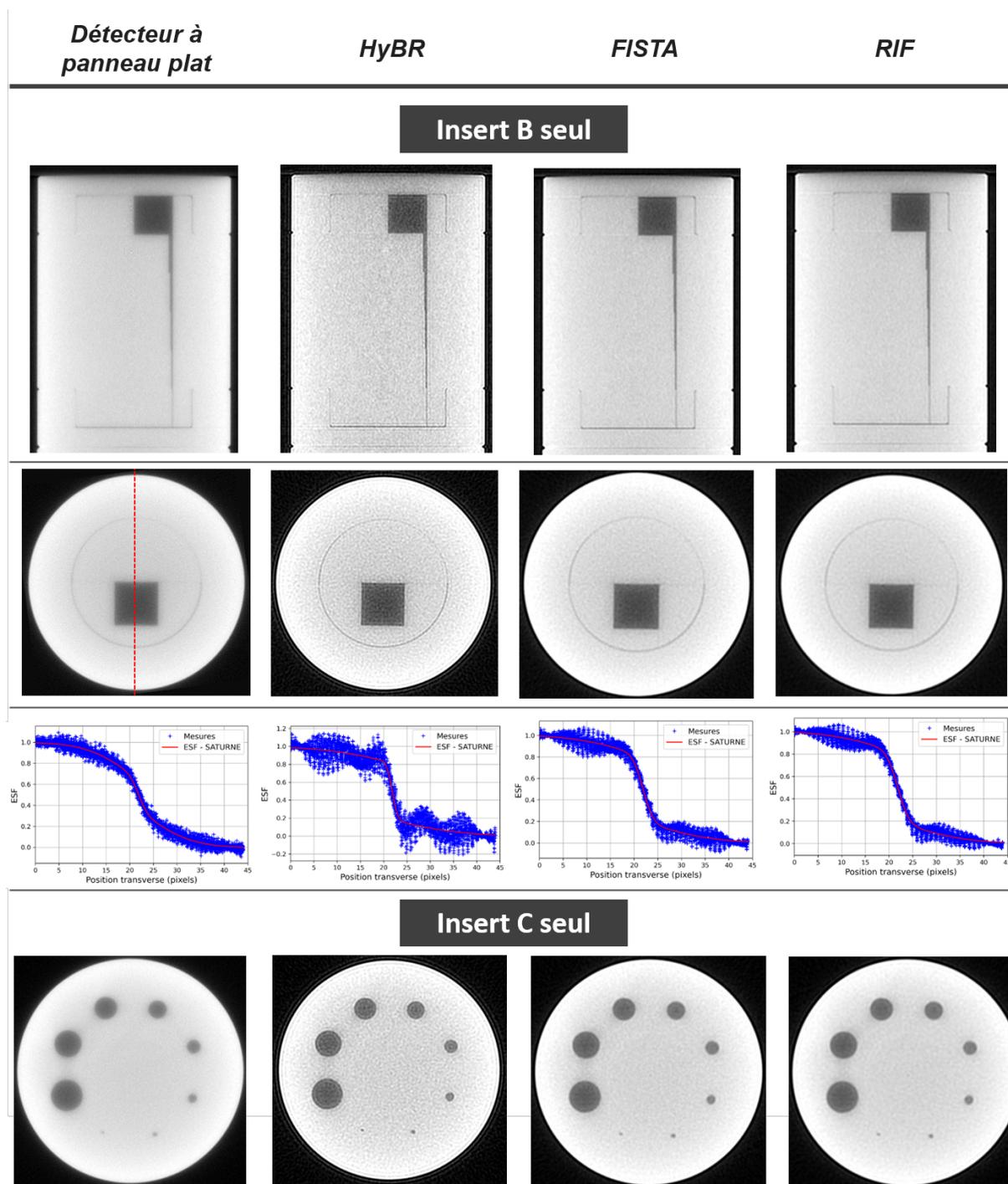


FIGURE 4.16 – Coupes issues des reconstructions des tomographies des deux inserts de 50 mm de diamètre seuls obtenues avec le détecteur à panneau plat sans et avec corrections des projections avec différents algorithmes de déconvolution.

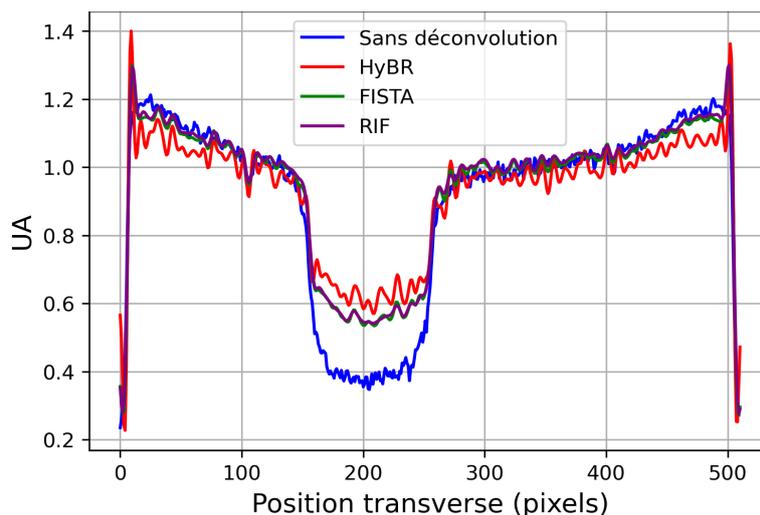


FIGURE 4.17 – Profils extraits des coupes de l'insert B de la figure 4.16 obtenues après reconstructions des tomographies réalisées avec le détecteur à panneau plat sans et avec corrections des projections avec différents algorithmes de déconvolution.

L'algorithme HyBR permet tout de même d'atteindre une résolution spatiale sur une coupe reconstruite après 50 mm d'acier d'environ $160\ \mu\text{m}$, soit une division par 2 de la résolution spatiale du détecteur à panneau plat sans déconvolution (qui est d'environ $310\ \mu\text{m}$). L'algorithme FISTA permet d'atteindre une résolution spatiale de $285\ \mu\text{m}$, soit amélioration de seulement 10 % de la résolution spatiale du détecteur à panneau plat et l'algorithme RIF n'apporte pratiquement aucun gain de résolution spatiale avec une résolution de $310\ \mu\text{m}$. En fait, le tableau 4.6, présentant les paramètres d'ajustement de l'ESF globale avec le détecteur à panneau plat, et la courbe de l'ESF de la figure 4.16 montrent qu'avec ce détecteur, l'ESF globale, et donc la LSF et la MTF globales, sont composées d'une première gaussienne ayant une faible largeur à mi-hauteur de 3,9 pixels et d'une deuxième gaussienne bien plus large ayant une largeur à mi-hauteur de 21,5 pixels, donc une forte composante basse fréquence. Cela peut être dû à la réponse du détecteur à panneau plat et la présence d'un fond de diffusion induisant des bords peu abrupts et donc une courbe d'ESF peu pentue (voir figure 4.16). Or, les algorithmes de déconvolution ont tendance à essayer de corriger l'allure de l'ESF mais avec un gain limité sur la résolution spatiale.

De plus, comme le montre les profils de la figure 4.17, la déconvolution avec les algorithmes réduit fortement le contraste surtout avec l'algorithme HyBR. Cet algorithme amplifie aussi le bruit avec des rapports signal sur bruit dégradés par rapport aux coupes sans déconvolution (RSB de 22 sur la coupe de l'insert B avec les fentes avec l'algorithme HyBR et RSB de 45 sur la coupe sans correction), induisant une ESF très bruitée (voir figure 4.16) et des rapports contraste sur bruit aussi dégradés. En revanche, les algorithmes FISTA et RIF permettent un lissage du bruit avec une conservation, voire une amélioration des rapports signal sur bruit et contraste sur bruit.

Enfin, d'après les coupes de la figure 4.16, il peut être noté que les algorithmes de déconvolution ont tendance à créer des artefacts, surtout pour l'algorithme HyBR, mais aussi visibles pour les autres algorithmes sous forme d'auréoles blanches au niveau des bords. Ces artefacts sont visibles à gauche et à droite des profils de la figure 4.17 avec de grands sauts d'intensité au niveau des bords du fantôme.

4.4.2.2 Détecteur mis à jour

Les trois algorithmes de déconvolution sont appliqués aux projections des deux inserts seuls acquises avec le détecteur mis à jour. Des coupes issues des reconstructions tomographiques associées sont présentées sur la figure 4.18. Cette figure présente aussi les ESF ajustées sur la fente de l'insert B permettant de remonter aux résolutions spatiales. Ces valeurs de résolution spatiale sur une coupe reconstruite après 50 mm d'acier sont présentées dans le tableau 4.8, ainsi que les rapports signal sur bruit et contraste sur bruit. Pour permettre la comparaison visuelle des coupes, ces dernières sont normalisées pour avoir leur niveau de gris moyen à 1 et une dynamique d'image entre 0 et 1,2.

La figure 4.19 compare des profils extraits des coupes de l'insert B (d'après le profil tracé en rouge sur la figure 4.18) avec et sans déconvolution.

TABLEAU 4.8 – Valeurs des indicateurs de qualité d'image associées aux reconstructions des tomographies des deux inserts de 50 mm de diamètre seuls obtenues avec le détecteur mis à jour sans et avec corrections des projections avec différents algorithmes de déconvolution.

	Détecteur mis à jour Sans déconvolution	HyBR	FISTA	RIF
$f(\text{MTF}(10\%))$ fente	1,48 $\pm 0,07 \text{ mm}^{-1}$	2,6 $\pm 0,1 \text{ mm}^{-1}$	1,79 $\pm 0,08 \text{ mm}^{-1}$	1,53 $\pm 0,07 \text{ mm}^{-1}$
RS(10 %) fente	351 \pm 17 μm	190 \pm 10 μm	280 \pm 14 μm	327 \pm 16 μm
RSB insert fentes	32	15	29	36
RCB fente	12	9	18	24
RSB insert perçages	35	22	24	31
RCB perçage	13	11	13	16

L'application des algorithmes de déconvolution sur les projections obtenues avec ce détecteur permet un meilleur gain sur la résolution spatiale sur une coupe reconstruite après 50 mm d'acier que pour le détecteur à panneau plat. L'algorithme HyBR permet d'atteindre une résolution spatiale d'environ 190 μm soit une division par 1,8 de la résolution spatiale du détecteur mis à jour sans déconvolution (qui est d'environ 350 μm). L'algorithme FISTA permet d'atteindre une résolution spatiale de 280 μm et l'algorithme RIF permet d'atteindre une résolution spatiale de 330 μm , soit respectivement une division par 1,8 et 1,1 de la résolution spatiale du détecteur mis à jour sans déconvolution. Cette différence de performance peut être due à l'allure initiale de la courbe de l'ESF du détecteur mis à jour qui est plus pentue que celle du détecteur à panneau plat avec des largeurs à mi-hauteur plus proches, comme présenté dans le tableau 4.6.

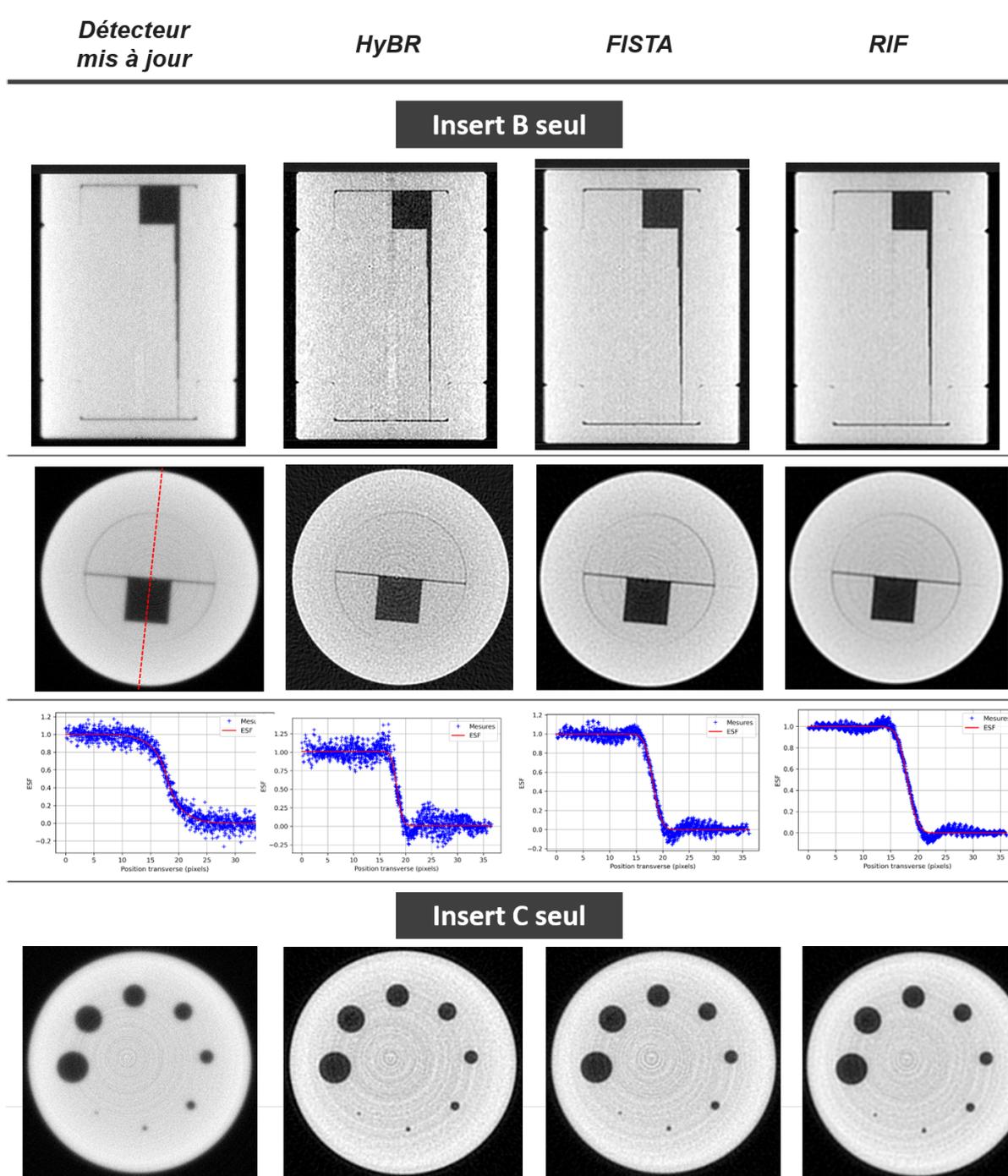


FIGURE 4.18 – Coupes issues des reconstructions des tomographies des deux inserts de 50 mm de diamètre seuls obtenues avec le détecteur mis à jour sans et avec corrections des projections avec différents algorithmes de déconvolution.

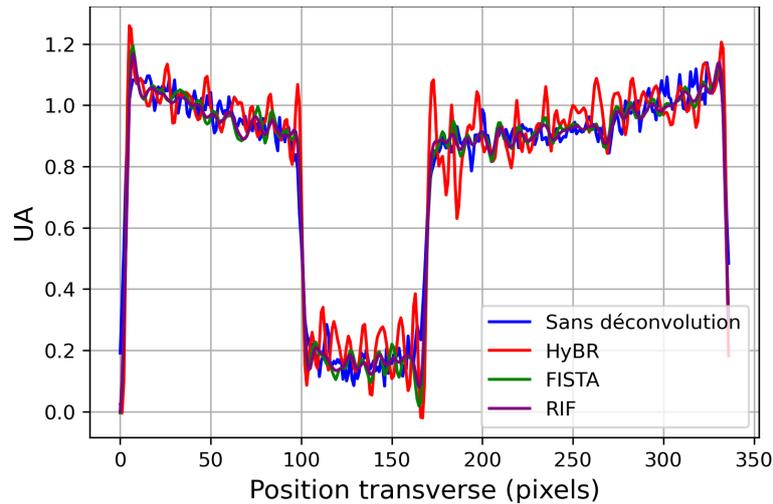


FIGURE 4.19 – Profils extraits des coupes de l'insert B de la figure 4.18 obtenues après reconstructions des tomographies réalisées avec le détecteur mis à jour sans et avec corrections des projections avec différents algorithmes de déconvolution.

Comme pour le détecteur à panneau plat, l'algorithme HyBR amplifie fortement le bruit avec des rapports signal sur bruit dégradés par rapport aux coupes sans déconvolution (RSB de 15 sur la coupe de l'insert avec les fentes avec l'algorithme HyBR et RSB de 32 sur la coupe sans correction), induisant une ESF très bruitée (voir figure 4.18) et des rapport contraste sur bruit dégradés.

De plus, comme le montre les profils de la figure 4.19, la déconvolution des projections obtenues avec le détecteur mis à jour ne réduit pas le contraste initial. Ainsi, les algorithmes FISTA et RIF qui lissent le bruit avec une conservation, voire une amélioration des rapports signal sur bruit, permettent d'obtenir des rapports contraste sur bruit plus élevés que sans déconvolution.

Enfin, d'après les coupes de la figure 4.18, il peut être noté que les algorithmes de déconvolution ont tendance à créer des artefacts, surtout l'algorithme HyBR, sous forme d'auréoles blanches au niveau des bords, mais qui restent moins importants que pour leur application sur les projections obtenues avec le détecteur à panneau plat.

4.4.3 Fantôme complet (support et inserts cylindriques) de 200 mm de diamètre

4.4.3.1 Détecteur à panneau plat

Comme explicité plus en détail au paragraphe 3.3 du chapitre 3, pour des objets très absorbants comme le fantôme complet de 200 mm de diamètre, le détecteur à panneau plat donne des coupes avec très peu de contraste, ne permettant pratiquement pas de différencier les motifs des inserts dans le support. L'application des algorithmes de déconvolution sur ces projections n'a apporté aucun gain du fait des motifs trop peu visibles (voir la figure 4.20 qui présente la coupe initial obtenue après reconstruction sans correction et la coupe obtenue après déconvolution avec l'algorithme HyBR). Les résultats obtenus n'étant pas pertinents, ils ne seront donc pas présentés dans ce mémoire.

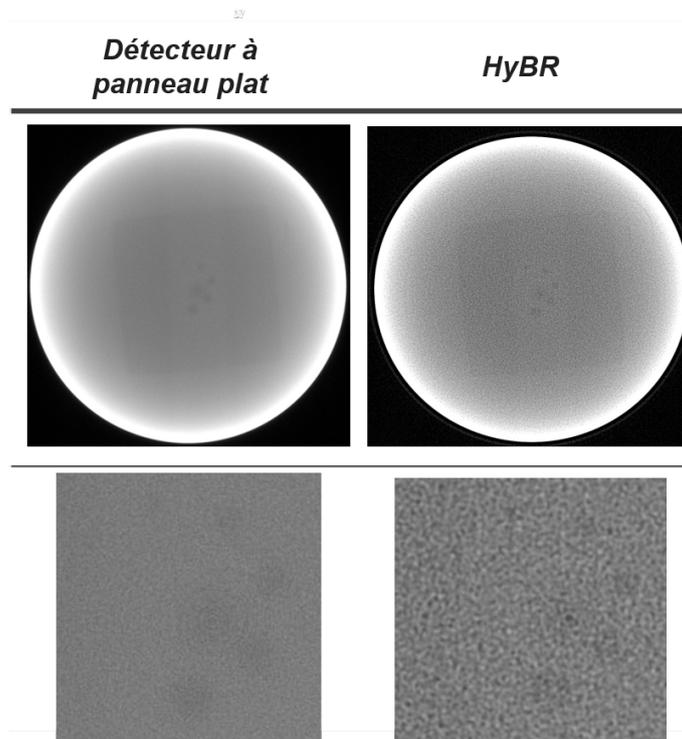


FIGURE 4.20 – Coupes issues des reconstructions tomographiques du fantôme complet (A + B + C) de 200 mm de diamètre obtenues avec le détecteur à panneau plat sans et avec corrections des projections avec l’algorithme HyBR.

4.4.3.2 Détecteur mis à jour

Les trois algorithmes de déconvolution sont appliqués aux projections du fantôme complet (inserts de 50 mm de diamètre placés dans le support de 200 mm de diamètre) acquises avec le détecteur mis à jour. Pour permettre la comparaison visuelle des coupes, ces dernières sont normalisées pour avoir leur niveau de gris moyen à 1 et une dynamique d’image entre 0 et 2. La figure 4.21 présente aussi des vues rapprochées de la zone centrale de la coupe présentant les perçages calibrés de l’insert C et d’une zone de la coupe présentant les fentes calibrées de l’insert B. Les rapports signal sur bruit et contraste sur bruit associés à chaque reconstruction sont présentés dans le tableau 4.9. Contrairement à la section précédente, les coupes obtenues sont très bruitées, il n’est donc pas possible de réaliser de mesures d’ESF pour remonter à des valeurs de résolution spatiale. Pour comparaison, ce tableau présente aussi les performances du tomographe de TEC Eurolab intercomparé expérimentalement dans l’état de l’art, au paragraphe 2.2.2.3 du chapitre 2.

Pour des objets très absorbants, l’application des algorithmes de déconvolution sur les projections permet visuellement d’obtenir des bords plus nets. De plus, les trois algorithmes permettent de distinguer le perçage de 1 mm de diamètre qui ne l’était pas sur la coupe sans correction. Les algorithmes améliorent aussi la visibilité de la fente de 0,1 mm de large.

Cependant, les trois algorithmes de déconvolution amplifient le bruit qui était déjà très présent sur les projections initiales, mais c’est l’algorithme FISTA qui l’amplifie le plus, divisant par deux le RSB.

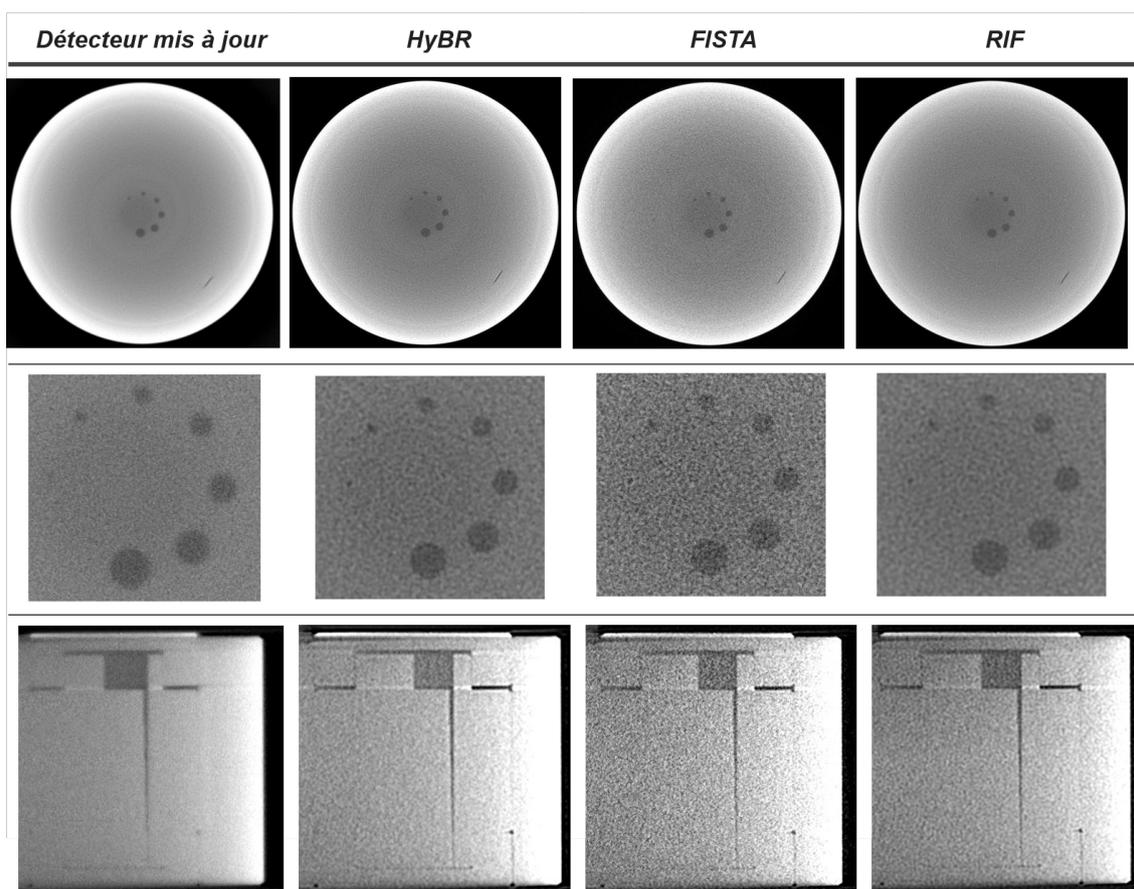


FIGURE 4.21 – Coupes issues des reconstructions tomographiques du fantôme complet (A + B + C) de 200 mm de diamètre obtenues avec le détecteur mis à jour sans et avec corrections des projections avec différents algorithmes de déconvolution.

TABLEAU 4.9 – Valeurs des indicateurs de qualité d'image associées aux reconstructions tomographiques du fantôme complet (A + B + C) de 200 mm de diamètres obtenues avec le détecteur mis à jour sans et avec corrections des projections avec différents algorithmes de déconvolution.

	TEC Eurolab	Détecteur mis à jour Sans déconvolution	HyBR	FISTA	RIF
RSB	17	13	11	8	11
RCB perçage	3	3	3	2	3
Limite de détection perçages	2 mm	2 mm	1 mm	1 mm	1 mm
Limite de détection fentes	0,3 mm	0,3 mm	0,3 mm	0,3 mm	0,3 mm

4.5 Conclusion

Les images expérimentales obtenues avec le tomographe sont inévitablement floues du fait de l'imperfection des différents éléments le composant. Ce flou peut être réduit via un post-traitement numérique des projections acquises avant reconstruction tomographique. La méthode la plus classique de restauration est basée sur l'utilisation d'algorithmes de déconvolution.

Après une description des principes théoriques de la construction de différents algorithmes de déconvolution, une comparaison des performances de défloutage de certains de ces algorithmes a été réalisée sur des projections simulées. Pour ce faire, les paramètres de chaque algorithme ont été optimisés pour atteindre les meilleures performances de déconvolution, dont le nombre d'itérations, N_{iter} , le paramètre de régularisation, λ , et la taille du pas de l'algorithme, w . Suite à cette étude, trois algorithmes ont été sectionnés :

- un algorithme permettant d'avoir la meilleure résolution spatiale malgré une plus forte amplification du bruit (meilleur défloutage) : **l'algorithme HyBR**,
- un algorithme permettant d'avoir un bon rapport signal sur bruit (meilleur débruitage) malgré une élimination du flou moins bonne : **l'algorithme RIF**,
- un algorithme représentant un bon compromis entre défloutage et débruitage : **l'algorithme FISTA**.

Les performances de ces trois algorithmes ont ensuite été évaluées sur des tomographies à 9 MeV d'objets réels. Le chapitre 3 a permis la sélection de deux détecteurs adaptés à la tomographie haute énergie et haute résolution que sont un détecteur à panneau plat et un détecteur mis à jour couplant un scintillateur et une caméra. Ainsi, les algorithmes de déconvolution sélectionnés ont été appliqués aux projections expérimentales obtenues avec ces deux détecteurs pour des objets en acier de 50 et 200 mm d'épaisseur.

Appliqués aux projections obtenues avec le détecteur à panneau plat pour des objets de 5 cm, les algorithmes FISTA et RIF donnent de très mauvaises performances en termes de résolution spatiale sur une coupe reconstruite après 50 mm d'acier sûrement dues au fait que l'ESF globale est ajustée par une double fonction gaussienne composée d'une première gaussienne ayant une faible largeur à mi-hauteur (3,9 pixels) et d'une deuxième gaussienne bien plus large (largeur à mi-hauteur de 21,5 pixels), donc avec une forte composante basse fréquence, causant une courbe de l'ESF peu pentue (voir figure 4.16). Or, ces algorithmes de déconvolution ont tendance à essayer de corriger l'allure de l'ESF, avec un gain limité sur la résolution spatiale.

Pour ces deux détecteurs, c'est l'algorithme HyBR qui permet la plus forte amélioration de la résolution spatiale sur une coupe reconstruite après 50 mm d'acier en divisant par 2 la résolution spatiale initiale sans déconvolution du détecteur à panneau plat (passage d'une résolution spatiale initiale de 311 μm à une résolution spatiale d'environ 160 μm) et par 1,8 pour le détecteur mis à jour (passage d'une résolution spatiale initiale de 350 μm à une résolution spatiale d'environ 190 μm). Cependant, cet algorithme amplifie fortement le bruit divisant par deux les rapports signal sur bruit par rapport aux coupes sans correction. Cette amplification du bruit est aussi très visible sur les coupes reconstruites (voir figures 4.16 et 4.18).

Pour des objets plus absorbants, comme un fantôme en acier de 200 mm de diamètre, conduisant dans notre cas à des projections plus bruitées, les algorithmes de déconvolution conservent de bonnes performances de défloutage. Ils permettent d'y distinguer le perçage de 1 mm de diamètre qui ne l'était pas sur la coupe sans correction et d'améliorer la visibilité de la fente de 0,1 mm de large. Mais les trois algorithmes ont tendance, surtout l'algorithme FISTA, à fortement amplifier le bruit.

L'utilisation des algorithmes de déconvolution permet donc d'atteindre une résolution spatiale sur une coupe reconstruite après 50 mm d'acier de 160 μm avec le détecteur à panneau plat et de 190 μm avec le détecteur mis à jour divisant respectivement par 5,1 et 4,3 la résolution spatiale du tomographe initial du CEA (résolution spatiale de 820 μm) mais dégradant les rapports signal sur bruit.

L'utilisation des algorithmes de déconvolution reste donc très sensible au bruit dans les images, à la connaissance plus ou moins précise de la PSF et ses paramètres. Pour aller plus loin et essayer d'outre-passer les performances et les limitations des algorithmes de déconvolution, une méthode innovante pour le défloutage faisant intervenir des réseaux de neurones est étudiée dans le chapitre suivant. L'objectif étant d'optimiser un réseau de neurones permettant le défloutage des projections acquises par tomographie à transmission.

Chapitre 5

Méthode de correction du flou : réseaux de neurones convolutifs

La méthode classique pour le défloutage d'images repose sur l'utilisation d'algorithmes de déconvolution dont les performances sont présentées au chapitre 4. Pour aller plus loin, ce chapitre propose une méthode innovante pour le défloutage faisant intervenir des réseaux de neurones. L'objectif est donc d'implémenter et d'optimiser un réseau de neurones permettant le défloutage des projections acquises par tomographie à transmission. Le réseau ainsi développé est ensuite comparé aux performances des algorithmes de déconvolution classiques.

5.1 Théorie sur les réseaux de neurones

5.1.1 Principe des réseaux de neurones

Le principe des méthodes d'apprentissage automatique (Machine Learning) est de bâtir un modèle directement sur des données afin de résoudre des tâches sans nécessiter de programmation spécifique. Il existe deux types d'apprentissages principaux que sont l'apprentissage supervisé et l'apprentissage non supervisé. L'apprentissage non supervisé utilise des algorithmes d'apprentissage automatique pour analyser et regrouper des ensembles de données non étiquetées. Ces algorithmes cherchent des modèles cachés dans les données sans nécessiter d'intervention humaine (d'où le terme « non supervisé »). L'apprentissage supervisé est basé sur l'utilisation d'ensembles de données étiquetées. Ces ensembles de données sont conçus pour entraîner ou « superviser » les algorithmes à classer les données ou à prédire les résultats avec précision. En utilisant des entrées (variables explicatives) et des sorties étiquetées (variables expliquées), le modèle peut mesurer sa précision et apprendre au fil du temps. Au sein de l'apprentissage supervisé, selon que la grandeur à prédire est discontinue ou continue, le contexte est respectivement de classification ou de régression.

Parmi les nombreux algorithmes permettant de réaliser de l'apprentissage supervisé, les réseaux de neurones multicouches constituent une catégorie désignée par « apprentissage profond » (deep learning). Ils sont de plus en plus utilisés dans de nombreux domaines comme la reconnaissance d'images, l'identification d'objets, la prédiction de données, ou la classification de textes ou d'images. Leur utilisation peut sembler nouvelle, mais les réseaux de neurones font en réalité l'objet d'un regain d'intérêt depuis quelques années. Leur conceptualisation remonte aux années 1950 avec un premier modèle mathématique décrit par les neurologues Warren McCulloch et Walter Pitts en 1943 dans [110] puis l'invention du premier neurone artificiel appelé Perceptron en 1958 par Frank Rosenblatt [111].

Dans ce paragraphe, sont tout d'abord explicitées des notions clés comme jeu de données, neurone, réseau de neurones et apprentissage. Un dernier point relate les limites des réseaux de neurones classiques pour le traitement d'images.

5.1.1.1 Le jeu de données (Data Set)

Les réseaux développés dans ce chapitre sont basés sur de l'apprentissage dit supervisé dans un contexte de « régression ». Cet apprentissage est réalisé à partir de données ou d'exemples qui constituent le jeu de données. La structure de ce jeu de données prend la forme d'une matrice de taille $(n \times m)$ avec :

- « n » le nombre de lignes, chacune correspondant à un exemple,
- « m » le nombre de colonnes qui se séparent en deux groupes :
 - « m_f » correspondant au nombre de valeurs caractéristiques (variables explicatives ou features en anglais) généralement dénommées X . Le modèle apprend à partir de ces variables explicatives qui constituent **les entrées** du réseau de neurones,
 - « m_t » correspondant au nombre de **valeurs cibles** (variables expliquées ou targets en anglais) généralement dénommée Y ,

La performance du modèle est évaluée en comparant l'écart entre ses prédictions et les valeurs cibles.

Pour les besoins de l'apprentissage et des tests finaux des modèles, le jeu de données est divisé en trois sous-ensembles distincts :

- **l'ensemble d'entraînement**. Il s'agit de l'ensemble de données utilisé pour former le modèle (c'est-à-dire pendant le processus d'apprentissage des poids du réseau neuronal, voir paragraphe 5.1.1.3). À chaque époque¹ de l'apprentissage, les mêmes exemples issus de l'ensemble d'entraînement sont fournis au réseau. Le modèle voit autant de fois qu'il y a d'époques tous les exemples de l'ensemble d'entraînement. Ce dernier doit comporter des exemples diversifiés afin que le modèle soit formé à tous les scénarios et puisse traiter tout exemple de données inédit susceptible d'apparaître ensuite. L'ensemble d'entraînement représente généralement environ 80 % des exemples du jeu de données,
- **l'ensemble de validation**. C'est un ensemble de données, distinct de l'ensemble d'entraînement, qui est utilisé pour valider les performances du modèle au cours de sa formation. Ce processus de validation fournit des informations aidant l'utilisateur à optimiser les paramètres du modèle. Le modèle est formé sur l'ensemble d'entraînement et, simultanément, son évaluation est effectuée sur l'ensemble de validation après chaque époque. L'idée principale de diviser les données en deux ensembles distincts et d'empêcher le modèle de s'adapter excessivement (sur-apprentissage). L'ensemble de validation représente généralement environ 20 % des exemples du jeu de données,
- **l'ensemble de test**. C'est un ensemble utilisé pour tester le modèle après avoir terminé sa formation. Il est composé d'exemples que le modèle n'a jamais vus durant tout son apprentissage. Cet ensemble permet de fournir une appréciation finale des performances du modèle.

5.1.1.2 Du neurone aux réseaux de neurones

Principe du neurone

Un neurone est une fonction mathématique dont la valeur de sortie dépend de paramètres appelés poids. Les variables de cette fonction sont les caractéristiques de chaque exemple du jeu de données, ce sont les entrées du neurone. La valeur finale donnée par la fonction est appelée sortie. Les neurones les plus utilisés sont des fonctions mathématiques qui peuvent être calculées en deux étapes : une pré-activation et une activation.

1. Dans le contexte des réseaux de neurones, une époque correspond à une itération durant laquelle le modèle voit tous les exemples de l'ensemble d'entraînement pour mettre à jour ses paramètres.

La **pré-activation** correspond à la somme des entrées pondérées par les poids w qui leur sont associés, plus un *biais*. Pour un neurone possédant m entrées, comme représenté sur la figure 5.1, donc prenant en entrée m grandeurs numériques que sont les caractéristiques d'un exemple donné, notées $\{x_1, x_2, \dots, x_m\}$ et contenues dans un vecteur $X \in \mathbb{R}^m$, alors l'équation de pré-activation notée $Z(X) = z$ est donnée par :

$$Z(X) = \sum_{i=1}^m w_i x_i + \text{biais} = z \quad (5.1)$$

Comme les poids, le *biais*, aussi noté w_0 , est un paramètre du neurone. C'est également une valeur numérique qui est ajoutée une fois que les poids ont été appliqués aux valeurs d'entrées. Il permet de contrôler la façon dont le neurone est prédisposé à être activé ou non. Par exemple, si le neurone activé donne un 1 en sortie et un 0 quand il ne l'est pas, pour un biais élevé, de grandes valeurs en entrée seront nécessaires pour produire un 1. Les paramètres du neurone sont contenus dans un vecteur de poids noté $W \in \mathbb{R}^m$.

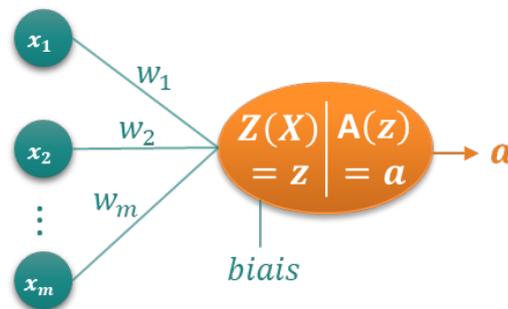


FIGURE 5.1 – Schéma d'un neurone avec m entrées.

Cependant, cette somme pondérée z est linéaire par rapport aux entrées. Afin de modéliser des fonctions plus complexes, il est nécessaire d'avoir recours à l'utilisation de **fonctions d'activation** non linéaires notées $A(z)$. Elles correspondent au calcul d'une fonction non linéaire de la pré-activation z (sauf pour le Perceptron pour lequel l'activation est linéaire) et donnent une valeur numérique de sortie a . Les différents types de neurones se distinguent par leur fonction d'activation. Historiquement, la fonction d'activation la plus utilisée est la fonction sigmoïde [112] définie par :

$$A(z) = \frac{1}{1 + e^{-z}} \quad (5.2)$$

Cette fonction d'activation produit des sorties bornées entre 0 et 1, comme présenté sur le graphique de la figure 5.2a. Elle permet, par exemple, de représenter une probabilité et est très utilisée pour la classification binaire. Avec l'essor des réseaux de neurones, de nombreuses autres fonctions d'activation ont vu le jour. Tout particulièrement dans le cadre de ce chapitre, nous nous intéresserons à la fonction d'activation ReLU (Rectified Linear Unit) [113, 114] utilisée dans la plupart des réseaux de neurones actuels. Elle est définie par :

$$A(z) = \max(0, z) = \begin{cases} 0 & \text{si } z < 0 \\ z & \text{si } z > 0 \end{cases} \quad (5.3)$$

Cette fonction d'activation permet d'appliquer un filtre sur les données en ne laissant passer que les valeurs positives et en attribuant la valeur zéro aux autres, comme présenté sur le graphique de la figure 5.2b. D'autres types de fonction d'activation sont très utilisées comme les fonctions tangente hyperbolique, sinusoïde ou sinus cardinal, mais aussi des fonctions

dérivées de la fonction ReLU. Parmi les plus communes, il y a les fonctions PReLU [115] et ELU [116] qui au lieu de transformer les valeurs négatives en valeurs nulles les lissent via l'utilisation d'un filtre réglé par un paramètre supplémentaire ou d'un filtre exponentiel. Le type de fonction d'activation peut avoir un impact assez important sur la précision des prédictions, la vitesse d'apprentissage et dans le cas de réseaux profonds contribuer à éviter les phénomènes de saturation du gradient².

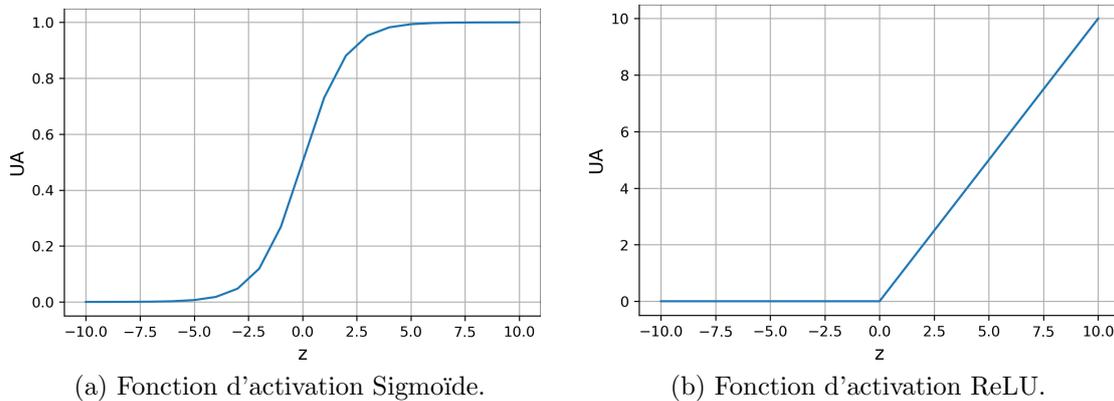


FIGURE 5.2 – Représentation graphique de deux fonctions d'activation couramment utilisées.

Réseaux de neurones

Le premier réseau de neurones, créé en 1986 et publié dans [118], est appelé « Perceptron multicouches » (MLP pour Multi-Layer Perceptron) car étant composé d'un ensemble de Perceptrons. La structure de ce réseau est inspirée du cerveau humain, imitant la façon dont les neurones biologiques sont connectés et interagissent les uns avec les autres. Les Perceptrons multicouches sont constitués de couches de neurones, généralement représentées comme sur la figure 5.3, dont :

- une couche d'entrée,
- une ou plusieurs couches cachées,
- une couche de sortie.

Chaque neurone d'une couche est connecté à tous les neurones de la couche suivante, mais les neurones d'une même couche sont totalement indépendants et ne partagent aucune connexion.

La structure des Perceptrons multicouches est toujours très utilisée et revisitée régulièrement. Par exemple, une équipe de recherche de Google Brain a développé le MLP-Mixer en 2021 [119] pour la classification d'images. De plus, avec l'essor de la puissance des ordinateurs permettant l'entraînement de réseaux de plus en plus complexes, de nombreuses autres structures ont vu le jour. Par exemple, les réseaux de neurones convolutifs créés en 1998 [120] sont particulièrement adaptés au traitement d'images et la vision par ordinateur (ces réseaux sont présentés plus en détail au paragraphe 5.1.2). D'autres types de réseaux, comme les réseaux adverses génératifs (GAN pour Generative Adversarial Network) introduits pour la première fois en 2014 [121], sont utilisés, par exemple, pour la génération d'images avec un fort degré de réalisme.

². Ce phénomène apparaît quand les gradients tendent vers zéro lors de la descente de gradient [117].

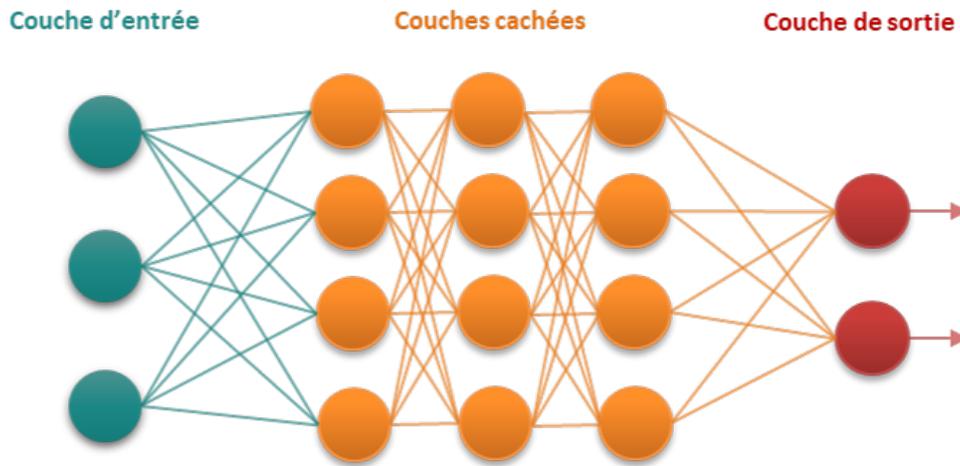


FIGURE 5.3 – Schéma d'un réseau de neurones de type Perceptrons multicouches composé de 3 couches cachées.

5.1.1.3 L'apprentissage

L'apprentissage d'un neurone

L'apprentissage d'un neurone, comme celui représenté sur la figure 5.1, vise à trouver les poids (et le biais) permettant d'avoir les meilleures prédictions en sortie. L'apprentissage consiste à fournir les caractéristiques (variables explicatives) des exemples en entrée au neurone tout en lui indiquant ce que doit être la sortie (la cible, variable expliquée). Il est alors nécessaire de définir une fonction pour quantifier l'erreur de prédiction du neurone, aussi appelée **fonction de perte ou fonction de coût**, notée $C(W)$ avec $W \in \mathbb{R}^m$ le vecteur de poids contenant les paramètres du neurone. Cette fonction peut, par exemple, être la MSE (Mean Square Error) précédemment utilisée avec les algorithmes de déconvolution et définie au paragraphe 4.3.2 (équation 4.27). L'objectif est donc de minimiser cette fonction pour garantir l'exactitude de la prédiction du neurone. Cette minimisation est faite via un **algorithme d'apprentissage ou optimiseur**, le plus utilisé étant la descente de gradient. Cette méthode consiste à initialiser les poids du neurone, aléatoirement ou non, puis à les mettre à jour à chaque itération (sur les différents exemples du jeu de données). Le poids w_m contenu dans le vecteur $W \in \mathbb{R}^m$ est alors modifié via l'équation suivante :

$$w_{m_{i+1}} = w_{m_i} - \alpha \frac{\partial C(W_i)}{\partial w_{m_i}} \quad (5.4)$$

Le pas du gradient α est aussi appelé **taux d'apprentissage**. Trouver le bon taux d'apprentissage est primordial pour avoir une bonne convergence lors de l'apprentissage.

L'apprentissage d'un réseau de neurones

L'apprentissage d'un réseau composé de plusieurs neurones, consiste à calculer la contribution de chaque neurone dans l'erreur finale. Cela peut être fait via une technique de rétropropagation de l'erreur, introduite pour la première fois en 1974 [122] puis popularisée pour les Perceptrons multicouches en 1986 [118]. Cette rétropropagation consiste, à chaque itération, à mettre à jour les poids de chaque neurone de la dernière couche vers la première. Elle vise à corriger les poids selon l'importance de leur contribution à l'erreur en modifiant plus fortement les poids y contribuant le plus. La minimisation de l'erreur repose sur le principe décrit précédemment pour un seul neurone, c'est-à-dire en faisant intervenir la notion

d'algorithme d'apprentissage souvent associée à une descente de gradient. Il existe de nombreux algorithmes, ou optimiseurs, avec différentes spécificités présentés plus en détail dans l'annexe E sur l'implémentation de notre modèle.

5.1.1.4 Limites des réseaux de neurones formels pour l'analyse d'images

Dans un réseau de neurones entièrement connecté, comme celui de la figure 5.3, tous les neurones d'une couche sont connectés à tous ceux de la couche suivante. Chaque connexion a un poids w_m qui est optimisé par le modèle lors de son apprentissage. Si l'entrée est une image en niveaux de gris de 50×50 pixels, chacun de ses pixels peut être représenté par une valeur numérique (par exemple pour une image codée sur 8 bits, comprise entre 0 et 255, où 0 représente le noir, 255 le blanc). Une telle image peut être représentée par $50 \times 50 = 2500$ valeurs. Par conséquent, la couche d'entrée d'un réseau traitant une telle image comporte 2500 neurones. Si la couche suivante est composée de 50 neurones, comme tous les neurones des couches sont entièrement connectés, il y aura $2500 \times 50 = 125\,000$ poids entre la couche d'entrée et la première couche cachée. Or, les réseaux peuvent avoir plusieurs couches cachées, plus de neurones et être utilisés pour l'analyse d'images de plus grandes dimensions augmentant toujours plus le nombre de poids et rendant le processus d'apprentissage difficile, long et coûteux en ressources.

Les réseaux de neurones entièrement connectés ne sont donc généralement pas adaptés à l'analyse d'images surtout de grandes dimensions. Pour ce type d'analyse, des réseaux permettant de comprendre les relations spatiales dans les images (relations entre les pixels voisins) sont nécessaires, ce sont les réseaux de neurones convolutifs (notés CNN pour Convolution Neural Network).

5.1.2 Principe des réseaux de neurones convolutifs

Les réseaux de neurones convolutifs (aussi appelés ConvNet), publiés pour la première fois en 1998 dans [120], offrent une approche plus évolutive pour l'analyse d'image notamment pour des tâches de reconnaissance d'objets et de classification d'images (comme le réseau AlexNet [123]). Ils tirent parti des principes de l'algèbre linéaire, en particulier de la convolution (définie plus en détail au paragraphe 4.1.1 du chapitre 4), pour identifier les motifs dans une image. Cependant, ils peuvent être exigeants en termes de calculs, et nécessitent souvent des unités de traitement graphique (GPU) pour leur apprentissage. Un réseau de neurones convolutifs est un réseau qui possède au moins une couche de convolution.

C'est dans les **couches de convolutions** que la majorité des calculs est effectuée. Une couche de convolution est une couche faisant intervenir un certain nombre de **filtres de convolution**. Pour expliciter le principe de fonctionnement d'une couche de convolution, prenons un exemple simple décrit par la figure 5.4.

La couche de convolution prend en entrée une image en niveau de gris qui est ici une matrice de dimensions 10×10 pixels (représentée en bleu sur la figure 5.4). Le filtre de convolution est un tableau bidimensionnel dont les valeurs sont les poids du neurone convolutif. Dans cet exemple, le filtre est composé de 5×5 poids (représenté en vert sur la figure 5.4). Ce filtre de convolution va être déplacé sur l'image, ce processus est connu sous le nom de convolution. La taille du filtre détermine la taille du champ récepteur ou fenêtre de convolution qui se déplacera sur l'image d'entrée (représentée en bleu et blanc sur la figure 5.4). Le filtre est appliqué à la zone de l'image comprise dans la fenêtre de convolution et un produit terme à terme est calculé entre les pixels de l'image présents dans cette fenêtre et les poids du filtre de convolution. Ce produit donne une valeur numérique qui, après activation $A(z)$, est introduite

dans une matrice de sortie appelée **carte de caractéristiques** (représentée en orange sur la figure 5.4).

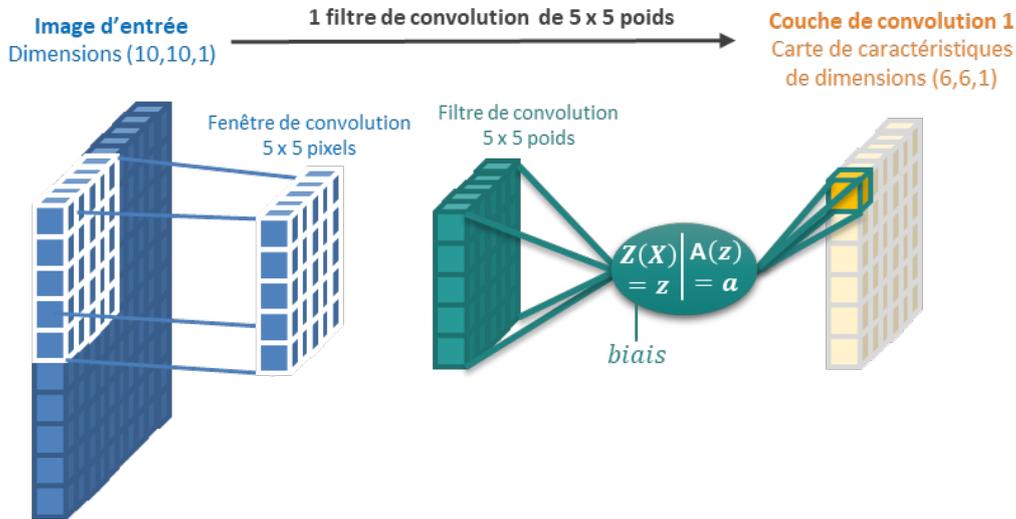


FIGURE 5.4 – Principe de fonctionnement d'une couche de convolution avec un filtre de convolution de 5 x 5 poids.

Par exemple, pour la configuration de la figure 5.4, la sortie du neurone convolutif après une position de convolution est donnée par l'équation suivante :

$$a = A(z) = A \left(\sum_{i=1}^5 \sum_{j=1}^5 x_{ij} \times w_{ij} \right) \quad (5.5)$$

Avec x_{ij} les pixels de la fenêtre de convolution et w_{ij} les poids du filtre de convolution. Ensuite, le filtre est déplacé sur l'image, le processus de convolution est répété avec une nouvelle fenêtre de convolution, jusqu'au balayage de toute l'image d'entrée.

Avec ce type de réseau de neurones, chaque valeur de sortie de la carte de caractéristiques n'est pas connectée à toutes les valeurs de pixel de l'image d'entrée. Elles sont uniquement connectées à la fenêtre de convolution sur l'image d'entrée où le filtre a été appliqué. Les poids du filtre de convolution restent fixes lors du balayage de toute l'image. Les valeurs des poids sont ajustées lors de l'apprentissage grâce au processus de rétropropagation et de descente de gradient présenté pour les réseaux de neurones au paragraphe 5.1.1.3.

Une couche de convolution a généralement plusieurs filtres qui auront des poids différents, mais tous les filtres d'une même couche ont les mêmes dimensions. Dans ce cas, la profondeur de la carte caractéristique produite après le balayage de l'image par chaque filtre sera égale au nombre de filtres. Par exemple, la couche de convolution de la figure 5.5 a deux filtres de 5 x 5 poids (représentés en vert et en rouge), la carte de caractéristiques produite aura donc une profondeur de deux (représentée en orange sur la figure 5.5).

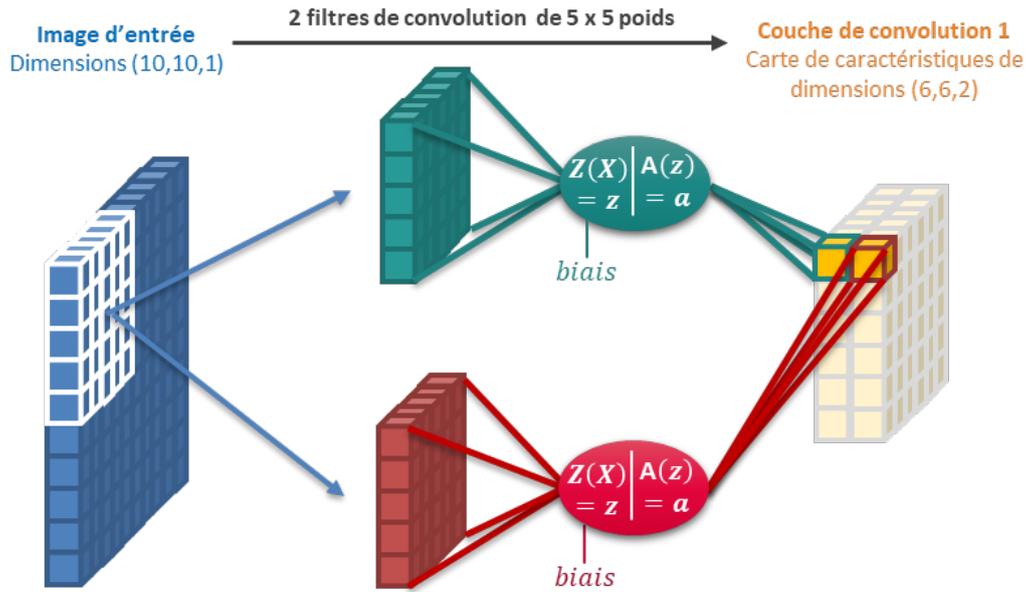


FIGURE 5.5 – Principe de fonctionnement d’une couche de convolution avec deux filtres de convolution de 5 x 5 poids.

Le nombre et la taille des filtres de convolution sont des hyperparamètres³ de la couche de convolution. Deux autres hyperparamètres sont associés à une couche de convolution :

1. **le pas** qui est le pas de déplacement du filtre de convolution. Généralement, ce pas est fixé à un afin de balayer tous les pixels de l’image. Certaines applications plus rares peuvent nécessiter des valeurs de pas de deux ou plus, un pas plus grand produisant alors une sortie plus petite,
2. **le remplissage** qui est généralement utilisé pour éviter la diminution de dimensions entre l’entrée et la sortie inhérente au processus de convolution. Plusieurs types de remplissage existent :
 - le remplissage « valid » également connu sous le nom de « no padding ». Dans ce cas, les convolutions sont abandonnées si le filtre dépasse de l’image d’entrée. La sortie a alors une dimension plus petite que l’entrée (comme représenté sur les figures 5.4 et 5.5 où les images d’entrée font 10 x 10 pixels et les images de sorties 6 x 6 pixels après convolution par un filtre de 5 x 5 poids),
 - le remplissage « same ». Le but de ce remplissage est de garantir que la sortie ait les mêmes dimensions que l’entrée. Dans ce cas, des pixels sont ajoutés autour de la matrice d’entrée afin de pouvoir réaliser les convolutions même au niveau des bords de l’image initiale. Les valeurs de ces pixels peuvent être mises à zéro (remplissage « constant ») ou calculées à partir des valeurs des pixels de l’image d’entrée par effet miroir ou par symétrie par exemple (remplissage « symmetric » ou « reflect »).

En général, la fonction d’activation utilisée avec les réseaux de neurones convolutifs est la fonction ReLU (équation 5.3). Des couches de convolution ou d’autres types de couche peuvent suivre la couche de convolution initiale pour former des réseaux plus profonds. Cependant, lors de la construction de notre modèle, nous n’utiliserons que les couches de convolution.

3. Un hyperparamètre est un paramètre fixé par l’utilisateur dont la valeur permet de contrôler le processus d’apprentissage. Il ne faut pas les confondre avec les paramètres du modèle, comme les poids des neurones, dont les valeurs sont obtenues par apprentissage.

5.1.3 Exemples d'utilisation des réseaux de neurones pour la restauration d'images

Avec le développement rapide des techniques d'apprentissage profond au cours des dernières années, la restauration d'images basées sur l'apprentissage profond et les réseaux de neurones a été activement étudiée. Cette nouvelle approche permet d'automatiser entièrement le processus et de réaliser une déconvolution aveugle, c'est-à-dire de restaurer les images en utilisant uniquement les informations du jeu de données initial (sans avoir recours à la fonction de dispersion d'un point, PSF, comme avec les algorithmes de déconvolution classiques). De nombreux travaux utilisent les réseaux de neurones pour la restauration d'images. Par exemple, des Perceptrons multicouches ordinaires peuvent produire de bons résultats et gérer différents types de bruit comme dans [124, 125]. Dans [126], l'architecture d'un réseau de neurones convolutifs est utilisée pour traiter des bruits forts tels que les gouttes de pluie et la poussière sur les objectifs. Il en ressort que la plupart des travaux publiés sur la restauration d'images sont en fait plus ou moins axés sur le débruitage.

Même si la structure des réseaux utilisés pour le débruitage fonctionne bien, elle ne marchera pas de la même manière pour la déconvolution de flou. Or, l'enjeu de ce chapitre est de concevoir un réseau de neurones pour le défloutage des images obtenues lors d'une tomographie par transmission. Le bruit n'est donc initialement pas pris en compte pour la création de notre réseau. Une fois optimisé le modèle créé sera testé sur des simulations bruitées. S'il s'avère trop sensible au bruit, ce dernier pourra être réduit, par exemple, lors de l'acquisition des images avec des temps d'acquisition plus longs ou via la mise en place d'un pré-traitement des images.

L'approche pour la création de notre réseau de neurones s'apparente en fait à la méthodologie des réseaux réalisant de la super résolution d'images. Ce processus consiste à obtenir des images haute résolution à partir d'images d'entrée basse résolution due, dans notre cas, à une dégradation des images par un flou. Diverses méthodes d'apprentissage profond ont été appliquées à la super résolution. Les premiers travaux étaient basés sur les réseaux de neurones convolutifs avec notamment le réseau SRCNN (Super-Resolution Convolutional Neural Network) composé de trois couches de neurones décrit dans [127, 128]. Ce travail pionnier dans ce domaine est souvent utilisé comme référence. Des structures plus profondes ont également été proposées dans [129, 130]. Plus récemment, de nouvelles approches utilisent les réseaux adverses génératifs (GAN). Ce sont des algorithmes d'apprentissage non supervisés à l'architecture complexe [121]. Ils sont composés de deux réseaux de neurones mis en compétition. Le premier, appelé générateur, crée un échantillon de données. Le deuxième réseau, appelé discriminateur, tente ensuite de détecter si cet échantillon est originel ou s'il s'agit d'une création de son « adversaire », le générateur. Un GAN adapté à la super résolution est le SRGAN décrit dans [131].

Dans le cadre de cette thèse, nous souhaitons mettre en place un réseau de neurones à la structure simple et facilement compréhensible. C'est pour cette raison que nous nous sommes tout particulièrement intéressés à l'architecture du réseau SRCNN. Sa structure est conçue avec un nombre raisonnable de filtres et de couches afin d'avoir un apprentissage rapide même sur CPU tout en étant performant. Le réseau de neurones développé dans ce chapitre a une architecture initiale correspondant à la structure du réseau SRCNN qui a ensuite été optimisée et adaptée aux projections acquises par le tomographe.

Il est intéressant de noter qu'aucun article ne faisant mention de l'application de réseaux de neurones pour le défloutage d'images de tomographie par transmission haute énergie pour le contrôle non-destructif n'a été trouvé. Des réseaux de neurones sont utilisés dans le domaine

du contrôle non-destructif mais généralement plutôt pour de la recherche de défauts structuraux comme dans [132, 133] pour l'inspection de soudures ou dans [134] pour l'inspection de bagages. Mais aussi pour la reconnaissance, la classification et la localisation d'objets comme dans [135, 136]. L'application des réseaux de neurones aux images radiographiques est en fait généralement liée au domaine médical pour notamment la réduction d'artefact [137], la détection d'objets [138, 139, 140] ou la réduction du bruit [141].

5.2 Création d'un réseau de neurones convolutifs

Cette section détaille tout d'abord la création du jeu de données personnalisé puis se concentrera sur la géométrie initiale du modèle développé. Une description du rôle des différentes couches de cette structure initiale sera ensuite présentée.

5.2.1 Création du jeu de données

Le jeu de données contient les exemples qui seront fournis au modèle lors de son apprentissage et de ses tests finaux. Pour l'apprentissage de notre réseau, le jeu de données est une matrice contenant un grand nombre d'exemples (X, Y) . Les cibles notées Y sont les images idéales nettes et les entrées notées X sont les images floues. Dans la littérature, la construction des jeux de données se fait en général à partir de données en libre accès sur internet proposées, par exemple, par la plateforme Google Kaggle [142]. Cependant, la plupart des jeux de données de radiographies sont issus du domaine médical et sont assez éloignés des images acquises avec un tomographe. Le seul jeu de données proposant des images issues de contrôles non-destructifs par radiographie sur des objets est GDXray [143], mais ces images expérimentales sont déjà floues et bruitées. Elles sont plutôt utilisées pour de la reconnaissance d'objets ou de défauts dans les structures radiographiées.

La création d'un nouveau jeu de données représentatif des images acquises avec un tomographe est donc nécessaire. Deux options sont possibles :

- utiliser les images expérimentales pour créer le jeu de données. Cependant, ces images, comme pour le jeu de données GDXray, sont déjà floues et bruitées, elles n'ont pas de version défloutée,
- utiliser des images nettes obtenues par simulation. Ces images sont alors les cibles et les entrées sont obtenues par ajout de flou sur ces cibles.

Un jeu de données a donc été créé par simulation avec le logiciel MODHERATO⁴ (voir annexe B sur le fonctionnement de ce logiciel et [80, 81]). Afin d'avoir des images rendant compte de l'atténuation des objets, un outil a été développé pour générer aléatoirement un ensemble de fantômes (300 pour notre jeu de données) avec :

- un nombre d'objets tiré aléatoirement entre 100 et 300 par fantôme,
- la forme de chaque objet tirée aléatoirement (cylindrique, cubique ou ellipsoïdale),
- les mensurations de ces objets tirées aléatoirement (centre, rayon, hauteur, angles, ...),
- un matériau aléatoire affecté à chaque objet parmi huit matériaux disponibles (plexiglas, béton, aluminium, zinc, fer, acier inoxydable, cuivre et plomb).

Pour indications, le tableau 5.1 présente les plages de variations de certains de ces paramètres tirés aléatoirement pour la génération des fantômes.

4. Code de simulation permettant de calculer la transmission photonique entre une source de photons et un détecteur numérique pixelisé en prenant en compte le bruit statistique, l'effet de flou géométrique et la dynamique de détection pour simuler les phénomènes physiques et les comportements électroniques qui dégradent les mesures d'atténuation.

TABLEAU 5.1 – Plages de variations des différents paramètres tirés aléatoirement pour la génération des 300 fantômes de 1000 x 1000 x 1000 pixels pour la construction du jeu de données.

	Minimum	Maximum
Nombre d'objets par fantôme	100	300
Rayon des objets	5 pixels	200 pixels
Hauteur des objets	5 pixels	200 pixels
Matériaux	plexiglas densité de 1,2	plomb densité de 11,2

Les simulations sont réalisées sans flou et sans bruit avec des paramètres correspondant au tomographe expérimental composé d'une source de photons de 9 MeV et du détecteur à panneau plat caractérisé au chapitre 3 (mêmes paramètres de simulation que ceux utilisés lors du test des algorithmes de déconvolution dans le chapitre 4). Pour chaque fantôme, cinq projections sont réalisées à différentes positions angulaires permettant d'avoir au final 1500 projections de 1000 x 1000 pixels. Des exemples de projections des fantômes simulés sont présentés sur la figure 5.6.

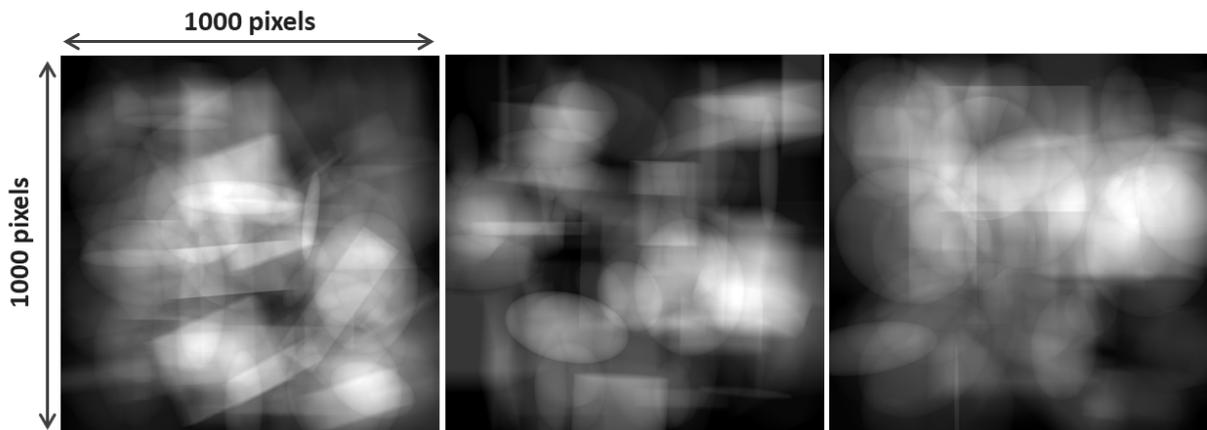


FIGURE 5.6 – Exemples de projections simulées sous MODHERATO de fantômes générés aléatoirement de 1000 x 1000 pixels.

Pour obtenir les images d'entrée, une copie de ces projections est floutée via un filtre doublement gaussien. Afin d'avoir des projections proches des projections expérimentales, ce filtre est défini d'après la caractérisation de flou global du tomographe avec le détecteur à panneau plat⁵ réalisée au paragraphe 3.3 du chapitre 3. Les paramètres d'ajustement de la fonction de dispersion d'un front (ESF) globale obtenue d'après les tomographies réalisées, présentés dans le tableau 5.2, permettent d'avoir les paramètres en pixels de ce filtre. Pour des pixels de 85 μm , **le filtre doublement gaussien appliqué sur les projections à des largeurs**

5. Choix de ce détecteur plutôt que du détecteur mis à jour (couplant un scintillateur et une caméra) car c'est celui qui permet d'avoir les meilleures performances de résolution spatiale. Le réseau de neurones final sera tout de même aussi testé sur les projections expérimentales obtenues avec le détecteur mis à jour au paragraphe 5.6.

à mi-hauteur de 3,9 et 21,5 pixels avec une norme de 0,88, soit une largeur à mi-hauteur globale d'environ 7 pixels.

TABLEAU 5.2 – Paramètres d'ajustement de l'ESF globale du tomographe avec le détecteur à panneau plat (grandissement radiographique de 1,17) d'après les tomographies réalisées au paragraphe 3.3 du chapitre 3.

	Détecteur à panneau plat	
	<i>Voxels de 85 μm</i>	
Norme	0,88 \pm 0,06	
FWHM1	330 \pm 19 μm	3,9 pixels
FWHM2	1827 \pm 93 μm	21,5 pixels

Afin de faciliter l'apprentissage et le chargement des données, les images du jeu de données sont découpées en sous-images de 50×50 pixels (ce qui est possible car après apprentissage un réseau de neurones convolutifs peut être appliqué sur des images de dimensions différentes de celles des images sur lesquelles il a été formé). Les fantômes étant générés aléatoirement, de nombreux objets peuvent se chevaucher sur une même projection, provoquant une atténuation très forte irréaliste par rapport aux images expérimentales. Les projections nettes et les projections floutées sont donc découpées en sous-images de 50×50 pixels tout en conservant que celles dont le maximum d'atténuation est inférieur à l'atténuation obtenue après 25 cm d'acier (représentant une limite du système).

Au total, 53 000 images nettes et floues sont obtenues pour former le jeu de données.

En apprentissage profond, il est très important de normaliser les données afin de réduire la complexité des modèles. Cette normalisation standardise la moyenne et l'écart-type des données. Des données non normalisées peuvent rendre le réseau de neurones considérablement plus difficile à former et diminuer sa vitesse d'apprentissage. Par exemple, des valeurs d'atténuation relativement importantes dans les images peuvent se répercuter sur les différentes couches de neurones, provoquant des problèmes tels que l'explosion des gradients⁶. Dans notre cas, les pixels des images sont mis à l'échelle entre 0 et 1 en fixant leur maximum global à 1 via la transformation suivante pour un pixel de l'image p_{ij} :

$$p_{ij} = \frac{p_{ij} - p_{min}}{p_{max} - p_{min}} \quad (5.6)$$

avec p_{min} la valeur minimale globale des pixels des images et p_{max} la valeur maximale globale.

Des exemples d'images du jeu de données ainsi créé sont présentés sur la figure 5.7. L'ensemble de test est formé à partir de 3000 exemples extraits du jeu de données, ce sont des images que le modèle ne verra pas durant son apprentissage mais qui sont utilisées pour tester ses performances après sa formation. Les ensembles d'entraînement et de validation sont composés respectivement de 80 % et de 20 % des exemples restant dans le jeu de données.

6. Dans un réseau de neurones, l'explosion de gradient se caractérise par une augmentation très rapide des valeurs des gradients pendant la rétropropagation entraînant l'arrêt de l'apprentissage.

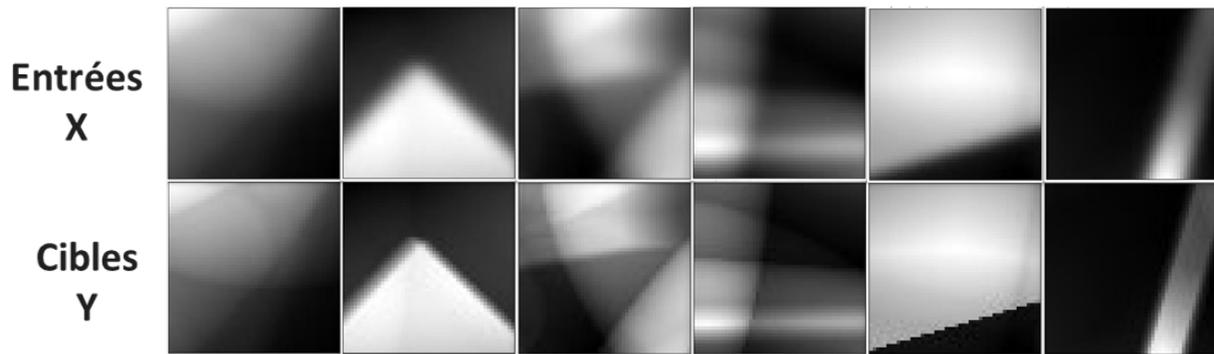


FIGURE 5.7 – Exemples d'images de 50×50 pixels présentes dans le jeu de données créé avec en haut les images floues que sont les entrées (X) et en bas les images nettes que sont les cibles (Y).

5.2.2 Géométrie initiale du modèle

La conception de la structure initiale du réseau de neurones est basée sur l'architecture du réseau SRCNN [127]. C'est un réseau entièrement convolutif peu profond composé de trois couches. Sa structure est représentée sur la figure 5.8.

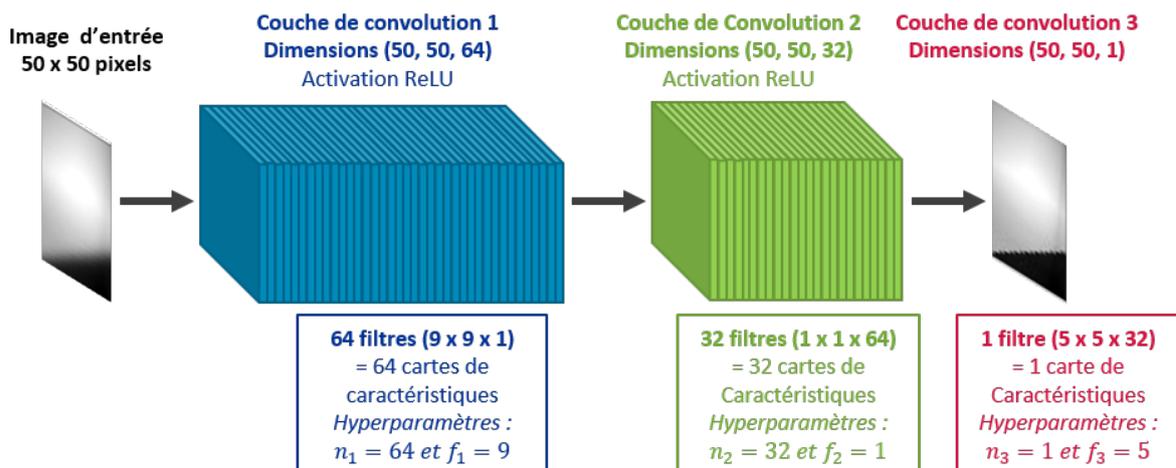


FIGURE 5.8 – Structure du réseau SRCNN initial montrant les différents paramètres du modèle.

Dans la suite de ce chapitre, comme annoté sur la figure 5.8, la couche de convolution numéro k d'un réseau sera caractérisée par deux hyperparamètres :

- son nombre de filtres noté n_k ,
- la taille de ses filtres notée f_k .

Première couche de convolution : Extraction des caractéristiques

La première couche de convolution du réseau SRCNN vise à extraire un ensemble de cartes de caractéristiques à partir de l'image d'entrée basse résolution. Elle est composée de 64 filtres de 9×9 poids, ses hyperparamètres sont donc $n_1 = 64$ et $f_1 = 9$ (voir figure 5.8). Cette couche correspond à la réalisation de n_1 convolutions sur l'image d'entrée, et chaque convolution est faite avec un filtre de taille $f_1 \times f_1$. Une activation de type ReLU est ensuite appliquée sur les résultats de ces convolutions. La sortie de cette couche est composée de n_1 cartes de

caractéristiques (représentées en bleu sur la figure 5.8). L'action de cette couche peut être exprimée mathématiquement par l'opération suivante :

$$F_1(X) = \max(0, X \otimes W_1 + B_1) \quad (5.7)$$

avec X la matrice contenant l'image d'entrée, W_1 la matrice des poids des filtres de convolution de dimensions $f_1 \times f_1 \times n_1$, B_1 le vecteur de biais à n_1 dimensions et \otimes représente l'opération de convolution. Le nombre de paramètres optimisés pour cette couche est $f_1 \times f_1 \times n_1 = 9 \times 9 \times 64 = 5184$ poids et n_1 biais, soit 64 biais.

Deuxième couche de convolution : Cartographie non linéaire

La deuxième couche de convolution est utilisée pour réaliser une cartographie non linéaire via, entre autres, la réalisation d'un grand nombre de convolutions. Elle est composée de 32 filtres de 1×1 poids, ses hyperparamètres sont donc $n_2 = 32$ et $f_2 = 1$ (voir figure 5.8). L'utilisation de filtres de 1×1 est suggérée dans [144] et [145] pour introduire de la non-linéarité tout en réduisant le nombre de paramètres du modèle, mais des filtres de plus grandes dimensions peuvent être introduits. Une activation de type ReLU est ensuite appliquée sur les résultats des convolutions. La sortie de cette couche est composée de n_2 cartes de caractéristiques (représentées en vert sur la figure 5.8). L'action de cette couche peut être exprimée mathématiquement par l'opération suivante :

$$F_2(X) = \max(0, F_1(X) \otimes W_2 + B_2) \quad (5.8)$$

avec X la matrice contenant l'image d'entrée, W_2 la matrice des poids des filtres de convolution de dimensions $f_2 \times f_2 \times n_2$, et B_2 le vecteur de biais à n_2 dimensions. Le nombre de paramètres optimisés pour cette couche est $n_1 \times f_2 \times f_2 \times n_2 = 64 \times 1 \times 1 \times 32 = 2048$ poids et n_2 biais, soit 32 biais.

En général, les structures plus profondes dérivées du réseau SRCNN introduisent des couches de cartographie non linéaires supplémentaires (avec des filtres de 1×1 ou des filtres de plus grandes dimensions) comme présenté au paragraphe 5.3.4.

Troisième couche de convolution : Reconstruction

La troisième couche de convolution n'a pas de fonction d'activation ReLU. Elle est composée d'un filtre de 5×5 poids, ses hyperparamètres sont donc $n_3 = 1$ et $f_3 = 5$ (voir figure 5.8). Cette couche permet la reconstruction de l'image finale haute résolution. La sortie de cette couche est composée de $n_3 = 1$ carte de caractéristiques correspondant à l'image haute résolution prédite par le modèle (représentées en rouge sur la figure 5.8). L'action de cette couche peut être exprimée mathématiquement par l'opération suivante :

$$F_3(X) = F_2(X) \otimes W_3 + B_3 \quad (5.9)$$

avec X la matrice contenant l'image d'entrée, W_3 la matrice des poids des filtres de convolution de dimensions $f_3 \times f_3 \times n_3$, et B_3 le vecteur de biais à n_3 dimensions. Le nombre de paramètres optimisés pour cette couche est $n_2 \times f_3 \times f_3 \times n_3 = 32 \times 5 \times 5 \times 1 = 800$ poids et n_3 biais, soit 1 biais.

Au total, ce sont donc 8032 poids et 97 biais ($n_1 + n_2 + n_3$) soit 8129 paramètres qui sont optimisés par le modèle initial au cours de son apprentissage.

5.2.3 Implémentation du modèle

Avec l'essor de l'apprentissage machine et de l'apprentissage profond, de nombreuses bibliothèques pour leur implémentation ont vu le jour. Parmi les plus connues se trouvent PyTorch [146] utilisée par Facebook, Scikit-learn [147], Tensorflow de Google Brain [148] ou encore Keras [149]. Dans le cadre de ce chapitre, nous nous intéresserons tout particulièrement à la bibliothèque Tensorflow 2.0⁷. La première version de cette bibliothèque est une plateforme open source d'apprentissage automatique créée par Google [148]. En 2019, une nouvelle version de cette bibliothèque d'apprentissage a été publiée [150], permettant, notamment, d'améliorer son efficacité et sa prise en main. En effet, cette nouvelle bibliothèque intègre directement l'interface Keras [149] permettant de créer, d'adapter et d'évaluer des modèles d'apprentissage profond standard avec une complexité de code réduite.

L'implémentation pratique du réseau de neurones sous Python via Tensorflow 2.0 est détaillée dans l'annexe E.

5.3 Test et optimisation du réseau de neurones convolutifs sur des projections simulées sans bruit

À partir de l'architecture initiale du réseau SRCNN présenté au paragraphe 5.2.2, une optimisation unitaire de certains de ses hyperparamètres⁸ est réalisée afin d'obtenir les meilleures performances et d'étudier les relations entre performances et hyperparamètres. Pour ce faire, les courbes d'apprentissage sur l'ensemble de validation pour chaque configuration sont comparées ainsi que la valeur moyenne de MSE sur les 3000 exemples de l'ensemble de test⁹ (exemples que le réseau n'a pas vus durant son apprentissage).

La MSE moyenne initiale entre les entrées (non défloutées) et les cibles de l'ensemble de test est de $9,1 \times 10^{-6}$ ¹⁰, c'est ce qui est appelé « performances sans correction » dans la suite de ce chapitre. Cette valeur est reportée dans le tableau 5.3 ainsi que les performances du réseau initial après apprentissage sur 250 époques¹¹ (soit $6,25 \times 10^6$ rétropropagations du gradient). Pour cette première optimisation, 25000 exemples du jeu de données créé sont utilisés lors de la formation des réseaux afin d'avoir des temps d'apprentissage raisonnables, c'est-à-dire de moins d'une heure¹². Les incertitudes sur les valeurs moyennes de MSE sur l'ensemble de test sont les écarts types à cette moyenne des 3000 exemples de cet ensemble.

7. Choix de cette bibliothèque car utilisée lors d'une formation au cours de la thèse sur l'implémentation des réseaux de neurones avec Python.

8. Pour rappel, un hyperparamètre est un paramètre fixé par l'utilisateur qu'il ne faut pas confondre avec les paramètres du modèle, comme les poids des neurones, dont les valeurs sont obtenues par apprentissage.

9. Cette MSE moyenne sur l'ensemble de test est calculée après application des réseaux formés sur les 3000 images floues correspondant aux entrées de l'ensemble de test et qui sont comparées avec les 3000 images nettes composant les cibles de cet ensemble.

10. Cette valeur de MSE n'est pas directement interprétable physiquement mais est utilisée comme valeur de référence à comparer aux valeurs de MSE obtenues après application des différents réseaux de neurones pour rendre compte de leurs performances.

11. Ce nombre d'époques permet d'avoir des temps d'apprentissage raisonnables tout au long de l'optimisation du réseau tout en ayant une bonne idée des tendances de performances des différentes configurations. Le nombre d'époques est optimisé pour la structure finale du réseau au paragraphe 5.3.6.

12. La justification que l'utilisation de 25000 images est adaptée est présentée au paragraphe 5.3.5

TABLEAU 5.3 – Temps d'apprentissage et valeur moyenne de la MSE sur l'ensemble de test du réseau initial.

	Temps d'apprentissage	MSE ensemble de test ($\times 10^{-6}$)
Performances sans correction	/	$9,1 \pm 0,6$
<hr/>		
Réseau initial	<i>CPU</i>	
n1 = 64, f1 = 9, n2 = 32, f2 = 1, n3 = 1, f3 = 5, $\alpha = 1 \times 10^{-4}$ 25000 images d'entrée	4 h 50	$6,0 \pm 0,3$
	<i>GPU</i>	
	15 min	

Les apprentissages présentés sont réalisés sur une machine dotée d'un CPU et d'un GPU dont les caractéristiques sont répertoriées dans le tableau 5.4. Afin d'avoir une idée du gain en temps apporté par l'utilisation du GPU, le tableau 5.3 présente aussi les temps d'apprentissage obtenus sur CPU (sur un cœur) et GPU pour le réseau initial avec 250 époques. Le GPU permet de passer d'environ 5 h à 15 minutes d'apprentissage, soit un gain d'un facteur 20. Le GPU est donc utilisé pour tous les apprentissages de la suite de cette étude.

TABLEAU 5.4 – Caractéristiques du processeur et de la carte graphique disponibles pour l'apprentissage des réseaux.

Marque	Intel	Marque	Nvidia
Type	Xeon Gold 5218R [151]	Type	Quadro RTX 5000 [152]
Nombre de cœurs	20	Nombre de cœurs CUDA	3072
Fréquence	2,10 GHz		

(a) Processeur (CPU)

(b) Carte graphique (GPU)

La structure initiale du réseau permet déjà, après 250 époques, de diminuer la MSE moyenne sur l'ensemble de test, en passant d'une MSE de $9,1 \times 10^{-6}$ à $6,0 \times 10^{-6}$. Cette structure initiale semble donc adaptée au défloutage d'images.

La suite de cette étude vise à optimiser ses différents hyperparamètres afin d'améliorer ses performances de défloutage, dont :

- le taux d'apprentissage,
- le nombre de filtres,
- la taille des filtres,
- le nombre de couches de neurones,
- le nombre d'images d'entrée.

Pour une comparaison équitable, dans la suite de cette étude (sauf pour la variation du nombre d'images d'entrée et la géométrie finale), tous les apprentissages sont réalisés avec 250 époques correspondant à $6,25 \times 10^6$ rétropropagations du gradient.

De plus, sur tous les graphiques représentant les courbes d'apprentissage en fonction du choix des hyperparamètres du modèle, la courbe obtenue avec le réseau initial est représentée en rouge pour comparaison.

5.3.1 Variations du taux d'apprentissage

Le taux d'apprentissage (learning rate), α , est un hyperparamètre important lors de la configuration d'un modèle. Un taux d'apprentissage trop faible entraîne une convergence lente. En revanche, un taux d'apprentissage trop élevé peut aussi empêcher la convergence, du fait d'un apprentissage trop rapide pouvant conduire à une fonction de perte très fluctuante, donc à un processus de formation instable. Cependant, le taux d'apprentissage idéal ne peut pas être calculé analytiquement. Il doit donc être déterminé par l'utilisateur via une itération sur plusieurs essais.

Dans cette section, la sensibilité du modèle à différents taux d'apprentissage est examinée. Le taux d'apprentissage varie entre 1×10^{-6} et 1×10^{-3} . Tous les autres hyperparamètres de l'architecture initiale restent inchangés. Pour chaque configuration, la courbe d'apprentissage obtenue pour l'ensemble de validation pour 250 époques est représentée sur la figure 5.9 et la valeur de MSE moyenne sur l'ensemble de test est reportée dans le tableau 5.5.

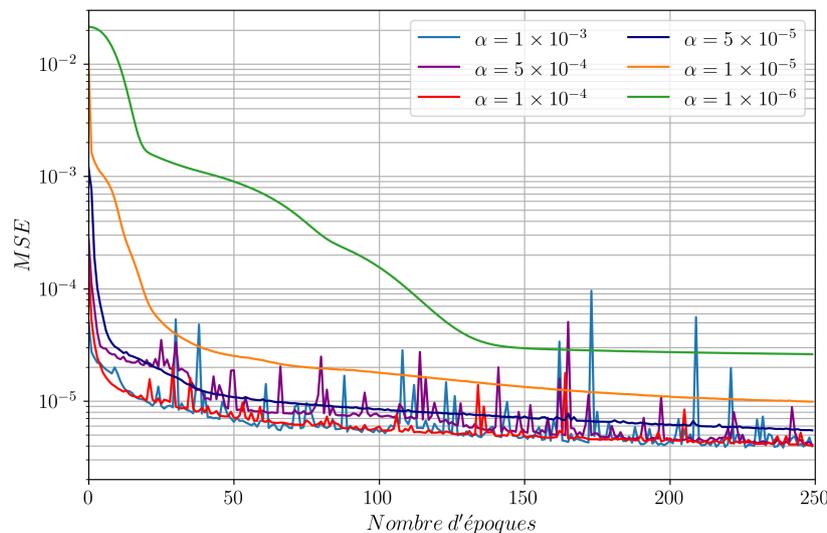


FIGURE 5.9 – Courbes d'apprentissage pour l'ensemble de validation du modèle en fonction du nombre d'époques pour différentes valeurs du taux d'apprentissage.

Les taux d'apprentissage de $\alpha = 1 \times 10^{-3}$, $\alpha = 5 \times 10^{-4}$ et $\alpha = 1 \times 10^{-4}$ sont trop élevés provoquant de fortes variations des courbes d'apprentissage (courbes bleue claire, violette et rouge sur la figure 5.9). Des taux d'apprentissages aux valeurs plus faibles permettent d'avoir des courbes d'apprentissage stables mais plus la valeur de α diminue moins la convergence est rapide et plus la valeur de MSE moyenne sur l'ensemble de test est élevée. D'après les courbes de la figure 5.9, la plus grande valeur de α permettant d'avoir une courbe d'apprentissage stable est $\alpha = 5 \times 10^{-5}$ (courbe bleu marine) pour une MSE moyenne sur l'ensemble de test de $5,6 \times 10^{-6}$. Puisque dans la suite de cette étude le modèle va être élargi et approfondi, le choix d'un taux d'apprentissage permettant une bonne stabilité de la convergence pour la structure

initiale simple est préférable. **Pour la suite de cette optimisation, le taux d'apprentissage est fixé à $\alpha = 5 \times 10^{-5}$ et correspondra au nouveau réseau initial.**

TABLEAU 5.5 – Temps d'apprentissage et valeurs moyennes de la MSE sur l'ensemble de test en faisant varier la valeur du taux d'apprentissage.

	Temps d'apprentissage	MSE ensemble de test ($\times 10^{-6}$)
Performances sans correction	/	$9,1 \pm 0,6$
$\alpha = 1 \times 10^{-3}$	15 min	$5,5 \pm 0,3$
$\alpha = 5 \times 10^{-4}$	15 min	$5,4 \pm 0,2$
Réseau initial		
$\alpha = 1 \times 10^{-4}$	15 min	$6,0 \pm 0,3$
$\alpha = 5 \times 10^{-5}$	15 min	$5,6 \pm 0,2$
$\alpha = 1 \times 10^{-5}$	15 min	$8,1 \pm 0,4$
$\alpha = 1 \times 10^{-6}$	15 min	$22,9 \pm 0,8$

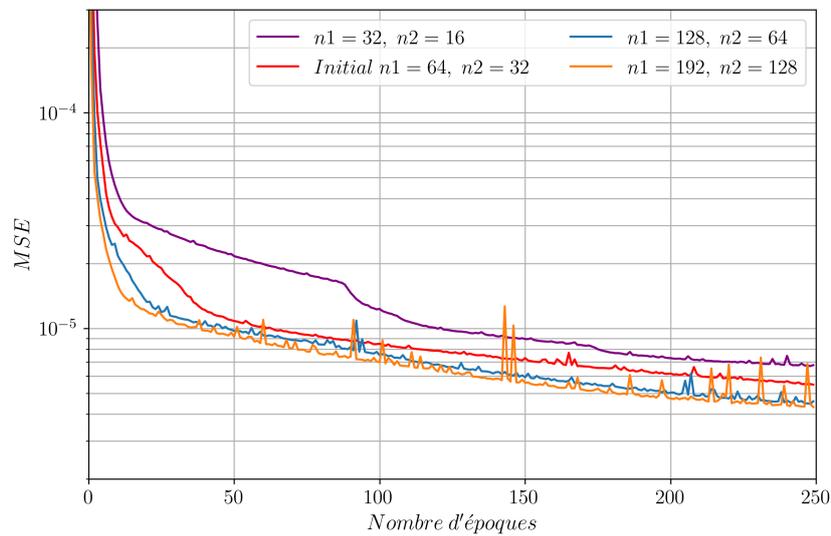
5.3.2 Variations du nombre de filtres

Le réseau initial a des nombres de filtres par couche fixés à $n_1 = 64$, $n_2 = 32$ et $n_3 = 1$ (voir figure 5.8). Dans cette section, l'influence du nombre de filtres par couche de convolution est évaluée en faisant varier les nombres de filtres de la première et de la deuxième couche. La sortie du réseau étant une image unique, la dernière couche du réseau ne doit comporter qu'un seul filtre (dont la taille pourra en revanche varier). Les hyperparamètres qui varient sont donc n_1 et n_2 . Deux types de test sont réalisés :

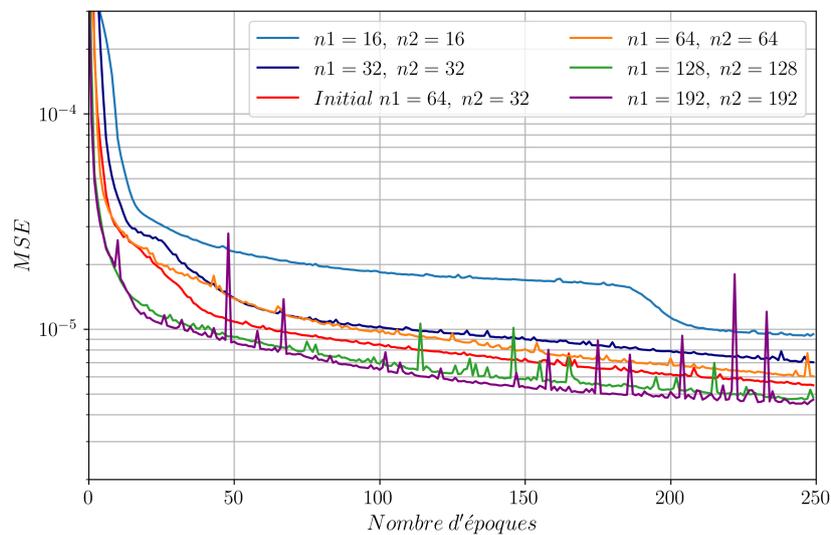
- le nombre de filtres sur la première et la deuxième couche varient de 16 à 192 tout en gardant un nombre de filtres décroissant entre les deux couches comme dans la structure initiale du réseau,
- le nombre de filtres sur la première et la deuxième couche varient de 16 à 192 en fixant le même nombre de filtres pour ces deux couches.

Pour chaque configuration, la courbe d'apprentissage obtenue pour l'ensemble de validation pour 250 époques est représentée sur la figure 5.10 et la valeur de MSE moyenne sur l'ensemble de test est reportée dans le tableau 5.6. Afin de simplifier la lecture, les courbes d'apprentissage sont réparties en deux graphiques sur la figure 5.10 correspondant aux deux types de test réalisés.

Les courbes d'apprentissage et les valeurs de MSE sur l'ensemble de test montrent que les performances sont moins bonnes pour 16 ou 32 filtres par couche. Utiliser trop peu de filtres par couche est donc limitant. En effet, avec moins de filtres, moins de motifs peuvent être ciblés et identifiés par chaque couche de convolution. Les performances obtenues avec 128 ou 192 filtres sont assez proches. Cependant, l'utilisation de 192 filtres par couche de convolution rend l'apprentissage plus complexe causant de plus fortes variations dans la courbe d'apprentissage ainsi qu'un temps d'apprentissage multiplié par deux. Il peut être noté que de meilleures performances sont obtenues avec un nombre de filtres par couche décroissant plutôt qu'en conservant le même nombre de filtres sur toutes les couches. Les valeurs de MSE sur l'ensemble de test sont alors plus faibles et les courbes d'apprentissage plus stables.



(a) Nombres de filtres décroissants entre les deux premières couches.



(b) Mêmes nombres de filtres sur les deux premières couches.

FIGURE 5.10 – Courbes d'apprentissage pour l'ensemble de validation du modèle en fonction du nombre d'époques pour différents nombres de filtres par couche.

TABLEAU 5.6 – Temps d'apprentissage et valeurs moyennes de la MSE sur l'ensemble de test en faisant varier le nombre de filtres par couche.

	Temps d'apprentissage	MSE ensemble de test ($\times 10^{-6}$)
Performances sans correction	/	$9,1 \pm 0,6$
n1 = 16, n2 = 16	11 min	$7,6 \pm 0,3$
n1 = 32, n2 = 16	11 min	$6,3 \pm 0,3$
n1 = 32, n2 = 32	13 min	$6,3 \pm 0,3$
Réseau initial		
n1 = 64, n2 = 32	15 min	$6,0 \pm 0,3$
n1 = 64, n2 = 64	17 min	$5,9 \pm 0,3$
n1 = 128, n2 = 64	20 min	$5,8 \pm 0,3$
n1 = 128, n2 = 128	25 min	$5,9 \pm 0,3$
n1 = 192, n2 = 128	30 min	$5,7 \pm 0,3$
n1 = 192, n2 = 192	35 min	$6,0 \pm 0,3$

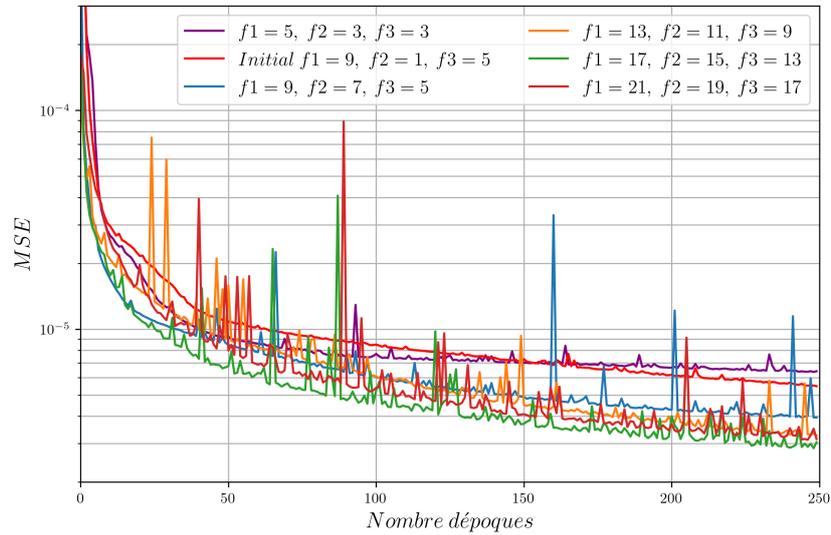
Les valeurs de MSE moyenne sur l'ensemble de test restent tout de même assez proches quand le nombre de filtres par couche est supérieur à 64, même si d'après les courbes d'apprentissage des valeurs de MSE plus faibles sont obtenues sur l'ensemble de validation après 250 époques pour des couches de 128 ou 192 filtres. Le nombre de filtres par couche ne semble pas être un hyperparamètre ayant une très forte influence sur les performances du modèle. Afin de conserver une vitesse de restauration rapide et un apprentissage stable, il est donc préférable d'utiliser une taille de réseau intermédiaire. **Dans notre cas, des couches composées de maximum 128 filtres semblent être un bon compromis tout en conservant un nombre de filtres par couche décroissant.**

5.3.3 Variations de la taille des filtres

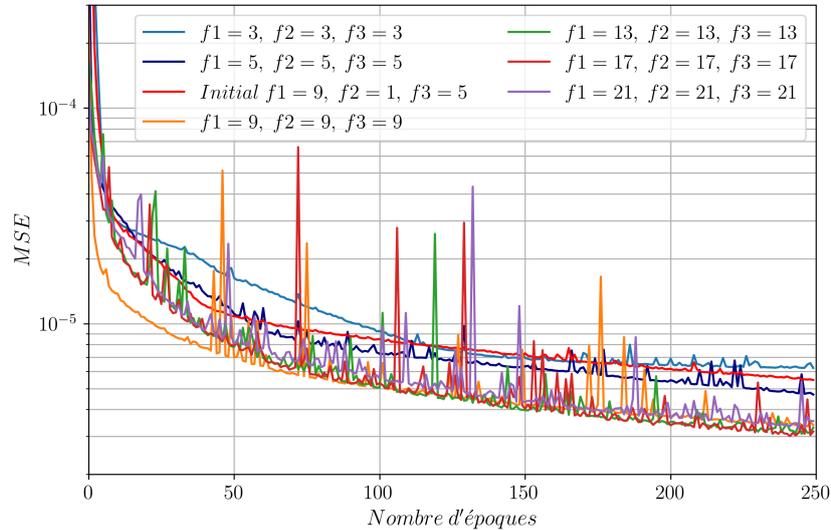
Le réseau initial a des tailles de filtres par couche fixées à $f_1 = 9$, $f_2 = 1$ et $f_3 = 5$ (voir figure 5.8). Dans cette section, la sensibilité du modèle à différentes tailles de filtre est examinée en faisant varier la taille des filtres des trois couches de convolution. Les hyperparamètres modifiés sont donc f_1 , f_2 et f_3 . Comme pour l'étude précédente, deux types de test sont réalisés :

- la taille des filtres sur la première, la deuxième et la troisième couche varient de 3 à 21 tout en gardant des filtres ayant une taille décroissante entre les trois couches,
- la taille des filtres sur la première, la deuxième et la troisième couche varient de 3 à 21 en mettant des filtres de même taille dans ces trois couches.

Pour chaque configuration, la courbe d'apprentissage obtenue pour l'ensemble de validation pour 250 époques est représentée sur la figure 5.11 et la valeur de MSE moyenne sur l'ensemble de test est reportée dans le tableau 5.7. Afin de simplifier la lecture, les courbes d'apprentissage sont réparties en deux graphiques sur la figure 5.11 correspondant aux deux types de test réalisés.



(a) Tailles des filtres décroissantes entre les trois couches.



(b) Mêmes tailles de filtres pour les trois couches.

FIGURE 5.11 – Courbes d'apprentissage pour l'ensemble de validation du modèle en fonction du nombre d'époques pour différentes tailles de filtres par couche.

TABLEAU 5.7 – Temps d'apprentissage et valeurs moyennes de la MSE sur l'ensemble de test en faisant varier la taille des filtres par couche.

	Temps d'apprentissage	MSE ensemble de test ($\times 10^{-6}$)
Performances sans correction	/	$9,1 \pm 0,6$
f1 = 3, f2 = 3, f3 = 3	15 min	$6,3 \pm 0,4$
f1 = 5, f2 = 3, f3 = 3	15 min	$6,1 \pm 0,4$
f1 = 5, f2 = 5, f3 = 5	15 min	$5,6 \pm 0,3$
Réseau initial	15 min	$6,0 \pm 0,3$
f1 = 9, f2 = 1, f3 = 5	20 min	$6,0 \pm 0,3$
f1 = 9, f2 = 7, f3 = 5	20 min	$5,7 \pm 0,3$
f1 = 9, f2 = 9, f3 = 9	20 min	$5,7 \pm 0,3$
f1 = 13, f2 = 11, f3 = 9	20 min	$5,7 \pm 0,3$
f1 = 13, f2 = 13, f3 = 13	20 min	$5,2 \pm 0,2$
f1 = 17, f2 = 15, f3 = 13	25 min	$5,9 \pm 0,3$
f1 = 17, f2 = 17, f3 = 17	45 min	$5,9 \pm 0,3$
f1 = 21, f2 = 19, f3 = 17	45 min	$6,1 \pm 0,4$
f1 = 21, f2 = 21, f3 = 21	55 min	$6,2 \pm 0,4$

Les courbes d'apprentissage de la figure 5.11 montrent que de plus faibles valeurs de MSE sur l'ensemble de validation après 250 époques sont obtenues pour des tailles de filtres plus grandes, notamment des filtres de dimensions supérieures à 9×9 . En effet, de plus grands filtres permettent d'identifier des motifs de plus grandes tailles et donc de saisir des informations structurelles plus riches ce qui conduit à de meilleurs résultats. De plus, l'utilisation de filtres de grandes dimensions, par exemple de 21×21 , permet d'avoir de faibles valeurs de MSE sur l'ensemble de validation après 250 époques mais des courbes d'apprentissage beaucoup moins stables conduisant à des valeurs de MSE moyenne sur l'ensemble de test élevées.

Les réseaux avec une taille de filtre constante entre les trois couches semblent permettre d'obtenir de plus faibles valeurs de MSE moyennes sur l'ensemble de test. Cependant, le nombre d'hyperparamètres du réseau avec trois filtres de 17×17 est presque le double de celui du réseau avec trois filtres de 9×9 avec un temps d'apprentissage multiplié par deux alors que l'amélioration des performances reste marginale. Par conséquent, le choix de la taille des filtres du réseau est un compromis entre performances, temps d'apprentissage et complexité des modèles.

Dans notre cas, la MSE moyenne sur l'ensemble de test la plus faible est de $5,2 \times 10^{-6}$ pour des filtres de dimensions 13×13 sur les trois couches du réseau. L'utilisation de filtres d'assez grandes dimensions semble nécessaire afin que chaque couche puisse saisir assez d'informations pour aboutir à un défloutage efficace. En effet, le flou gaussien appliqué aux images d'entrées a une largeur à mi-hauteur d'environ 7 pixels ce qui correspond à un étalement sur environ 12 pixels. Il semble donc logique que l'utilisation de filtres de dimensions proches de 12×12 permet de mieux analyser le processus de flou et donc d'aboutir à de meilleurs résultats.

L'utilisation de filtres de dimensions 13×13 est donc la plus adaptée ici.

5.3.4 Variations du nombre de couches (profondeur du modèle)

Le réseau initial est composé de trois couches de neurones (voir figure 5.8). Dans cette section, des essais sont réalisés avec des structures de réseaux plus profondes en ajoutant une ou plusieurs couches de cartographie non linéaire. Comme représenté sur la figure 5.8, le réseau initial est composé d'une seule couche de cartographie non linéaire (en vert sur la figure 5.8). Trois types de test sont réalisés :

- implémentation de réseaux avec deux et cinq couches de cartographie non linéaire ayant 32 filtres de dimensions 1×1 , soit des réseaux avec au total respectivement 4 couches et 7 couches de neurones,
- implémentation de réseaux avec une, deux et cinq couches de cartographie non linéaire ayant 32 filtres de dimensions 7×7 , soit des réseaux avec au total respectivement 3 couches, 4 couches et 7 couches de neurones,
- implémentation de réseaux avec deux et cinq couches de cartographie non linéaire ayant 64 filtres de dimensions 9×9 , comme la première couche de neurones, soit des réseaux avec au total respectivement 4 couches et 7 couches de neurones.

Pour chaque configuration, la courbe d'apprentissage obtenue pour l'ensemble de validation pour 250 époques est représentée sur la figure 5.12 et la valeur de MSE moyenne sur l'ensemble de test est reportée dans le tableau 5.8.

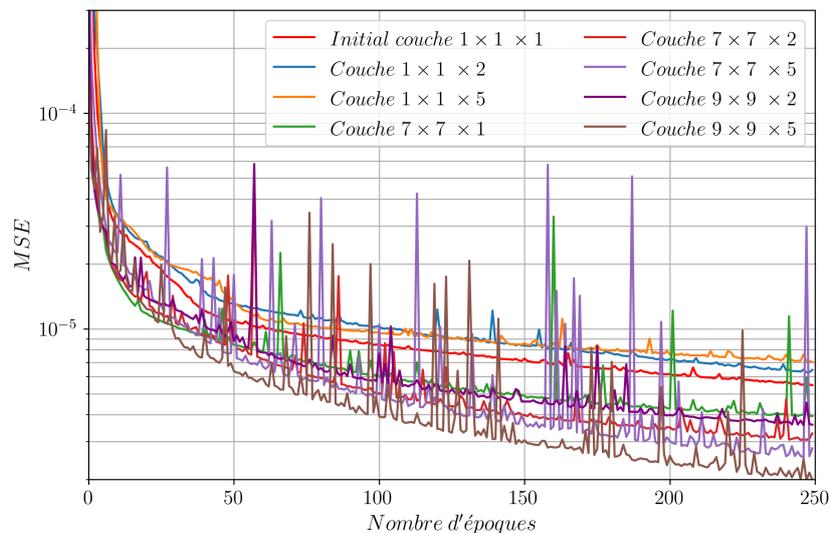


FIGURE 5.12 – Courbes d'apprentissage pour l'ensemble de validation du modèle en fonction du nombre d'époques pour différents nombres de couches.

Les courbes d'apprentissage des réseaux composés de couches de cartographie non linéaire ayant des filtres de dimensions 1×1 (représentées en rouge bleu et orange sur la figure 5.12) montrent que les réseaux plus profonds ne donnent pas toujours de meilleures performances. En effet, pour les réseaux avec deux et cinq couches de cartographie non linéaire ayant des filtres de 1×1 , les performances se dégradent (MSE sur l'ensemble de test élevées) et ne parviennent pas à dépasser le réseau initial à trois couches. En revanche, si des couches de cartographie non linéaire avec des filtres plus grands sont utilisées, alors les réseaux plus profonds permettent d'avoir de plus faibles valeurs de MSE sur l'ensemble de validation après 250 époques mais l'augmentation de profondeur induit de fortes variations dans les courbes

d'apprentissage (nécessité de diminuer le taux d'apprentissage). De plus, les réseaux plus profonds donnent des valeurs de MSE moyenne sur l'ensemble de test globalement plus élevées que pour le réseau initial à trois couches.

TABLEAU 5.8 – Temps d'apprentissage et valeurs moyennes de la MSE sur l'ensemble de test en faisant varier le nombre de couches.

	Temps d'apprentissage	MSE ensemble de test ($\times 10^{-6}$)
Performances sans correction	/	$9,1 \pm 0,6$
Réseau initial		
1 couche 1 x 1	15 min	$6,0 \pm 0,3$
2 couches 1 x 1	15 min	$6,4 \pm 0,4$
5 couches 1 x 1	20 min	$6,6 \pm 0,4$
1 couche 7 x 7	20 min	$6,0 \pm 0,3$
2 couches 7 x 7	25 min	$6,1 \pm 0,4$
5 couches 7 x 7	35 min	$6,1 \pm 0,4$
2 couches 9 x 9	30 min	$5,7 \pm 0,3$
5 couches 9 x 9	60 min	$5,4 \pm 0,3$

Les meilleures performances sont obtenues en utilisant des couches de cartographie non linéaire ayant des filtres de plus grandes dimensions mais aussi avec plus de filtres par couches. La MSE moyenne la plus faible est de $5,4 \times 10^{-6}$ pour le réseau avec 5 couches de cartographie non linéaire de 64 filtres de 9×9 .

Des essais ont aussi été faits avec plus de couches (comme par exemple 10 couches de cartographie non linéaire) mais l'apprentissage était très instable avec une amélioration marginale des performances. Ces expériences montrent que trop augmenter la profondeur du réseau n'est pas la solution la plus optimale pour la super-résolution. **Pour la suite de cette étude, des réseaux d'au maximum cinq couches, donc avec au maximum trois couches de cartographie non linéaire, sont utilisés.**

5.3.5 Variations du nombre d'images d'entrée

L'un des enjeux majeurs de l'apprentissage profond est la construction d'un jeu de données réaliste contenant de nombreux exemples. Afin de visualiser l'influence du nombre d'exemples fournis au modèle lors de son apprentissage, des réseaux sont entraînés avec 12 500, 25 000 et 50 000 images d'entrée. Pour chaque configuration, la courbe d'apprentissage obtenue pour l'ensemble de validation pour 250 époques est représentée sur la figure 5.13 et la valeur de MSE moyenne sur l'ensemble de test est reportée dans le tableau 5.9.

Les courbes d'apprentissage de la figure 5.13 montrent que l'utilisation d'un nombre réduit d'exemples dégrade les performances du réseau avec de plus faibles valeurs de MSE sur l'ensemble de validation après 250 époques. Plus le réseau voit d'images d'entrée, meilleures sont ses performances. Mais plus il y a d'exemples, plus le nombre de rétropropagations du gradient augmente donc plus les temps d'apprentissage sont longs.

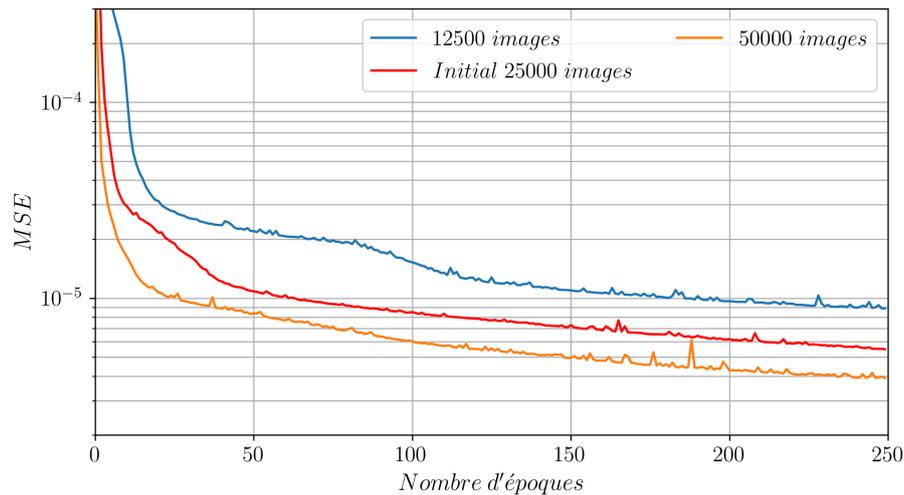


FIGURE 5.13 – Courbes d'apprentissage pour l'ensemble de validation du modèle en fonction du nombre d'époques pour différents nombres d'images d'entrée.

TABLEAU 5.9 – Temps d'apprentissage et valeurs moyennes de la MSE sur l'ensemble de test en faisant varier le nombre d'images d'entrée.

	Temps d'apprentissage	MSE ensemble de test ($\times 10^{-6}$)
Performances sans correction	/	$9,1 \pm 0,6$
12 500	5 min	$7,4 \pm 0,5$
Réseau initial		
25 000	15 min	$6,0 \pm 0,3$
50 000	30 min	$5,6 \pm 0,3$

Pour un même nombre de rétropropagations du gradient - par exemple $3,125 \times 10^6$ rétropropagations sont obtenues avec 250 époques pour 12 500 images, 125 époques pour 25 000 images et 62 époques pour 50 000 images - les courbes d'apprentissage montrent que des performances très proches sont obtenues avec 25 000 et 50 000 images. En revanche, utiliser 12 500 images n'est pas assez pour arriver aux mêmes performances que des apprentissages avec plus d'exemples. Ainsi, utiliser plus de 50 000 images n'est pas indispensable pour atteindre de meilleures performances. **Pour la suite de cette étude, les 50 000 images composant le jeu de données sont donc utilisées en entrées des réseaux pour leur apprentissage.**

5.3.6 Géométries finales du réseau et performances sur une tomographie simulée sans bruit

Les précédentes optimisations unitaires des différents hyperparamètres du réseau initial permettent de sélectionner les plus adaptés pour le défloutage des radiographies. Les hyperparamètres de la structure optimale conservée sont répertoriés dans le tableau 5.10 avec pour comparaison les hyperparamètres de la structure initiale du réseau.

TABLEAU 5.10 – Hyperparamètres des structures du modèle final optimisé et du réseau initial.

	Réseau initial	Réseau optimisé
Taux d'apprentissage	1×10^{-4}	5×10^{-5}
Nombre d'images d'entrée	50 000	50 000
Couche 1	$n_1 = 64$ $f_1 = 9$	$n_1 = 128$ $f_1 = 13$
Couche 2	$n_2 = 32$ $f_2 = 1$	$n_2 = 96$ $f_2 = 13$
Couche 3	$n_3 = 1$ $f_3 = 5$	$n_3 = 64$ $f_3 = 13$
Couche 4	/	$n_4 = 1$ $f_4 = 13$

La structure optimisée est composée de quatre couches de neurones (dont deux couches de cartographie non linéaire), dont la taille des filtres est identique, fixée à 13×13 , mais dont le nombre de filtres par couche est décroissant, allant de 128 filtres pour la première couche à 64 filtres pour la troisième couche (la quatrième couche est composée d'un seul filtre afin d'avoir une seule image en sortie). Le taux d'apprentissage est fixé à $\alpha = 5 \times 10^{-5}$ et 50 000 images d'entrées sont utilisées.

L'un des hyperparamètres qui n'a pas encore été optimisé est le nombre d'époques, c'est-à-dire le nombre de rétropropagations du gradient réalisé lors de l'apprentissage. En premier lieu, il semble logique qu'augmenter le nombre d'époques permet d'obtenir de meilleures performances. Cependant, ce raisonnement n'est pas toujours correct lors du test des réseaux sur des images pouvant être différentes des exemples utilisés pour l'apprentissage.

Des apprentissages sont réalisés pour différents nombres d'époques avec la structure initiale du réseau et la structure finale optimisée.

Pour ces tests finaux, les performances des réseaux après leur formation sont évaluées en les appliquant aux projections simulées floues (sans bruit) du fantôme utilisé pour comparer les algorithmes de déconvolution au chapitre 4. La géométrie de ce fantôme est décrite plus en détail au paragraphe 4.2 du chapitre 4. La reconstruction tomographique de sa coupe centrale est ensuite réalisée afin d'en déduire les gains sur des critères de MSE et de résolution spatiale¹³ (RS(10 %)) apportés par l'utilisation des réseaux de neurones. Les valeurs obtenues pour les deux réseaux sont reportées dans le tableau 5.11 en fonction du nombre d'époques. La deuxième ligne de ce tableau comporte les performances obtenues sans correction (reconstruction tomographique directement après la simulation) avec une résolution spatiale de $311 \mu\text{m}$ et une MSE sur la coupe reconstruite de $11,8 \times 10^{-6}$. Les incertitudes sur la résolution spatiale sont extraites des erreurs d'ajustement de la fonction de dispersion d'un front (ESF) sur les

13. Elle est obtenue via une mesure d'étalement (fonction de dispersion d'un front, ESF) sur le bord d'un des motifs du fantôme après reconstruction. La résolution spatiale est calculée via les équations 1.13, 1.14, 1.16 et 1.18.

profils au niveau d'un bord. Les images simulées étant sans bruit, les ajustements ont peu d'incertitudes.

TABLEAU 5.11 – Temps d'apprentissage, valeurs de RS 10% et de la MSE sur la coupe reconstruite floue et sans bruit pour le réseau initial et le modèle optimisé en fonction du nombre d'époques.

	Nombre d'époques	Temps d'apprentissage	RS(10 %)	MSE coupe reconstruite ($\times 10^{-6}$)
Performances sans correction	/	/	$311 \pm 5 \mu\text{m}$	11,8
Réseau initial	2500	4 h	$235 \pm 4 \mu\text{m}$	9,36
	1000	1h40	$225 \pm 4 \mu\text{m}$	9,38
	250	15 min	$230 \pm 4 \mu\text{m}$	9,23
	50	7 min	$244 \pm 4 \mu\text{m}$	9,28
	25	4 min	$265 \pm 4 \mu\text{m}$	9,70
	10	3 min	$315 \pm 5 \mu\text{m}$	12,0
Réseau optimisé	1000	8 h	$223 \pm 4 \mu\text{m}$	9,33
	250	2 h	$221 \pm 4 \mu\text{m}$	9,27
	50	30 min	$219 \pm 4 \mu\text{m}$	9,34
	25	15 min	$215 \pm 3 \mu\text{m}$	9,08
	10	7 min	$208 \pm 3 \mu\text{m}$	9,80
	5	2 min	$265 \pm 4 \mu\text{m}$	17,3

D'après le tableau 5.11, avec la structure du réseau initial, augmenter le nombre d'époques permet en effet d'améliorer ses performances en termes de résolution spatiale et de MSE sur la coupe reconstruite. Mais un trop grand nombre d'époques, ici supérieur à 1000, dégradera à nouveau les performances (« sur apprentissage » ou « over fitting »). Cependant, pour la structure optimisée, de meilleures performances sont obtenues avec 25 ou 10 époques. Ces résultats peuvent en partie être expliqués par le fait que plus le nombre d'époques augmente, plus le réseau se spécialise pour le défloutage des images présentes dans l'ensemble d'entraînement. Or, même si cet ensemble a été créé pour être représentatif des images réelles, une trop forte spécialisation du réseau sur ces exemples le conduit à être moins adaptatif lors de la présentation d'images non issues du jeu de données créé. Ces résultats sont très intéressants car, comme démontré dans le paragraphe suivant, plus le nombre d'époques augmente, plus le réseau se spécialise pour le défloutage et plus il devient sensible au bruit. Un réseau nécessitant peu d'époques est donc un atout afin de réduire les temps d'apprentissage et avoir un réseau beaucoup plus polyvalent.

Comme présenté dans le tableau 5.11, avec la structure optimisée, la résolution spatiale la plus faible obtenue est de $208 \mu\text{m}$ pour 10 époques mais la valeur de MSE est plus élevée car des artefacts apparaissent au niveau des bords (voir figure 5.14). L'optimisation du réseau a donc permis de passer d'une résolution spatiale avec la structure initiale de $225 \mu\text{m}$ à une résolution d'environ $208 \mu\text{m}$. Le gain principal provient en fait de la réduction importante du nombre d'époques optimal nécessaire, en passant de 1000 époques à seulement 25 ou 10 époques avec le réseau optimisé.

Une dernière étape consiste donc à évaluer la sensibilité de ce modèle optimisé au bruit.

5.4 Test du réseau de neurones convolutifs créé sur des projections simulées avec du bruit

La structure du réseau construit dans ce chapitre est optimisée pour le défloutage des projections obtenues par tomographie afin d'en améliorer la résolution spatiale. Cette optimisation a été réalisée sans prise en compte du bruit. Or ce bruit est inévitablement présent sur les projections expérimentales. Cette section vise à évaluer la sensibilité du modèle développé au bruit.

Pour ce faire, les réseaux précédemment formés sont appliqués aux projections simulées floutées et bruitées du fantôme utilisées pour la comparaison des algorithmes de déconvolution au paragraphe 4.3.4 du chapitre 4. Les reconstructions des coupes centrales associées permettent de calculer les valeurs de rapport signal sur bruit ¹⁴ (RSB, défini au paragraphe 1.3.2), de MSE et de résolution spatiale (RS(10 %)) associées à l'utilisation des réseaux de neurones. Les valeurs numériques obtenues pour ces différents critères en fonction du nombre d'époques sont répertoriées dans le tableau 5.12. La deuxième ligne de ce tableau présente les performances obtenues sans correction avec un rapport signal sur bruit sur les projections d'environ 135 conduisant à un rapport signal sur bruit de 35 sur la coupe reconstruite et à une résolution de 312 μm . Les incertitudes sur la résolution spatiale sont extraites des ajustements des l'ESF réalisés. Ces incertitudes sont principalement influencées par le bruit dans les images.

TABLEAU 5.12 – Valeurs de RS(10 %), de RSB et de la MSE sur la coupe reconstruite floue et bruitée pour le réseau initial et le réseau optimisé en fonction du nombre d'époques.

	Nombre d'époques	RS(10 %)	RSB	MSE coupe reconstruite ($\times 10^{-6}$)
Performances sans correction	/	312 \pm 12 μm	35	12,4
Réseau initial	1000	/	5	49,7
	25	265 \pm 7 μm	60	9,78
Réseau optimisé	25	217 \pm 6 μm	87	9,06
	10	210 \pm 4 μm	142	9,62

Pour comparaison visuelle, les images des coupes reconstruites après application du réseau initial pour 1000 et 25 époques et du réseau optimisé pour 25 et 10 époques sont présentées sur la figure 5.14.

La structure initiale du réseau avec 1000 époques, fournissant les meilleures performances sans bruit, n'est pas du tout adaptée aux images ayant du bruit. Elle y est très sensible et va fortement l'amplifier avec des rapports signal sur bruit très faibles sur les coupes reconstruites et des profils trop bruités pour être ajustés lors des mesures de résolution spatiale. La structure initiale du réseau avec 25 époques permet de limiter cette amplification du bruit avec un rapport signal sur bruit de 60 mais un défloutage plus limité (passage d'une résolution spatiale sans correction de 311 μm à 265 μm).

14. Compare le niveau du signal souhaité (photons) au niveau du bruit de fond (pixels s'écartant de la normale), équation 1.7.

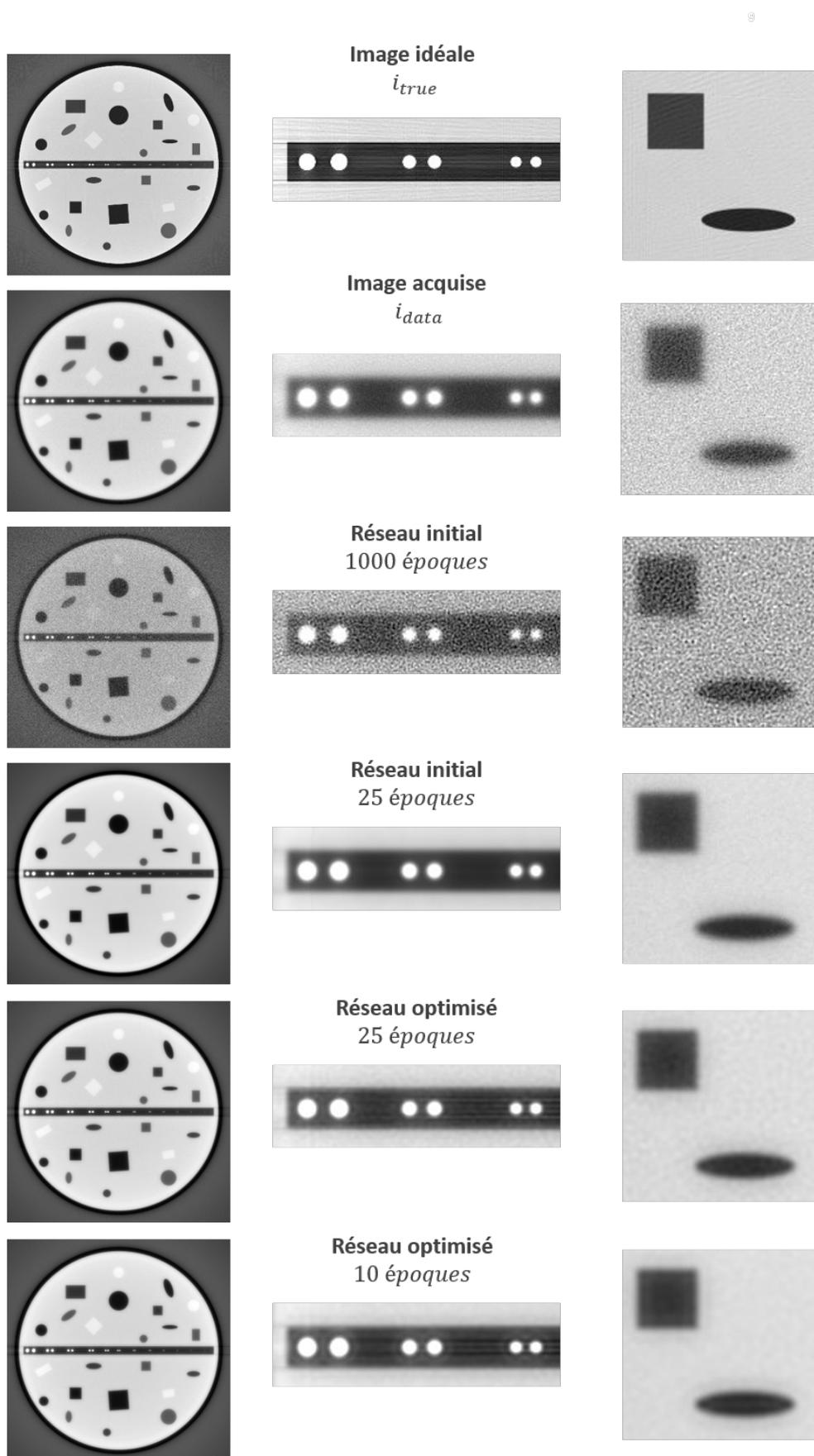


FIGURE 5.14 – Coupes reconstruites après application sur les projections simulées, floues et bruitées, du réseau initial pour 25 et 1000 époques et du réseau optimisé pour 25 et 10 époques.

En revanche, le réseau optimisé avec peu d'époques a de bonnes performances de défloutage permettant d'atteindre une résolution spatiale d'environ 210 μm pour 10 époques tout en lissant le bruit ce qui permet d'avoir des coupes reconstruites avec de grands rapports signal sur bruit de plus de 140.

Ces résultats montrent clairement que l'utilisation d'un nombre d'époques limité est un atout permettant d'avoir un réseau qui n'est pas encore parfaitement spécialisé pour le défloutage et donc d'avoir un lissage du bruit. Le réseau optimisé, pourtant formé sur un jeu de données simulé sans bruit, peut donc s'adapter à des projections expérimentales bruitées ayant un rapport signal sur bruit par projection acquise de l'ordre de 130.

5.5 Synthèse sur les performances des deux méthodes de correction du flou sur des projections simulées

Cette section vise à comparer les performances de défloutage/débruitage obtenues au chapitre 4 avec les algorithmes de déconvolution classiques à celles obtenues avec le réseau de neurones optimisé dans ce chapitre. Pour ce faire, les valeurs de rapport signal sur bruit, de MSE et de résolution spatiale mesurées à partir des reconstructions des coupes centrales après application aux projections simulées floues et bruitées des trois algorithmes de déconvolution sélectionnés au chapitre 4 (HyBR, FISTA et RIF) et du réseau optimisé sont répertoriées dans le tableau 5.13.

TABLEAU 5.13 – Valeurs de RS(10 %), de RSB et de la MSE sur la coupe reconstruite pour le modèle optimisé et les trois algorithmes de déconvolution sélectionnés au chapitre 4.

	RS(10 %)	RSB	MSE coupe reconstruite ($\times 10^{-6}$)
Performances sans correction	312 \pm 12 μm	35	12,4
HyBR	150 \pm 5 μm	56	5,33
FISTA	190 \pm 5 μm	81	6,07
RIF	209 \pm 4 μm	117	6,88
Réseau optimisé 25 époques	217 \pm 6 μm	87	9,06
Réseau optimisé 10 époques	210 \pm 4 μm	142	9,62

Le réseau de neurones ainsi optimisé avec 25 et 10 époques permet d'obtenir des performances proches de celles obtenues avec l'algorithme RIF.

Les valeurs de MSE sur la coupe reconstruite sont plus élevées avec l'utilisation des réseaux de neurones. Cela est dû au fait que, pour l'application des réseaux de neurones, les projections sont normalisées entre 0 et 1. Ainsi, les niveaux de gris peuvent être restaurés de manière légèrement différente ce qui cause des mesures de MSE pixel par pixel plus élevées.

Une comparaison visuelle de l'effet des algorithmes de déconvolution et des réseaux de neurones peut être faite en comparant les coupes reconstruites de l'annexe D et celles de la

figure 5.14. Sur les images des découpages des motifs carrés et ovales, il peut être noté que les algorithmes de déconvolution ont tendance à créer des artefacts particulièrement importants pour l'algorithme HyBR, mais aussi visibles pour les autres algorithmes sous forme d'auréoles blanches. Ces artefacts ne sont pas visibles sur les images restaurées avec le réseau de neurones optimisé.

En termes de défloutage, et donc de gain sur la résolution spatiale, des résultats plus sensationnels étaient initialement attendus avec l'utilisation des réseaux de neurones. Cependant, ils ont finalement des performances de débruitage et défloutage comparables à celles obtenues avec les algorithmes de déconvolution au chapitre 4.

5.6 Tests du réseau de neurones optimisé sur des pièces réelles

L'évaluation finale des performances du réseau de neurones optimisé est réalisée sur des tomographies d'objets réels. Le chapitre 3 a permis la sélection de deux détecteurs adaptés à la tomographie haute énergie et haute résolution que sont un détecteur à panneau plat et un détecteur mis à jour couplant un scintillateur et une caméra. Tout au long de ce chapitre, les hyperparamètres des réseaux de neurones ont été optimisés d'après leurs entraînements sur un jeu de données composé d'images d'entrée ayant un flou correspondant au flou expérimental du tomographe avec le détecteur à panneau plat, qui a une largeur à mi-hauteur globale d'environ 7 pixels. Comme présenté dans le tableau 5.14 d'après l'analyse des tomographies du paragraphe 3.3 du chapitre 3, le détecteur mis à jour **à un flou doublement gaussien ayant des largeurs à mi-hauteur de 2,9 et 9,6 pixels avec une norme de 0,85, soit une largeur à mi-hauteur globale d'environ 4 pixels**. L'application du réseau de neurones optimisé sur les projections acquises avec ce détecteur permettra donc de voir si malgré un apprentissage sur un flou de 7 pixels, le réseau de neurones est adapté à des flous plus faibles.

TABLEAU 5.14 – Paramètres d'ajustement des ESF globales du tomographe avec le détecteur à panneau plat (grandissement radiographique de 1,17) et le détecteur mis à jour (grandissement radiographique de 1,09) d'après les tomographies réalisées au paragraphe 3.3 du chapitre 3.

	Détecteur à panneau plat <i>Voxels de 85 μm</i>		Détecteur mis à jour <i>Voxels de 132 μm</i>	
Norme	0,88 \pm 0,06		0,84 \pm 0,05	
FWHM1	330 \pm 19 μm	3,9 pixels	415 \pm 21 μm	3,1 pixels
FWHM2	1827 \pm 93 μm	21,5 pixels	1310 \pm 65 μm	9,9 pixels

Le réseau de neurones optimisé est donc appliqué aux projections expérimentales obtenues lors des tomographies du fantôme d'intercomparaison fabriqué et approvisionné durant la thèse (décrit plus en détail au paragraphe 2.2.1 du chapitre 2) avec ces deux détecteurs (inserts seuls et fantôme complet). Pour rappel, ce fantôme en acier est composé de deux inserts cylindriques de 50 mm de diamètre. Le premier cylindre, noté B, contient des fentes calibrées plus ou moins épaisses allant de 0,1 mm à 10 mm. Le deuxième cylindre, noté C, contient des perçages calibrés avec des diamètres allant de 0,5 à 7 mm. Pour plus de détails sur la géométrie du fantôme, les plans de ses différents éléments réalisés pour sa fabrication, sont présentés dans l'annexe A.

Pour comparaison, les performances des détecteurs sans correction sont présentées, d'après les résultats obtenus dans le paragraphe 3.3 du chapitre 3, ainsi que les performances obtenues après application des algorithmes de déconvolution (HyBR, FISTA et RIF) sur les projections acquises, d'après les résultats obtenus au paragraphe 4.4 du chapitre 4. Les paramètres de reconstruction sont les mêmes que ceux utilisés au paragraphe 3.3.2.1 du chapitre 3 (voir tableau 3.18)..

5.6.1 Outils d'évaluation de la qualité des coupes reconstruites

Les outils d'évaluation de la qualité des coupes reconstruites sont :

- **le rapport signal sur bruit** (RSB). Une zone d'intérêt est définie dans une partie uniforme du fantôme et le rapport signal sur bruit est calculé via l'équation 1.7.
- **le rapport contraste sur bruit**¹⁵ (RCB). Deux zones d'intérêts sont définies dans des éléments ayant des intensités différentes et le rapport contraste sur bruit est calculé via l'équation 1.8.
- **la résolution spatiale** (RS(10 %)). Elle est obtenue via une mesure d'étalement (fonction de dispersion d'un front, ESF) sur le bord d'un des motifs d'une coupe du fantôme. La résolution spatiale est calculée via les équations 1.13, 1.14, 1.16 et 1.18.

5.6.2 Inserts en acier de 50 mm de diamètres seuls

5.6.2.1 Détecteur à panneau plat

Le réseau de neurones avec 10 et 25 époques est appliqué aux projections des inserts seuls acquises avec le détecteur à panneau plat. Des coupes issues des reconstructions tomographiques associées sont présentées sur la figure 5.15. Cette figure présente aussi les ESF ajustées sur la fente de l'insert B permettant de remonter aux résolutions spatiales. Ces valeurs de résolution spatiale sur une coupe reconstruite après 50 mm d'acier sont présentées dans le tableau 5.15, ainsi que les rapports signal sur bruit et contraste sur bruit. Pour permettre la comparaison visuelle des coupes, ces dernières sont normalisées pour avoir leur niveau de gris moyen à 1 et une dynamique d'image entre 0 et 1,2.

La figure 5.16 compare des profils extraits des coupes de l'insert B (d'après le profil tracé en rouge sur la figure 5.15) avec et sans correction.

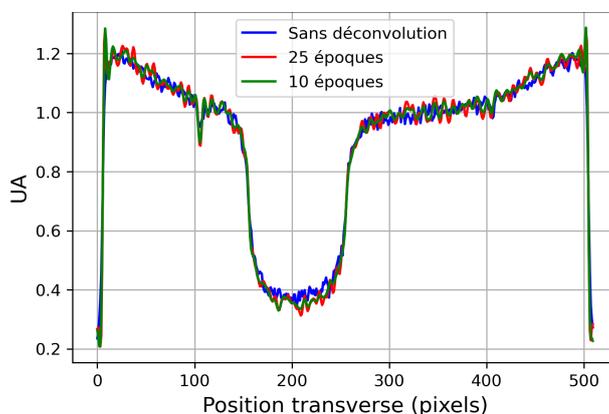


FIGURE 5.16 – Profils extraits des coupes de l'insert B de la figure 5.15 obtenues après reconstructions des tomographies réalisées avec le détecteur à panneau plat sans et avec corrections des projections avec le réseau de neurones optimisé.

15. Définit la relation entre les différences d'intensité du signal entre deux régions, mises à l'échelle du bruit de l'image, voir paragraphe 1.3.2 du chapitre 1.

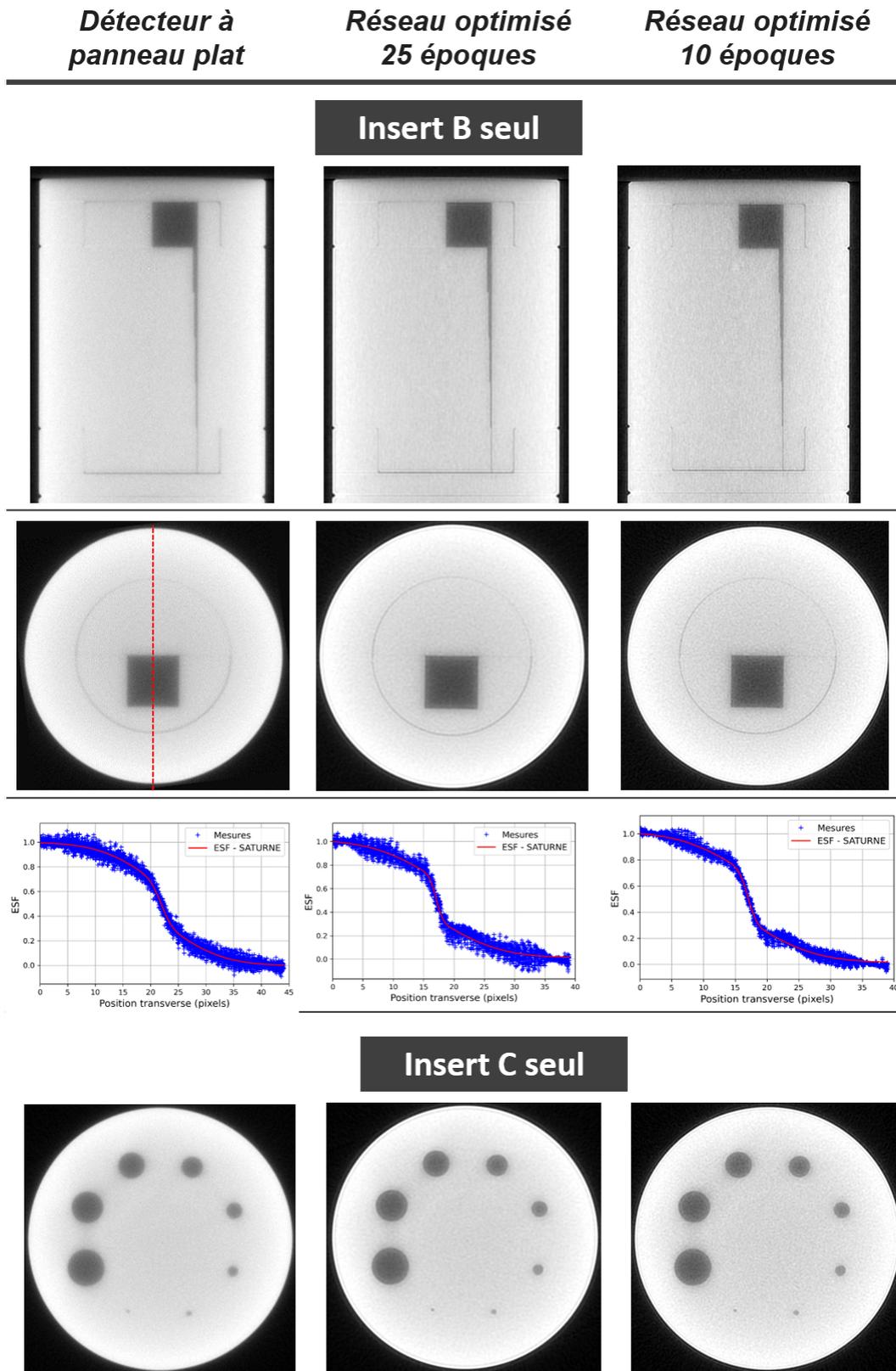


FIGURE 5.15 – Coupes issues des reconstructions des tomographies des deux inserts de 50 mm de diamètre seuls obtenues avec le détecteur à panneau plat sans et avec corrections des projections avec le réseau de neurones optimisé.

TABLEAU 5.15 – Valeurs des indicateurs de qualité d’image associées aux reconstructions des tomographies des deux inserts de 50 mm de diamètre seuls obtenues avec le détecteur à panneau plat sans et avec corrections des projections avec le réseau de neurones optimisé.

	Détecteur à panneau plat Sans correction	Réseau optimisé 25 époques	Réseau optimisé 10 époques	HyBR	FISTA	RIF
f (MTF (10 %)) fente	1,61 $\pm 0,08 \text{ mm}^{-1}$	2,87 $\pm 0,15 \text{ mm}^{-1}$	2,37 $\pm 0,12 \text{ mm}^{-1}$	3,2 $\pm 0,2 \text{ mm}^{-1}$	1,76 $\pm 0,09 \text{ mm}^{-1}$	1,62 $\pm 0,08 \text{ mm}^{-1}$
RS(10 %) fente	311 \pm 16 μm	174 \pm 10 μm	211 \pm 12 μm	158 \pm 12 μm	285 \pm 15 μm	310 \pm 16 μm
RSB insert fentes	45	38	50	22	42	48
RCB fente	12	10	11	8	12	13
RSB insert perçages	54	45	75	24	51	61
RCB perçage	10	11	12	12	14	16

Les performances de résolution spatiale après application du réseau de neurones, présentées dans le tableau 5.15, sont très proches, voire meilleures de celles attendues d'après application du réseau sur les projections simulées, présentées dans le tableau 5.13. En effet, le réseau avec 10 époques permet d'atteindre la résolution spatiale attendue de 210 μm , soit une division par 1,5 de la résolution spatiale du détecteur à panneau plat sans correction (qui est d'environ 310 μm). Le réseau avec 25 époques permet d'atteindre une résolution spatiale de 174 μm meilleure que celle attendue de 217 μm , soit une division par 1,8 de la résolution spatiale du détecteur à panneau plat sans correction. Ainsi, contrairement aux résultats attendus d'après le test des réseaux de neurones sur des projections simulées, c'est le réseau avec 25 époques qui permet d'atteindre de plus faibles valeurs de résolution spatiale. Des essais ont été réalisés en appliquant le réseau optimisé formé sur 50 époques sur les projections expérimentales, mais la résolution spatiale obtenue était moins bonne (résolution spatiale d'environ 260 μm) et l'amplification du bruit importante.

Le tableau 5.14, présentant les paramètres d'ajustement de l'ESF globale avec le détecteur à panneau plat, et la courbes de l'ESF de la figure 5.15 montrent qu'avec ce détecteur l'ESF globale, et donc la LSF et la MTF globales, sont composées d'une première gaussienne ayant une faible largeur à mi-hauteur de 3,9 pixels et d'une deuxième gaussienne bien plus large ayant une largeur à mi-hauteur de 21,5 pixels, donc une forte composante basse fréquence. Cela peut être dû à la réponse du détecteur à panneau plat et la présence d'un fond de diffusion induisant des bords peu abrupts et donc une courbe d'ESF peu pentue (voir figure 5.15). Comme explicité au paragraphe 4.4 du chapitre 4, les algorithmes de déconvolution présentaient des performances de résolution spatiale limitées par rapport à celles attendues, car ils avaient plutôt tendance à essayer de corriger l'allure de l'ESF. Contrairement aux algorithmes de déconvolution, l'application du réseau de neurones sur les projections obtenues avec ce détecteur permet de conserver l'allure de cette ESF tout en améliorant la résolution spatiale.

Le réseau de neurones avec 25 époques amplifie légèrement le bruit avec des rapports signal sur bruit dégradés par rapport aux coupes sans correction (RSB de 38 sur la coupe de l'insert B et RSB de 45 sur la coupe sans correction), induisant des rapports contraste sur bruit aussi dégradés. En revanche, comme attendu, le réseau de neurones avec 10 époques permet une conservation, voire une légère amélioration des rapports signal sur bruit et contraste sur bruit.

De plus, comme le montre les profils de la figure 5.16, la correction des projections avec le réseau de neurones ne réduit pas le contraste initial, contrairement à la correction avec les algorithmes de déconvolution (voir figure 4.17 du chapitre 4).

Enfin, d'après les coupes de la figure 5.15, il peut être noté que le réseau de neurones crée peu d'artefacts contrairement à l'utilisation des algorithmes de déconvolution (voir figures 4.16 et 4.17 du chapitre 4) avec notamment à gauche et à droite des profils de la figure 5.16 de faibles sauts d'intensité au niveau des bords du fantôme.

Le réseau de neurones optimisé avec 25 époques permet donc d'avoir des performances de résolution spatiale comparables à celles de l'algorithme HyBR ($RS(10\%)_{25 \text{ époques}} = 174 \mu\text{m}$ et $RS(10\%)_{HyBR} = 158 \mu\text{m}$) tout en limitant l'amplification du bruit ($RSB_{25 \text{ époques}} = 38$ et $RSB_{HyBR} = 22$ pour le détecteur à panneau plat) et la création d'artefacts.

5.6.2.2 Détecteur mis à jour

Le réseau de neurones avec 10 et 25 époques est appliqué aux projections des inserts seuls acquises avec le détecteur mis à jour. Des coupes issues des reconstructions tomographiques associées sont présentées sur la figure 5.17. Cette figure présente aussi les ESF ajustées sur la

fente de l'insert B permettant de remonter aux résolutions spatiales. Ces valeurs de résolution spatiale sur une coupe reconstruite après 50 mm d'acier sont présentées dans le tableau 5.16, ainsi que les rapports signal sur bruit et contraste sur bruit. Pour permettre la comparaison visuelle des coupes, ces dernières sont normalisées pour avoir leur niveau de gris moyen à 1 et une dynamique d'image entre 0 et 1,2.

La figure 5.18 compare des profils extraits des coupes de l'insert B (d'après le profil tracé en rouge sur la figure 5.17) avec et sans correction.

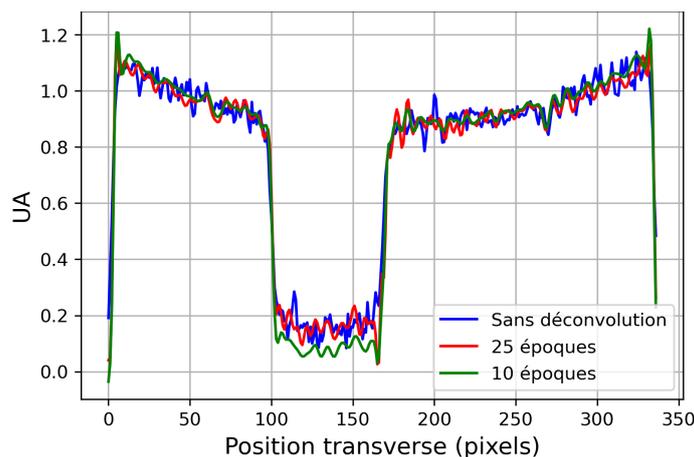


FIGURE 5.18 – Profils extraits des coupes de l'insert B de la figure 5.17 obtenues après reconstructions des tomographies réalisées avec le détecteur mis à jour sans et avec corrections des projections avec le réseau de neurones optimisé.

Malgré un flou moins large en termes de pixels (voir tableau 5.14), le réseau de neurones présente de bonnes performances de défloutage. Le réseau avec 10 époques permet d'atteindre une résolution spatiale de 290 μm et le réseau avec 25 époques permet d'atteindre une résolution spatiale de 228 μm , soit respectivement une division par 1,2 et 1,5 de la résolution spatiale du détecteur mis à jour sans correction (qui est d'environ 350 μm). Ainsi, même en formant le réseau à la correction d'un flou plus large que le flou des projections traitées (ici formation sur un flou ayant une largeur à mi-hauteur globale de 7 pixels et le flou expérimental a une largeur à mi-hauteur globale de 4 pixels) celui-ci présente de bonnes performances de défloutage. De plus, contrairement aux résultats attendus d'après le test des réseaux de neurones sur des projections simulées, c'est le réseau avec 25 époques qui permet d'atteindre de plus faibles valeurs de résolution spatiale.

Comme pour le détecteur à panneau plat, le réseau de neurones avec 25 époques amplifie légèrement le bruit avec des rapports signal sur bruit dégradés par rapport aux coupes sans correction (RSB de 28 sur la coupe de l'insert B avec les fentes et RSB de 32 sur la coupe sans correction). En revanche, le réseau de neurones avec 10 époques permet une conservation, voire une légère amélioration des rapports signal sur bruit. De plus, comme le montre les profils de la figure 5.18, la correction des projections avec le réseau de neurones avec 25 époques permet de conserver le contraste initial, alors que le réseau de neurones avec 10 époques permet d'améliorer le contraste, conduisant à des rapports contraste sur bruit plus élevés que ceux des coupes sans correction (RCB de 23 sur la coupe de l'insert B avec les fentes et RCB de 12 sur la coupe sans correction).

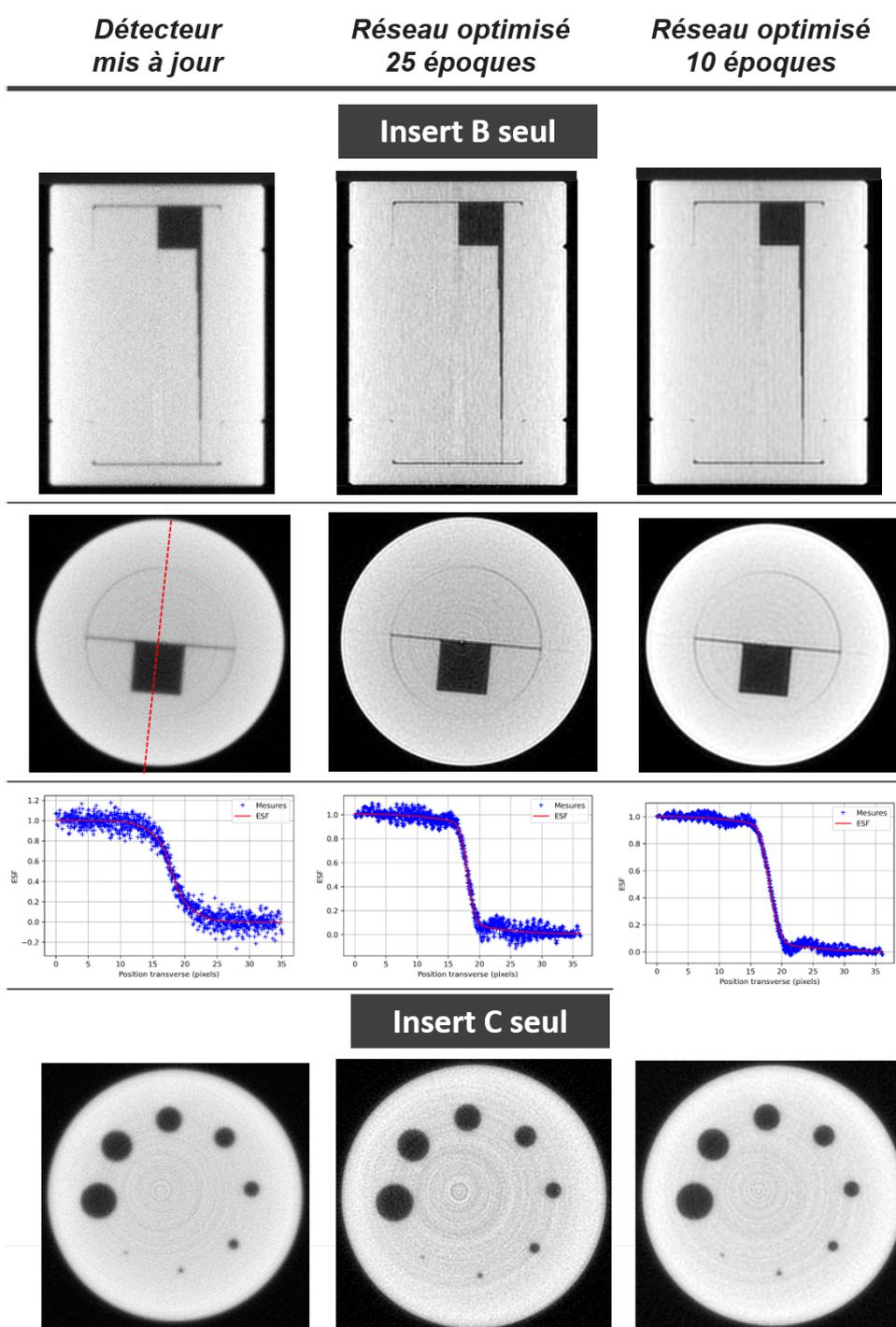


FIGURE 5.17 – Coupes issues des reconstructions des tomographies des deux inserts de 50 mm de diamètre obtenues avec le détecteur mis à jour sans et avec corrections des projections avec le réseau de neurones optimisé.

TABLEAU 5.16 – Valeurs des indicateurs de qualité d'image associées aux reconstructions des tomographies des deux inserts de 50 mm de diamètre obtenues avec le détecteur mis à jour sans et avec corrections des projections avec le réseau de neurones optimisé.

	Détecteur mis à jour Sans correction	Réseau optimisé 25 époques	Réseau optimisé 10 époques	HyBR	FISTA	RIE
$f(\text{MTTF}(10\%))$ fente	1,48 $\pm 0,07 \text{ mm}^{-1}$	2,2 $\pm 0,1 \text{ mm}^{-1}$	1,73 $\pm 0,08 \text{ mm}^{-1}$	2,6 $\pm 0,1 \text{ mm}^{-1}$	1,79 $\pm 0,08 \text{ mm}^{-1}$	1,53 $\pm 0,07 \text{ mm}^{-1}$
RS(10%) fente	351 \pm 17 μm	228 \pm 11 μm	290 \pm 15 μm	190 \pm 10 μm	280 \pm 14 μm	327 \pm 16 μm
RSB insert fentes	32	28	33	15	29	36
RCB fente	12	18	23	9	18	24
RSB insert perçages	35	30	37	22	24	31
RCB perçage	13	12	15	11	13	16

Enfin, comme pour le détecteur à panneau plat, d'après les coupes de la figure 5.17, il peut être noté que le réseau de neurones crée peu d'artefacts contrairement à l'utilisation des algorithmes de déconvolution (voir figures 4.18 et 4.19 du chapitre 4) avec notamment à gauche et à droite des profils de la figure 5.18 de faibles sauts d'intensité au niveau des bords du fantôme.

Comme pour le détecteur à panneau plat, le réseau de neurones optimisé avec 25 époques permet donc d'avoir des performances de résolution spatiale assez proches de celles de l'algorithme HyBR ($RS(10\%)_{25\text{ époques}} = 228\ \mu m$ et $RS(10\%)_{HyBR} = 190\ \mu m$) tout en limitant l'amplification du bruit ($RSB_{25\text{ époques}} = 28$ et $RSB_{HyBR} = 15$) et la création d'artefacts.

5.6.3 Fantôme complet (support et inserts cylindriques) de 200 mm de diamètre

5.6.3.1 Détecteur à panneau plat

Comme explicité plus en détail au paragraphe 3.3 du chapitre 3, pour des objets très absorbants comme le fantôme complet de 200 mm de diamètre, le détecteur à panneau plat donne des coupes avec très peu de contraste, ne permettant pratiquement pas de différencier les motifs des inserts dans le support. Comme pour les algorithmes de déconvolution du chapitre précédent (voir paragraphe 4.4.3.1), l'application du réseau de neurones optimisé sur ces projections n'a apporté aucun gain du fait des motifs trop peu visibles. Les résultats obtenus n'étant pas pertinents, ils ne seront donc pas présentés dans ce mémoire.

5.6.3.2 Détecteur mis à jour

Le réseau de neurones avec 10 et 25 époques est appliqué aux projections du fantôme complet (inserts de 50 mm de diamètre placés dans le support de 200 mm de diamètre) acquises avec le détecteur mis à jour. Pour permettre la comparaison visuelle des coupes, ces dernières sont normalisées pour avoir leur niveau de gris moyen à 1 et une dynamique d'image entre 0 et 2. La figure 5.19 présente aussi des vues rapprochées de la zone centrale de la coupe présentant les perçages calibrés de l'insert C et d'une zone de la coupe présentant les fentes calibrées de l'insert B. Les rapports signal sur bruit et contraste sur bruit associés à chaque reconstruction sont présentés dans le tableau 5.17. Contrairement à la section précédente, les coupes obtenues sont très bruitées, il n'est donc pas possible de réaliser de mesures d'ESF pour remonter à des valeurs de résolution spatiale. Pour comparaison, ce tableau présente aussi les performances du tomographe de TEC Eurolab intercomparé expérimentalement dans l'état de l'art, au paragraphe 2.2.2.3 du chapitre 2.

Pour des objets très absorbants, l'application du réseau de neurones avec 10 époques sur les projections permet de distinguer le perçage de 1 mm de diamètre qui ne l'était pas sur la coupe sans correction, et améliore la visibilité de la fente de 0,1 mm de large. De plus, avec 10 époques, le bruit est peu amplifié permettant de conserver les rapports signal sur bruit et contraste sur bruit.

En revanche, le réseau de neurones avec 25 époques amplifie fortement le bruit déjà très présent sur les projections initiales, divisant par deux le RSB, sans permettre de gain sur la limite de détection des motifs.

Les coupes obtenues après correction avec le réseau de neurones présentent des bords moins nets que celles obtenues après application des algorithmes de déconvolution sur les projections présentées sur la figure 4.21 du chapitre 4. Pour des projections très bruitées, le réseau de neurones semble donc moins performant que les algorithmes de déconvolution pour le défloutage.

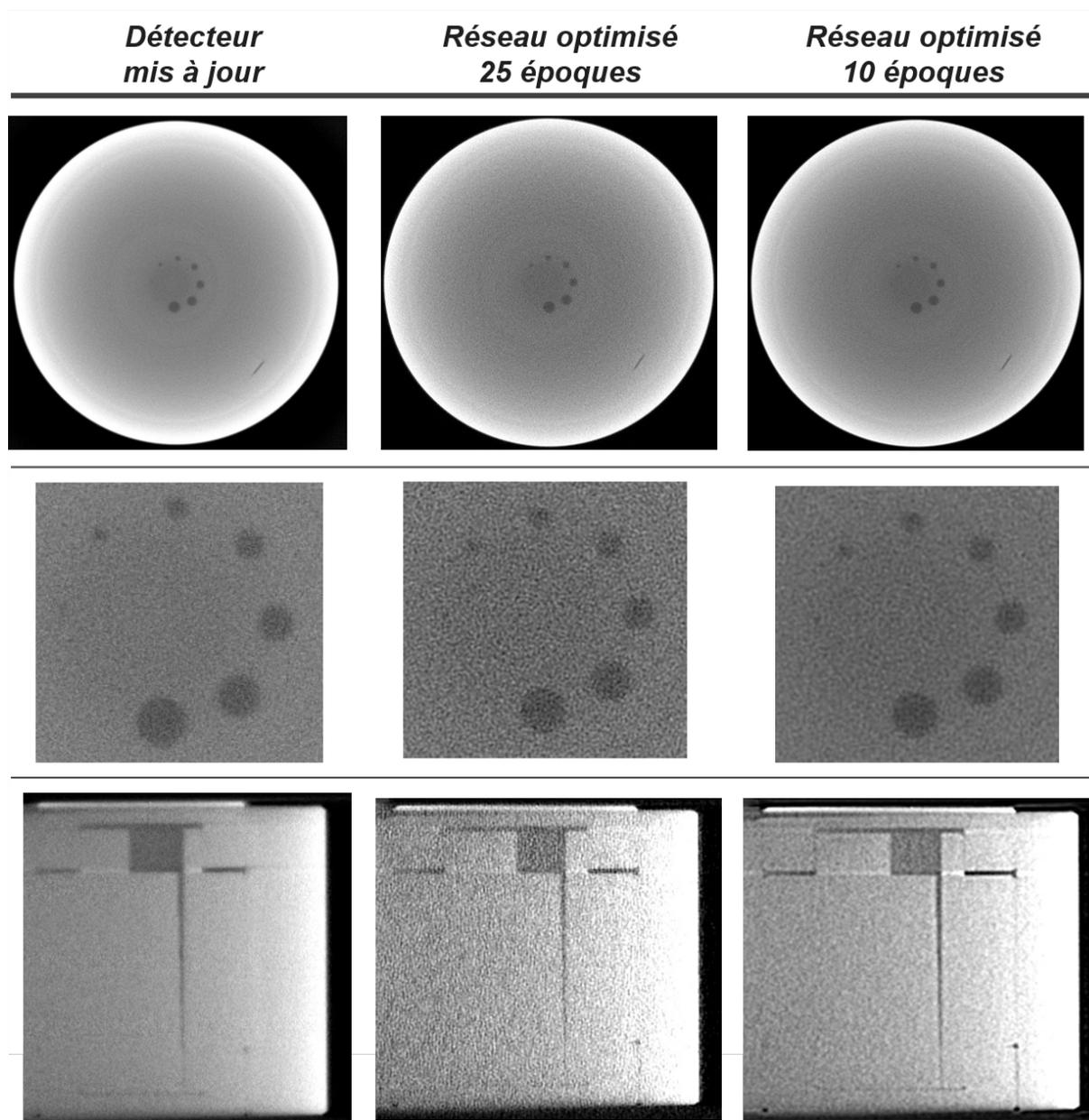


FIGURE 5.19 – Coupes issues des reconstructions tomographiques du fantôme complet (A + B + C) de 200 mm de diamètre obtenues avec le détecteur mis à jour sans et avec corrections des projections avec le réseau de neurones optimisé.

TABLEAU 5.17 – Valeurs des indicateurs de qualité d'image associées aux reconstructions tomographiques du fantôme complet (A + B + C) de 200 mm de diamètres obtenues avec le détecteur mis à jour sans et avec corrections des projections avec le réseau de neurones optimisé.

	TEC	Détecteur mis à jour Sans déconvolution	Réseau optimisé 25 époques	Réseau optimisé 10 époques	HyBR	FISTA	RIF
RSB	17	13	7	13	11	8	11
RCB perçage	3	3	2	3	3	2	3
Limite de détection perçages	2 mm	2 mm	2 mm	1 mm	1 mm	1 mm	1 mm
Limite de détection fentes	0,3 mm	0,3 mm	0,3 mm	0,3 mm	0,3 mm	0,3 mm	0,3 mm

5.7 Conclusion

Après une introduction à la théorie des réseaux de neurones convolutifs, ce chapitre a présenté l'implémentation et l'optimisation d'un réseau de neurones permettant le défloutage des projections acquises par tomographie à transmission. Pour ce faire, un réseau de neurones initial, basé sur l'architecture du réseau SRCNN (Super-Resolution Convolutional Neural Network [127, 128]) a été optimisé et adapté aux projections acquises par le tomographe. Un jeu de données personnalisé représentatif des projections acquises avec le tomographe a tout d'abord été créé par simulation (sans bruit) afin de permettre l'entraînement des réseaux de neurones. Ensuite, les différents hyperparamètres de cette architecture initiale ont été optimisés afin d'améliorer ses performances de défloutage (taux d'apprentissage, nombre de filtres, taille des filtres, nombre de couches de neurones, nombre d'images d'entrée).

La structure optimisée est composée de quatre couches de neurones dont la taille des filtres est identique, fixée à 13×13 , mais dont le nombre de filtres par couche est décroissant, allant de 128 filtres pour la première couche à 64 filtres pour la troisième couche (la quatrième couche est composée d'un seul filtre afin d'avoir une seule image en sortie). Le taux d'apprentissage est fixé à $\alpha = 5 \times 10^{-5}$ et 50 000 images d'entrées sont utilisées. Après le test du réseau optimisé sur des projections simulées bruitées, les meilleures performances de défloutage ont été obtenues pour 10 et 25 époques démontrant clairement que l'utilisation d'un nombre limité d'époques est un atout permettant d'avoir un réseau qui n'est pas encore parfaitement spécialisé pour le défloutage et donc d'avoir un lissage du bruit. Le réseau optimisé, pourtant formé sur un jeu de données simulé sans bruit, peut donc s'adapter à des projections expérimentales bruitées ayant un rapport signal sur bruit par projection acquise de l'ordre de 130.

Les performances du réseau de neurones optimisé ont ensuite été évaluées sur des tomographies d'objets réels. Le chapitre 3 a permis la sélection de deux détecteurs adaptés à la tomographie haute énergie et haute résolution que sont un détecteur à panneau plat et un détecteur mis à jour couplant un scintillateur et une caméra. Le réseau de neurones a donc été appliqué aux projections expérimentales obtenues avec ces deux détecteurs pour des objets en acier de 50 et 200 mm d'épaisseur.

Les performances de résolution spatiale après application du réseau de neurones sur les projections expérimentales sont très proches, voire meilleures de celles attendues d'après application du réseau sur les projections simulées pour des objets de 50 mm de diamètre. Le réseau de neurones optimisé avec 25 époques permet d'avoir des performances de résolution spatiale sur une coupe reconstruite après 50 mm d'acier comparables à celles de l'algorithme HyBR aux incertitudes près pour le détecteur à panneau plat ($RS(10\%)_{25 \text{ époques}} = 170 \mu\text{m}$ et $RS(10\%)_{HyBR} = 160 \mu\text{m}$), et des performances légèrement dégradées pour le détecteur mis à jour ($RS(10\%)_{25 \text{ époques}} = 230 \mu\text{m}$ et $RS(10\%)_{HyBR} = 190 \mu\text{m}$) tout en limitant l'amplification du bruit et la création d'artefacts pour ces deux détecteurs.

De plus, le réseau de neurones optimisé a été entraîné sur un jeu de données composé d'images d'entrée ayant un flou correspondant au flou expérimental du tomographe avec le détecteur à panneau plat, qui a une largeur à mi-hauteur globale d'environ 7 pixels. Le détecteur mis à jour a un flou ayant une largeur à mi-hauteur globale d'environ 4 pixels. Or, l'application de ce réseau de neurones sur les projections d'objets de 50 mm acquises avec ce détecteur permet d'avoir de très bonnes performances de défloutage. Le réseau de neurones optimisé s'adapte donc à des flous différents de ceux sur lesquels il a été entraîné. L'utilisation du réseau de neurones ne nécessite pas une connaissance aussi précise de la PSF que les algorithmes de déconvolution tout en ayant des performances de résolution spatiale proches de celles obtenues avec le plus performant des algorithmes de déconvolution et en limitant l'amplification du bruit.

Cependant, pour des objets plus absorbants, comme un fantôme en acier de 200 mm de diamètre, conduisant, dans notre cas à des images plus bruitées, les performances de défloutage du réseau de neurones restent limitées par rapport aux algorithmes de déconvolution. Le réseau de neurones avec 10 époques permet tout de même de distinguer le perçage de 1 mm de diamètre qui ne l'était pas sur la coupe sans correction et améliore la visibilité de la fente de 0,1 mm de large. En revanche, le réseau de neurones avec 25 époques amplifie fortement le bruit déjà très présent sur les projections initiales, divisant par deux le RSB, sans permettre de gain sur la limite de détection des motifs. Ainsi, pour avoir de bonnes performances avec le réseau de neurones, le niveau de bruit dans les projections doit rester raisonnable ($\text{RSB} \gtrsim 100$).

L'utilisation des réseaux de neurones permet donc d'atteindre une résolution spatiale de 175 μm avec le détecteur à panneau plat et de 230 μm avec le détecteur mis à jour divisant respectivement par 4,7 et 3,6 la résolution spatiale du tomographe initial du CEA (résolution spatiale de 820 μm), tout en conservant de hauts rapports signal sur bruit.

Conclusion et perspectives

Dans le cadre de ses actions de R&D par contrôle non-destructif, le laboratoire de mesures nucléaires du CEA dispose d'un tomographe haute énergie. Jusqu'à présent, ce tomographe permet au laboratoire de réaliser des radiographies et des tomographies sur des colis de déchets massifs (jusqu'à 5 tonnes et 140 cm de diamètre) avec une résolution spatiale millimétrique, mesurée au début de la thèse à environ 800 μm . Pour de nouveaux besoins, comme le contrôle de la fissuration de l'enrobage béton des colis de déchets ou pour l'inspection de pièces métalliques issues de la fabrication additive, le laboratoire a souhaité disposer d'une version haute résolution de ce dispositif. L'objectif de cette thèse était donc de mettre à jour le tomographe afin d'obtenir une résolution spatiale d'une centaine de micromètres pour des objets métalliques ayant des épaisseurs équivalentes de 50 à 200 mm d'acier.

Un état de l'art des plateformes de tomographies industrielles haute résolution et/ou haute énergie existantes dans le monde a permis d'en étudier les configurations et les performances afin de positionner le tomographe du laboratoire par rapport à ce qui existe déjà et d'orienter sa mise à jour. De plus, une intercomparaison expérimentale de certains des tomographes identifiés a été réalisée via la tomographie d'un fantôme d'intercomparaison en acier fabriqué dans le cadre de la thèse. Le tomographe le mieux résolu identifié est celui de TEC Eurolab¹, composé d'un accélérateur de 6 MeV et d'un détecteur à panneau plat, ayant une résolution spatiale sur une coupe reconstruite après 50 mm d'acier d'environ 350 μm .

Ainsi, pour répondre à l'objectif de haute résolution spatiale de cette thèse, une mise à jour matérielle du système de détection du tomographe initial a tout d'abord été réalisée en explorant deux solutions technologiques inspirées des tomographes étudiés dans cet état de l'art :

- l'approvisionnement d'un détecteur à panneau plat, car il présente l'avantage d'être rapidement mis en place avec des temps d'acquisition courts. Il permet également d'avoir la meilleure résolution spatiale actuellement sur le marché de l'imagerie haute énergie, attendue à environ 200 μm (pour des pixels de $100 \times 100 \mu\text{m}^2$),
- la mise à jour du système de détection initial couplant une caméra et un scintillateur (détecteur à reprise d'image) afin de l'adapter à la haute résolution. Pour ce faire, la caractérisation expérimentale des performances des différents éléments le composant (objectifs, caméras et scintillateurs) a été réalisée en comparant plusieurs éléments du commerce. Les éléments sélectionnés sont une caméra Zyla, un objectif Sigma Art ayant une distance focale de 105 mm et un scintillateur GOS UltraFine. Cette configuration impose un grandissement optique de $G_{opt} = 10,9$ et un champ de vue de la caméra sur le scintillateur d'environ $150 \times 150 \text{ mm}^2$ pour une distance optique² fixée à 1250 mm (distance optique minimale pour isoler la caméra du faisceau direct de photons dans le caisson détecteur).

Le détecteur mis à jour et le détecteur à panneau plat ont ensuite été mis en place expérimentalement afin de comparer leurs performances via la tomographie d'objets réels en acier

1. Sans prendre en compte le tomographe du LLNL, présenté au paragraphe 2.1.7, bien plus avancé technologiquement mais qui n'a pas pu être intercomparé car non ouvert à l'extérieur (en tout cas hors Etats Unis).

2. Distance entre le scintillateur et la lentille de l'objectif (ou le centre optique de l'objectif), voir figure 3.4.

de 50 et 200 mm d'épaisseur.

La résolution spatiale sur une coupe reconstruite après 50 mm d'acier obtenue avec le détecteur mis à jour est d'environ 350 μm pour un grandissement radiographique de 1,1, divisant par 2,3 la résolution spatiale du détecteur initial. De plus, les coupes obtenues sont très contrastées quelles que soient les pièces analysées, permettant d'identifier une fente de 0,3 mm de large et un perçage de 2 mm de diamètre dans un fantôme en acier de 200 mm de diamètre.

Le détecteur à panneau plat permet d'obtenir des images plus nettes que le détecteur mis à jour, avec une résolution spatiale sur une coupe reconstruite après 50 mm d'acier de l'ordre de 310 μm divisant par 2,6 la résolution spatiale du détecteur initial. Cependant, les images obtenues ont un effet de « voile » très visible sur les différents motifs qui peut être dû à un fond de diffusion interne au panneau. Cela conduit à une dégradation du contraste, surtout pour les objets très absorbants, et à une impossibilité de distinguer les structures internes du fantôme en acier faisant 200 mm de diamètre.

L'utilisation de l'un ou l'autre de ces détecteurs dépendra donc du type de mesure à réaliser. Le détecteur à panneau plat semble principalement adapté à la tomographie de pièces peu absorbantes nécessitant une analyse précise. Le détecteur mis à jour permet des tomographies de plus haute résolution que le détecteur initial tout en étant adapté à la tomographie de pièces absorbantes, allant jusqu'à 200 mm d'acier.

Le détecteur mis à jour permet d'atteindre les mêmes performances en termes de bruit, de contraste et de résolution spatiale que le tomographe de TEC Eurolab et ce même pour des objets en acier de 200 mm de diamètre.

Les résolutions spatiales sur une coupe reconstruite après 50 mm d'acier obtenues avec le détecteur mis à jour et le détecteur à panneau plat sont donc supérieures à 300 μm . L'objectif de cette thèse étant d'atteindre des résolutions spatiales de l'ordre de la centaine de micromètres, une deuxième partie de ce mémoire s'est concentrée sur la réduction du flou dans les projections acquises via un post-traitement numérique avant reconstruction tomographique.

La méthode la plus classique de restauration est basée sur l'utilisation d'algorithmes de déconvolution. Une comparaison des performances de défloutage de certains de ces algorithmes a donc été réalisée sur des projections simulées. Pour ce faire, les paramètres de chaque algorithme ont été optimisés pour atteindre les meilleures performances de déconvolution. Suite à cette étude, trois algorithmes ont été sectionnés :

- un algorithme permettant d'avoir le meilleur défloutage malgré une plus forte amplification du bruit : **l'algorithme HyBR**,
- un algorithme permettant d'avoir le meilleur débruitage malgré une élimination du flou moins bonne : **l'algorithme RIF**,
- un algorithme représentant un bon compromis entre défloutage et débruitage : **l'algorithme FISTA**.

Les performances de ces trois algorithmes ont ensuite été évaluées en les appliquant aux projections expérimentales obtenues avec le détecteur à panneau plat et le détecteur mis à jour. Pour les objets de 50 mm de diamètre, c'est l'algorithme HyBR qui permet la plus forte amélioration de la résolution spatiale sur une coupe reconstruite après 50 mm d'acier en divisant par 2 la résolution spatiale initiale sans déconvolution du détecteur à panneau plat (passage d'une résolution spatiale initiale de 310 μm à une résolution spatiale d'environ 160 μm) et par 1,8 pour le détecteur mis à jour (passage d'une résolution spatiale initiale de 350 μm à une résolution spatiale d'environ 190 μm). Cependant, cet algorithme amplifie fortement le bruit. Pour des objets plus absorbants, comme un fantôme en acier de 200 mm de diamètre, conduisant dans notre cas à des projections plus bruitées, les algorithmes de déconvolution conservent de bonnes performances de défloutage. Ils permettent d'y distinguer

un perçage de 1 mm de diamètre qui ne l'était pas sur la coupe sans correction et d'améliorer la visibilité d'une fente de 0,1 mm de large. Mais les trois algorithmes ont tendance, surtout l'algorithme FISTA, à fortement amplifier le bruit.

L'utilisation des algorithmes de déconvolution permet donc d'atteindre une résolution spatiale sur une coupe reconstruite après 50 mm d'acier de 160 μm avec le détecteur à panneau plat et de 190 μm avec le détecteur mis à jour divisant respectivement par 5,1 et 4,3 la résolution spatiale du tomographe initial du CEA (résolution spatiale d'environ 800 μm) mais dégradant les rapports signal sur bruit.

L'utilisation des algorithmes de déconvolution reste donc très sensible au bruit dans les images et à la connaissance plus ou moins précise du flou (PSF). Pour aller plus loin et essayer d'outre-passer les performances et les limitations des algorithmes de déconvolution, une méthode innovante pour le défloutage a été étudiée : l'implémentation et l'optimisation d'un réseau de neurones permettant le défloutage des projections acquises par tomographie à transmission. Pour ce faire, un réseau de neurones convolutifs initial, basé sur l'architecture du réseau SRCNN (Super-Resolution Convolutional Neural Network [127, 128]) a été optimisé et adapté aux projections acquises par le tomographe. Un jeu de données personnalisé représentatif des projections acquises avec le tomographe a tout d'abord été créé par simulation (sans bruit) afin de permettre l'entraînement des réseaux de neurones. Ensuite, les différents hyperparamètres de cette architecture initiale ont été optimisés afin d'améliorer ses performances de défloutage (taux d'apprentissage, nombre de filtres, taille des filtres, nombre de couches de neurones, nombre d'images d'entrée).

Après le test du réseau optimisé sur des projections simulées bruitées, les meilleures performances de défloutage ont été obtenues pour 10 et 25 époques démontrant clairement que l'utilisation d'un nombre limité d'époques est un atout permettant d'avoir un réseau qui n'est pas encore parfaitement spécialisé pour le défloutage et donc d'avoir un lissage du bruit. Le réseau optimisé, pourtant formé sur un jeu de données simulé sans bruit, peut donc s'adapter à des projections expérimentales bruitées.

Les performances du réseau de neurones optimisé ont ensuite été évaluées en l'appliquant aux projections expérimentales obtenues avec le détecteur à panneau plat et le détecteur mis à jour. Pour des objets de 50 mm de diamètre, le réseau de neurones optimisé avec 25 époques permet d'avoir des performances de résolution spatiale sur une coupe reconstruite après 50 mm d'acier comparables à celles de l'algorithme HyBR aux incertitudes près pour le détecteur à panneau plat ($RS(10\%)_{25\text{ époques}} = 170\ \mu\text{m}$ et $RS(10\%)_{HyBR} = 160\ \mu\text{m}$), et des performances légèrement dégradées pour le détecteur mis à jour ($RS(10\%)_{25\text{ époques}} = 230\ \mu\text{m}$ et $RS(10\%)_{HyBR} = 190\ \mu\text{m}$) tout en limitant l'amplification du bruit et la création d'artefacts pour ces deux détecteurs.

Cependant, pour des objets plus absorbants, comme un fantôme en acier de 200 mm de diamètre, conduisant, dans notre cas à des images plus bruitées, les performances de défloutage du réseau de neurones restent limitées par rapport aux algorithmes de déconvolution. Le réseau de neurones avec 10 époques permet tout de même de distinguer le perçage de 1 mm de diamètre qui ne l'était pas sur la coupe sans correction et améliore la visibilité de la fente de 0,1 mm de large. En revanche, le réseau de neurones avec 25 époques amplifie fortement le bruit déjà très présent sur les projections initiales, divisant par deux le RSB, sans permettre de gain sur la limite de détection des motifs. Ainsi, pour avoir de bonnes performances avec le réseau de neurones, le niveau de bruit dans les projections doit rester raisonnable ($RSB \gtrsim 100$).

L'utilisation des réseaux de neurones permet donc d'atteindre une résolution spatiale sur une coupe reconstruite après 50 mm d'acier de 175 μm avec le détecteur à panneau plat et de 230 μm avec le détecteur mis à jour divisant respectivement par 4,7 et 3,6 la résolution spatiale du tomographe initial du CEA, tout en conservant de hauts rapports signal sur

bruit.

Au final, ce sont les combinaisons du détecteur mis à jour avec des corrections via l'algorithme de déconvolution HyBR ou le réseau de neurones optimisé qui permettent d'avoir les meilleures performances pour des objets ayant des épaisseurs équivalentes de 50 à 200 mm d'acier. En effet, les résolutions spatiales sur une coupe reconstruite après 50 mm d'acier obtenues sont respectivement de 190 μm et 230 μm pour des rapports signal sur bruit de 15 et de 30. De plus, ces deux configurations permettent de distinguer un perçage de 1 mm de diamètre et une fente de 0,3 mm de large dans un fantôme en acier de 200 mm de diamètre.

Ce travail doctoral conduit tout naturellement à dégager un certain nombre de perspectives matérielles et numériques. D'un point de vue matériel, l'une des conclusions de ces travaux est que le détecteur à panneau plat n'est pas adapté à la tomographie d'objets fortement absorbants, suite aux tomographies réalisées sur le fantôme en acier de 200 mm de diamètre qui étaient très peu contrastées. Cependant, une étude complémentaire pourrait être réalisée afin de déterminer l'épaisseur limite d'acier pouvant être imagée avec ce détecteur.

Le détecteur mis à jour composé d'une caméra Zyla couplée à objectif Sigma 105 mm permet quant à lui d'avoir de meilleures performances que le détecteur à panneau plat pour des objets fortement absorbants, mais pour un champ de vue au niveau du scintillateur réduit à $150 \times 150 \text{ mm}^2$. Pour augmenter ce champ de vue, deux solutions peuvent être envisagées :

- l'utilisation d'un objectif avec une plus petite distance focale. En effet, comme explicité lors de la mise à jour du détecteur, (voir figure 3.38), c'est finalement le flou du scintillateur UltraFine (résolution spatiale de 250 μm) qui est limitant devant celui de l'optique. Un changement de l'objectif est donc possible sans dégrader significativement la résolution spatiale du détecteur. Par exemple, avec un objectif ayant une distance focale de 40 mm au lieu de 105 mm, le champ de vue de la caméra passerait de 150 mm à 425 mm et le grandissement optique serait de 30 induisant une résolution spatiale de la caméra dans le plan scintillateur de 140 μm restant faible devant celle du scintillateur de 250 μm ,
- le couplage de plusieurs caméras. Pour ce faire, une refonte complètement du caisson détecteur serait nécessaire afin d'y implanter, par exemple, un couplage de quatre caméras filmant chacune un quart du scintillateur, comme c'est le cas du détecteur CoLOSSIS du tomographe du LLNL présenté dans l'état de l'art (voir paragraphe 2.1.7 du chapitre 2). Cependant, ce type de couplage implique des problématiques complexes de montage mécanique et de traitement numériques pour assembler les projections acquises.

De plus, pour améliorer encore la résolution spatiale, une solution serait d'utiliser un scintillateur mieux résolu. En effet, comme explicité précédemment, c'est le flou du scintillateur UltraFine qui est limitant devant celui de l'optique. Par exemple, d'autres types de scintillateurs, comme le scintillateur transparent GLO du LLNL présenté dans l'état de l'art, pourraient être approvisionnés s'ils s'avèrent disponibles dans le futur (résolution spatiale attendue du GLO inférieure à 100 μm).

Des perspectives numériques sont aussi envisagées. Pour la déconvolution du flou, un travail dans le domaine des projections 2D a été réalisé. Une comparaison de performances obtenues pourrait être faite avec une approche visant à travailler sur les images 3D reconstruites via des déconvolutions avec une PSF en 3D. Ce type d'approche nécessite cependant une estimation du flou total après reconstruction, incluant le flou lié à la reconstruction tomographie. De plus, dans notre cas, les coupes sont généralement plus bruitées que les projections pouvant détériorer les performances des algorithmes de correction (forte amplification du bruit).

Les travaux sur les réseaux de neurones pourraient aussi être complétés afin d'aboutir à de meilleures performances de défloutage. En effet, dans le cadre de cette thèse, le choix

d'un réseau de neurones avec une structure simple et facilement compréhensible a été fait (quatre couches de neurones). Or, les performances du réseau de neurones optimisé peuvent être limitées en raison de cette structure simple. Pour en améliorer la précision, plusieurs solutions pourraient être envisagées.

Tout d'abord, un travail pourrait être fait sur l'optimisation de la fonction de coût du réseau. La MSE (Mean Square Error), utilisée dans le réseau optimisé, compare les images pixel par pixel, il serait intéressant, par exemple, d'avoir un critère de coût couplant la MSE à un critère de détection des bords comme la MGE (Mean Gradient Error) basée sur un filtre Sobel [153]. Un terme de régularisation pourrait aussi être ajouté à la fonction de coût du réseau, comme une régularisation basée sur la norme L2 des poids implémentée avec « weight decay » [154, 155], visant à s'assurer que les poids du réseau ne deviennent pas trop grands. Une régularisation Dropout [156] pourrait aussi être ajoutée, permettant de désactiver aléatoirement certains neurones du réseau au cours de sa formation afin d'éviter les apprentissages trop systématiques.

De plus, des réseaux plus profonds (plus de couches de neurones) pourraient être implémentés via, par exemple, l'utilisation d'architectures de réseau plus complexes comme les réseaux de neurones résiduels ResNet³ [157] ou les réseaux adverses génératifs⁴ [121, 131]. L'utilisation de techniques de déroulement (unrolling) pourrait aussi être mises en place afin de connecter les méthodes itératives des algorithmes de déconvolution aux réseaux de neurones [158] induisant une meilleure interopérabilité des couches de neurones (éviter le côté boîte-noire des réseaux de neurones).

Enfin, il serait intéressant d'adapter la structure du réseau de neurones optimisé afin de pouvoir réaliser un apprentissage mixte permettant de déflouter et débruiter les images. En amont, la construction d'un jeu de données plus complet rendant compte du bruit expérimental serait alors nécessaire.

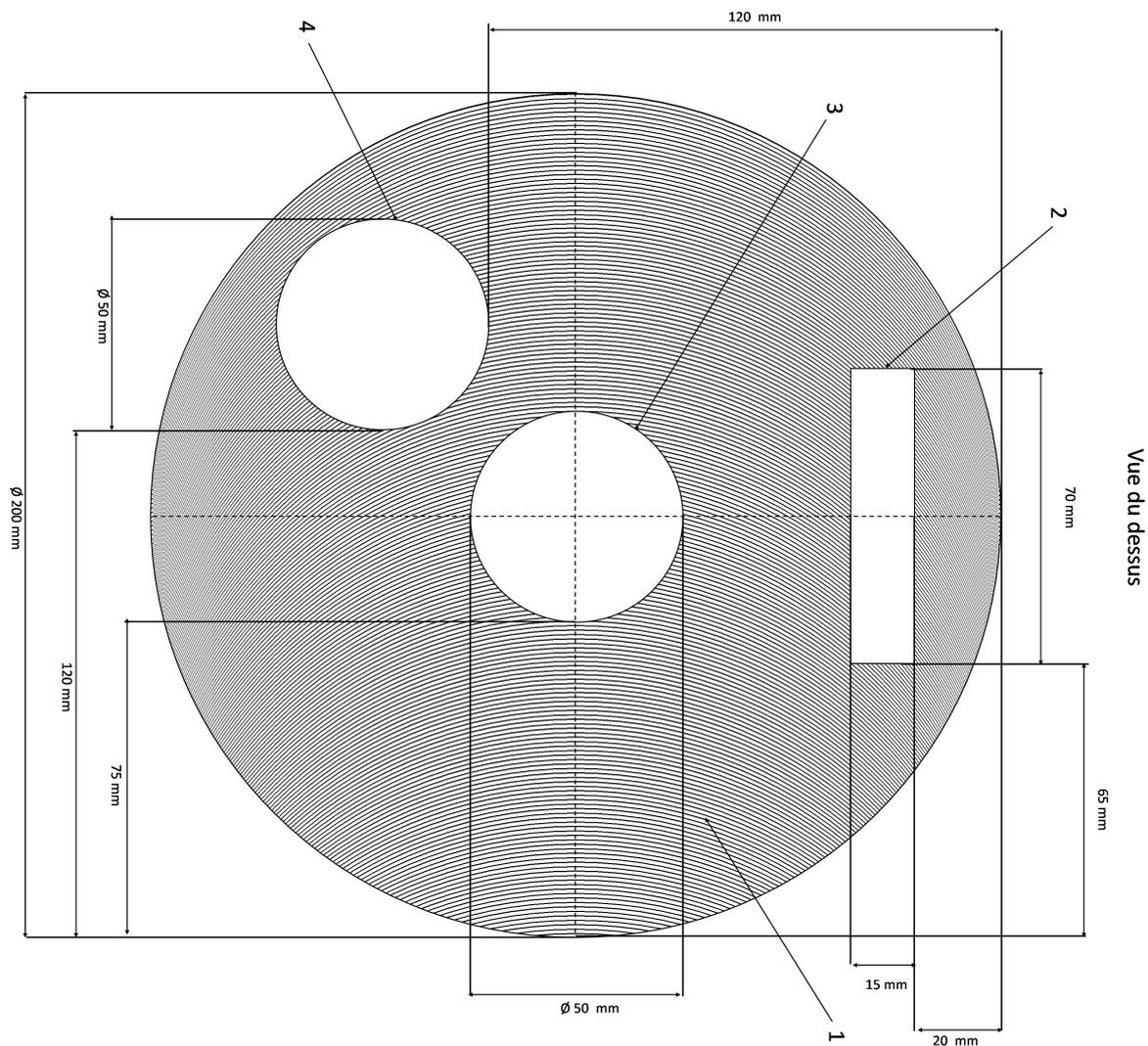
3. Réseaux de neurones profonds composés de plusieurs centaines de couches et ayant la spécificité d'inclure des connexions de saut, c'est-à-dire des raccourcis permettant aux données de sauter les couches précédentes et permettant un apprentissage plus robuste du modèle.

4. Algorithmes d'apprentissage non supervisés composés de deux réseaux de neurones mis en compétition : le premier, appelé générateur, crée un échantillon de données, le deuxième, appelé discriminateur, tente ensuite de détecter si cet échantillon est original ou s'il s'agit d'une création de son « adversaire », le générateur.

Annexes

Annexe A

Plan du fantôme dimensionné pour l'intercomparaison des tomographes

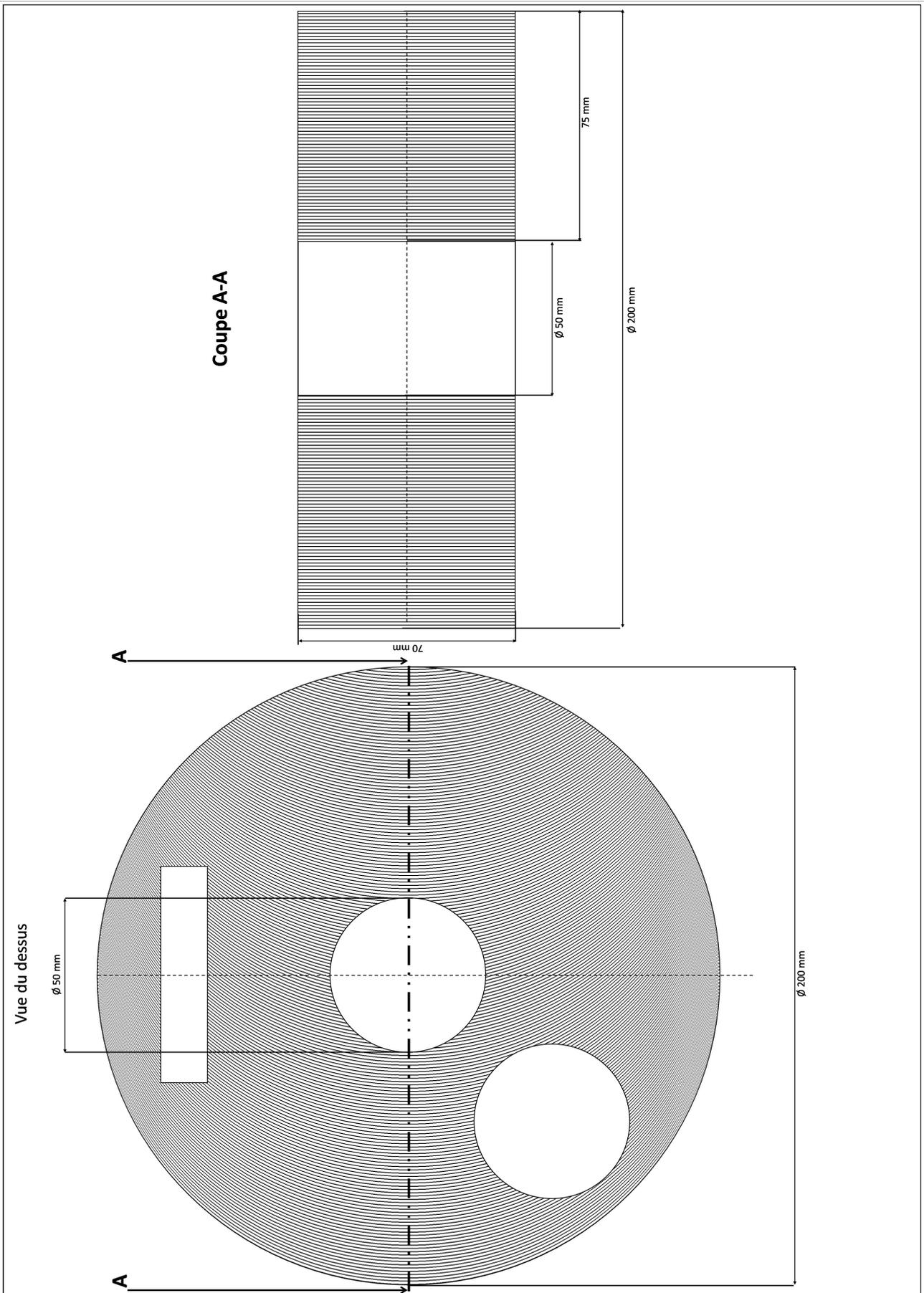


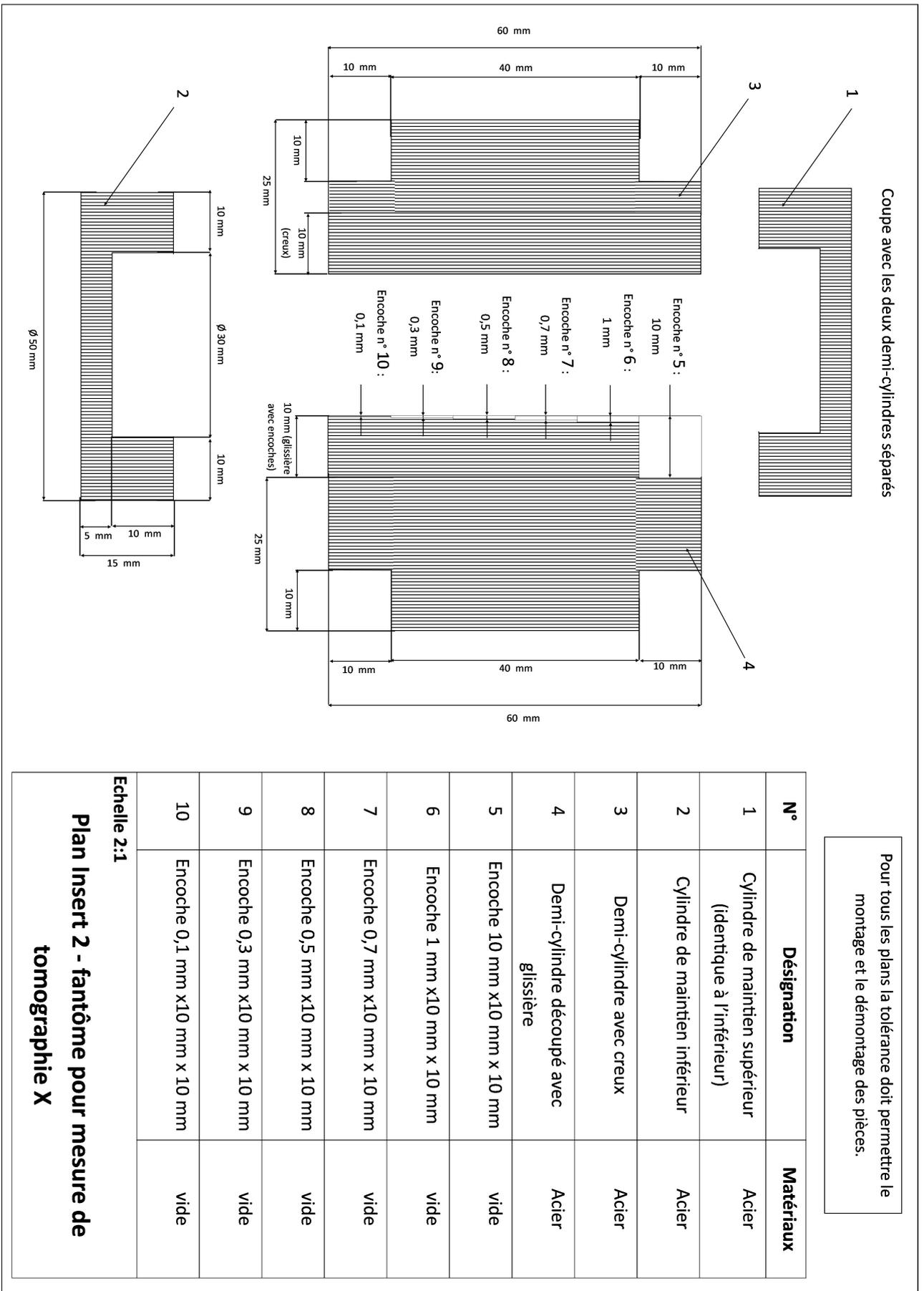
Pour tous les plans la tolérance doit permettre le montage et le démontage des pièces.

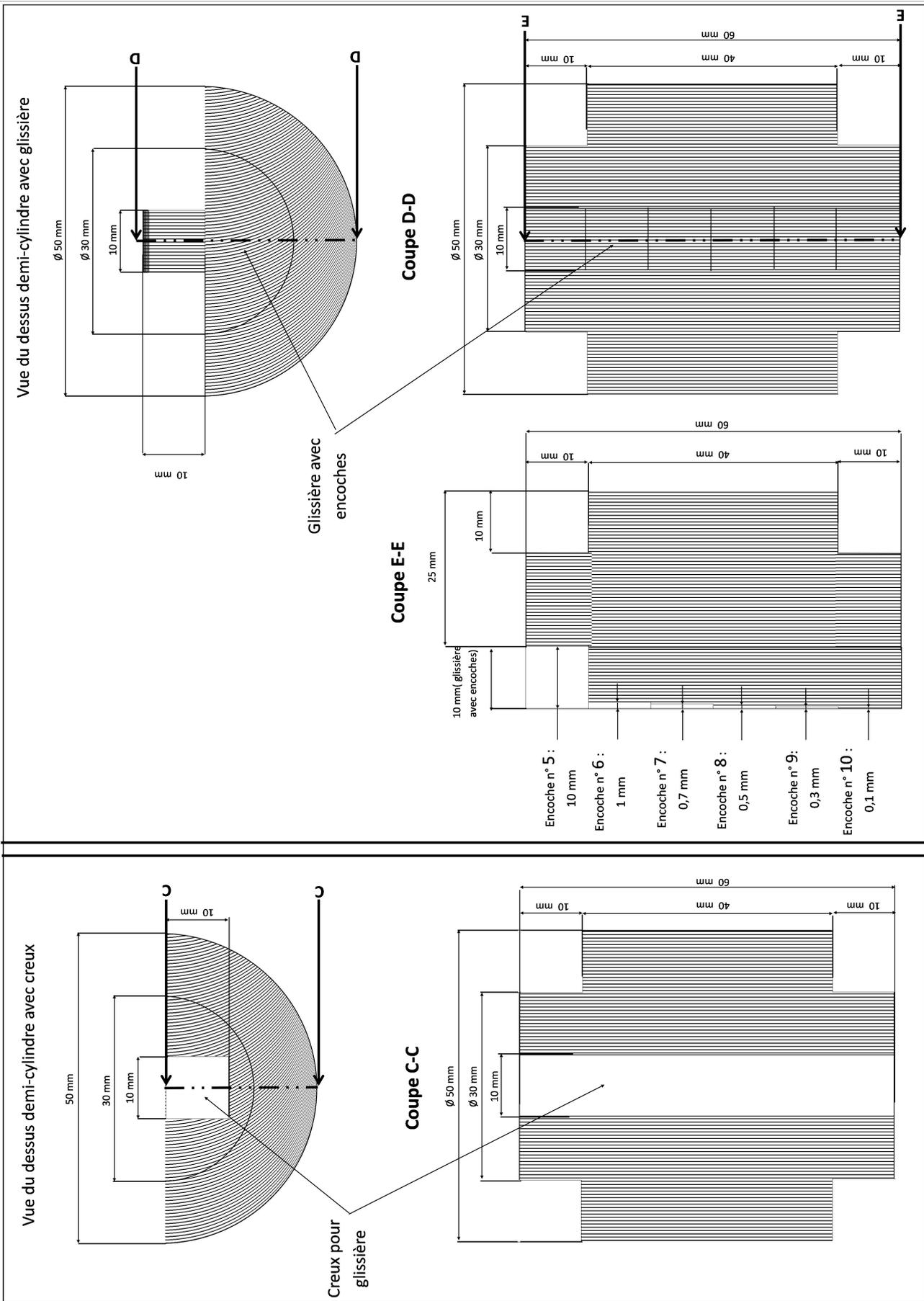
N°	Désignation	Matériaux
1	Cylindre support Ø 200 mm H 70 mm	Acier
2	Ouverture pour Duplex 15 mm x 4 mm x 70 mm	vide
3	Ouverture cylindre 1 Ø 50 mm H 70 mm	vide
4	Ouverture cylindre 2 Ø 50 mm H 70 mm	vide

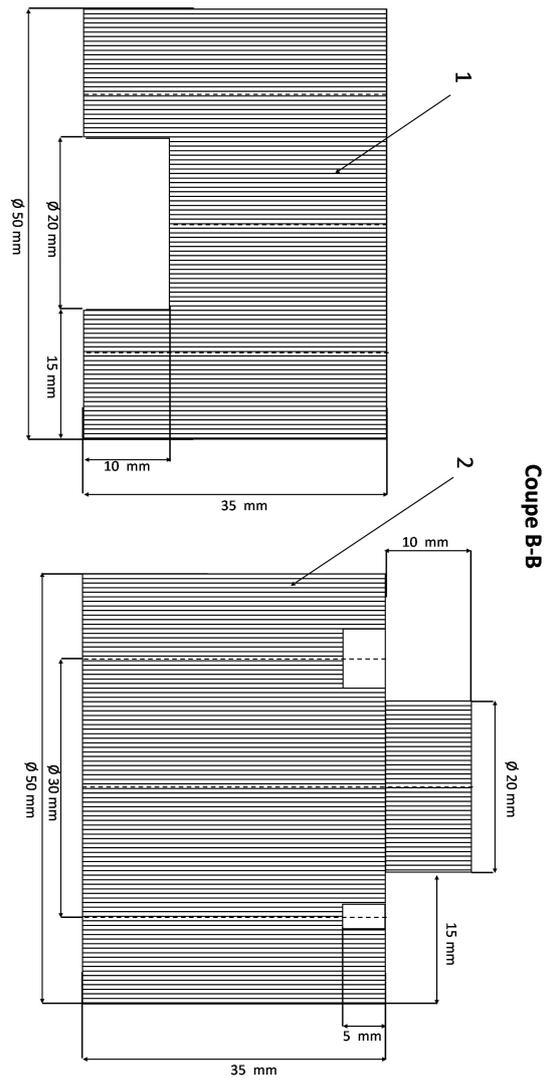
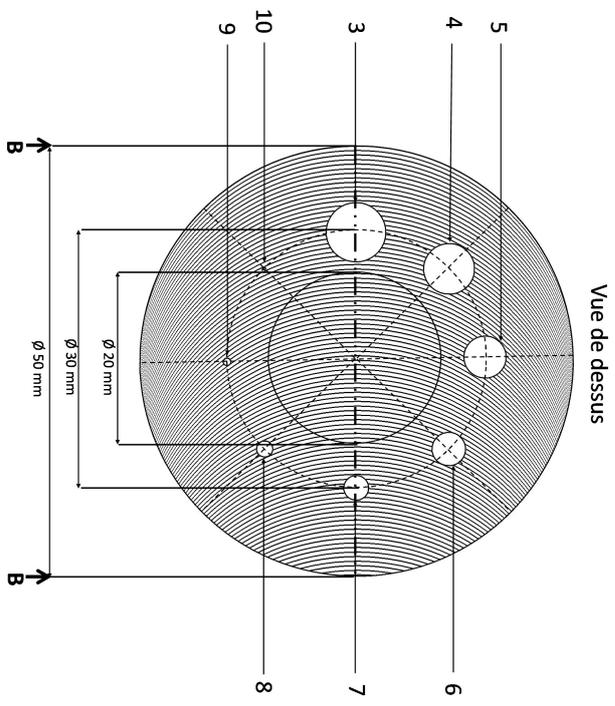
Echelle 1:1

Plan Support fantôme pour mesure de tomographie X









Pour tous les plans la tolérance doit permettre le montage et le démontage des pièces.

N°	Désignation	Matériaux
1	Cylindre supérieur Ø 50 mm H 35 mm	Acier
2	Cylindre inférieur Ø 50 mm H 35 mm	Acier
3	Percage Ø 7 mm H 5 mm	vide
4	Percage Ø 6 mm H 5 mm	vide
5	Percage Ø 5 mm H 5 mm	vide
6	Percage Ø 4 mm H 5 mm	vide
7	Percage Ø 3 mm H 5 mm	vide
8	Percage Ø 2 mm H 5 mm	vide
9	Percage Ø 1 mm H 5 mm	vide
10	Percage Ø 0,5 mm H 5 mm	vide

Echelle 2:1
Plan Insert 1- fantôme pour mesure de tomographie X

Annexe B

Logiciel MODHERATO

Le logiciel MODHERATO [80, 81], pour Modélisation Haute Energie pour la Radiographie et la Tomographie, est un logiciel de simulation déterministe développé en C par le LMN au CEA de Cadarache dès la fin des années 1990.

Ce logiciel permet de calculer la transmission photonique entre une source de photons et un détecteur numérique pixelisé placés de part et d'autre d'un objet virtuel préalablement défini (scène 3D). À l'issue de la simulation, le code fournit des images radiographiques (projections) ou des sinogrammes (multi-projections de l'objet sous différents angles). Les sinogrammes peuvent ensuite être injectés dans un algorithme de reconstruction adapté à la géométrie de simulation qui produit à son tour des images tomographiques décrivant la nature interne de l'objet.

Différents types de rayonnements générés par différents types de générateurs ou source peuvent entrer dans la composition de la chaîne radiographique simulée : photons produits par un accélérateur d'électrons après conversion (source directionnelle spatialement anisotrope) ou photons produits par un tube à rayons X ou une source isotopique (source isotrope ou assimilée comme telle). Ces sources peuvent être mono-énergétiques (source isotopique) ou multi énergétiques (tube à rayons X et LINAC). Le logiciel MODHERATO peut lire les fichiers MCNP décrivant les spectres issus de la modélisation du rayonnement de freinage généré par un électron ayant une énergie d'accélération donnée et frappant une cible dense.

Les éléments sensibles qui composent le détecteur peuvent être jointifs ou non jointifs et associés à une fenêtre de post-collimation ou non. Il peut s'agir de scintillateurs ou de détecteurs semi-conducteurs. La distribution spatiale des éléments qui composent le détecteur peut être circulaire (chaque élément est placé à une distance égale du foyer de la source), linéaire ou matriciel (l'élément le plus proche du foyer est l'élément central du détecteur). Les géométries simulées sont de type éventail, translation-rotation, hélicoïdale ou conique. Le rendement du détecteur est calculé fonction de l'énergie du photon incident et des données géométriques ou physiques (éloignement d'une caméra, ouverture de l'objectif, type de fibres optiques, efficacité quantique des photodiodes, ...). Le dépôt d'énergie des photons dans le volume sensible (scintillateur ou semi-conducteur) doit par contre être pré-calculé par un code de transport de particules type MCNP ou GEANT.

La description de la scène 3D utilise un modèle CAO volumique simplifié (cylindres, ellipsoïdes, parallélépipèdes) pour décrire des objets dont chaque constituant est associé à un matériau ou un mélange.

Le noyau de calcul d'atténuation photonique (lancer de rayons) génère une projection de l'objet sur le détecteur (transformée de Radon) correspondant à une radiographie sous un ou plusieurs angles de vue ou à un sinogramme sur un ou plusieurs tours. Les coefficients d'atténuation massique des matériaux sont disponibles dans une bibliothèque de matériaux enrichie au fur et à mesure des besoins (données du NIST : XCOM Photon Cross Sections Database). À noter que pour toutes les interactions prises en compte dans les coefficients

d'atténuation, le code considère que le photon est absorbé et ne propage aucune particule secondaire (photon diffusé Compton ou photons provenant d'une création de paires e^+e^-). Nativement, il n'y a donc pas de calcul de bruit de fond diffusé. Depuis une évolution récente, le code permet toutefois d'utiliser une carte de diffusion pré-calculé par un logiciel Monte-Carlo type MCNP. Ce bruit de fond est alors ajouté au signal photonique et peut-être pris en compte dans la simulation d'une radiographie ou d'une tomographie.

Le bruit photonique est additionné au prorata du nombre de photons atteignant chaque pixel détecteur. Le flou géométrique est alors appliqué par un calcul de fonction de transfert de modulation (MTF) tenant compte des distances source-centre de l'objet et source-détecteur, de la largeur de la source (tache focale) et du pixel détecteur (et des types de distributions : gaussiennes, double-gaussiennes, carrées, ...) et des pas d'échantillonnages. Les bruits de scintillation (« Swank noise ») ou de grenaille (« shot noise ») au niveau de la conversion photons visibles-électrons sont également ajoutés. Enfin le bruit de quantification simule la réponse des ADC sur la gamme dynamique définie (min, max et nombre de bits).

Le logiciel MODHERATO met à disposition une série d'outils de reconstruction à partir d'un sinogramme sur un ou plusieurs tours (inversion de la transformée de Radon). La reconstruction restitue une ou plusieurs coupes tomographiques réparties sur la région de l'objet projetée sur le détecteur suivant les différentes incidences. La reconstruction implémentée est nativement parallélisée (multi-thread). Elle permet la reconstruction de trajectoires circulaire ou hélicoïdale en géométrie translation-rotation, éventail et conique pour des détecteur linaires ou circulaires, jointifs ou non. Depuis peu, le décentrage du centre de rotation ou du détecteur est également pris en compte.

Le logiciel MODHERATO a été validé expérimentalement dans le cadre de nombreuses études menées par le CEA Cadarache sur un domaine d'énergie compris entre la centaine de keV (tubes à rayons X) et plusieurs MeV (sources isotopiques et LINACs).

Annexe C

Projections obtenues après déconvolution avec les différents algorithmes de déconvolution

Image idéale

i_{vraie}

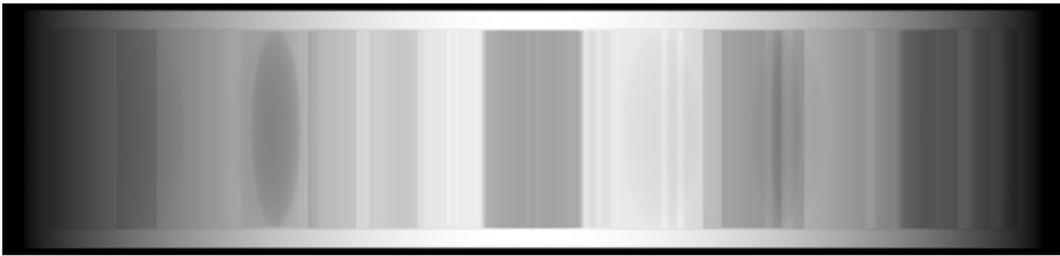
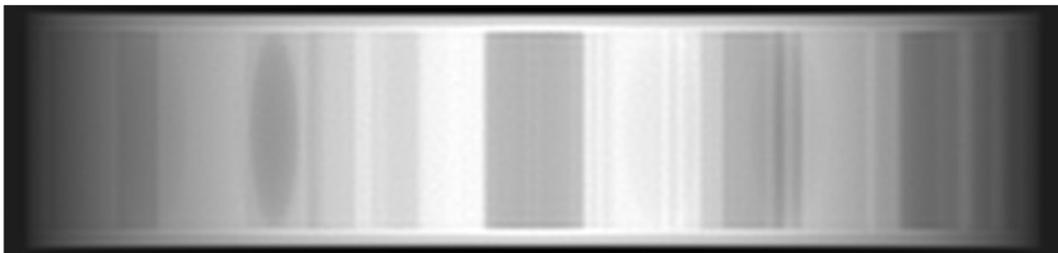


Image acquise

i_{data}

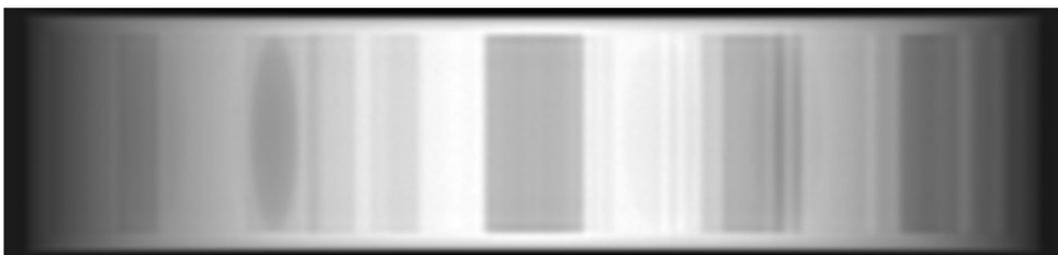


HyBR



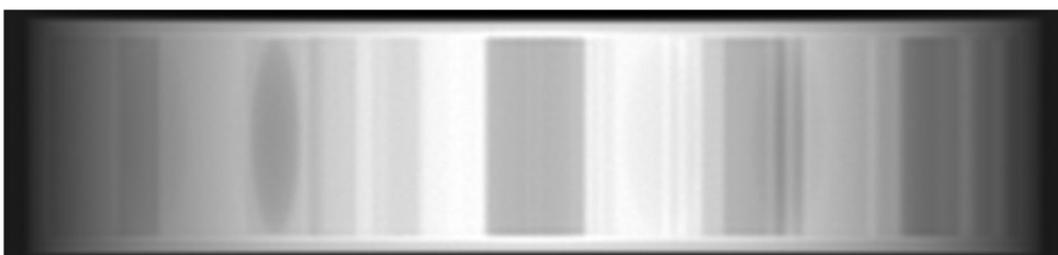
CGLS

$N_{iter} = 4$

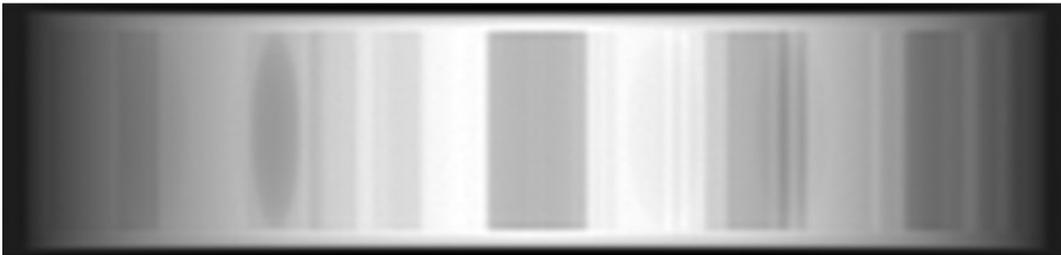


RL

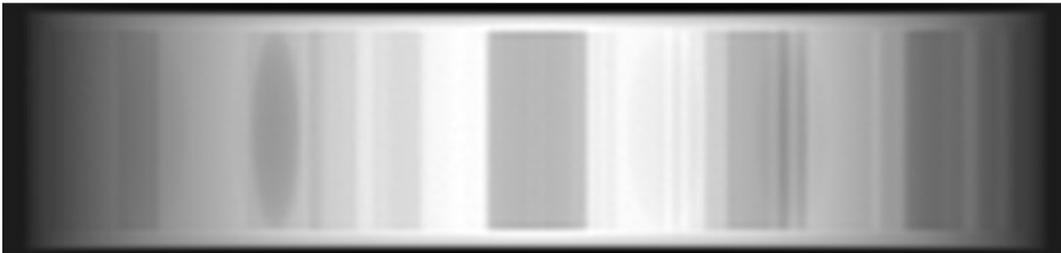
$N_{iter} = 30$



FISTA Daubechies 4
 $N_{iter} = 10, \lambda = 1, w = 1$



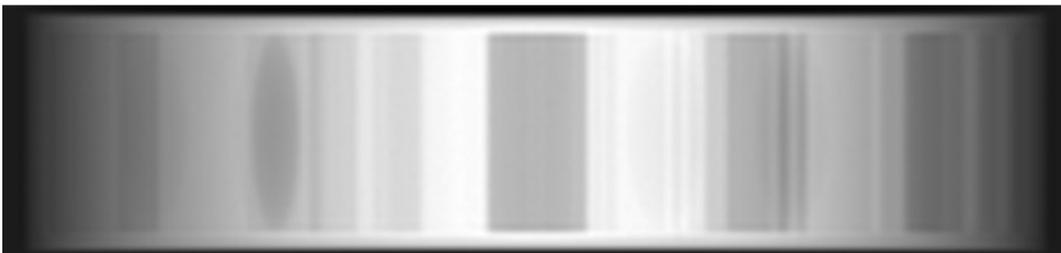
TM
 $N_{iter} = 100, \lambda = 0,1, w = 0,3$



LW
 $N_{iter} = 10, w = 1,25$

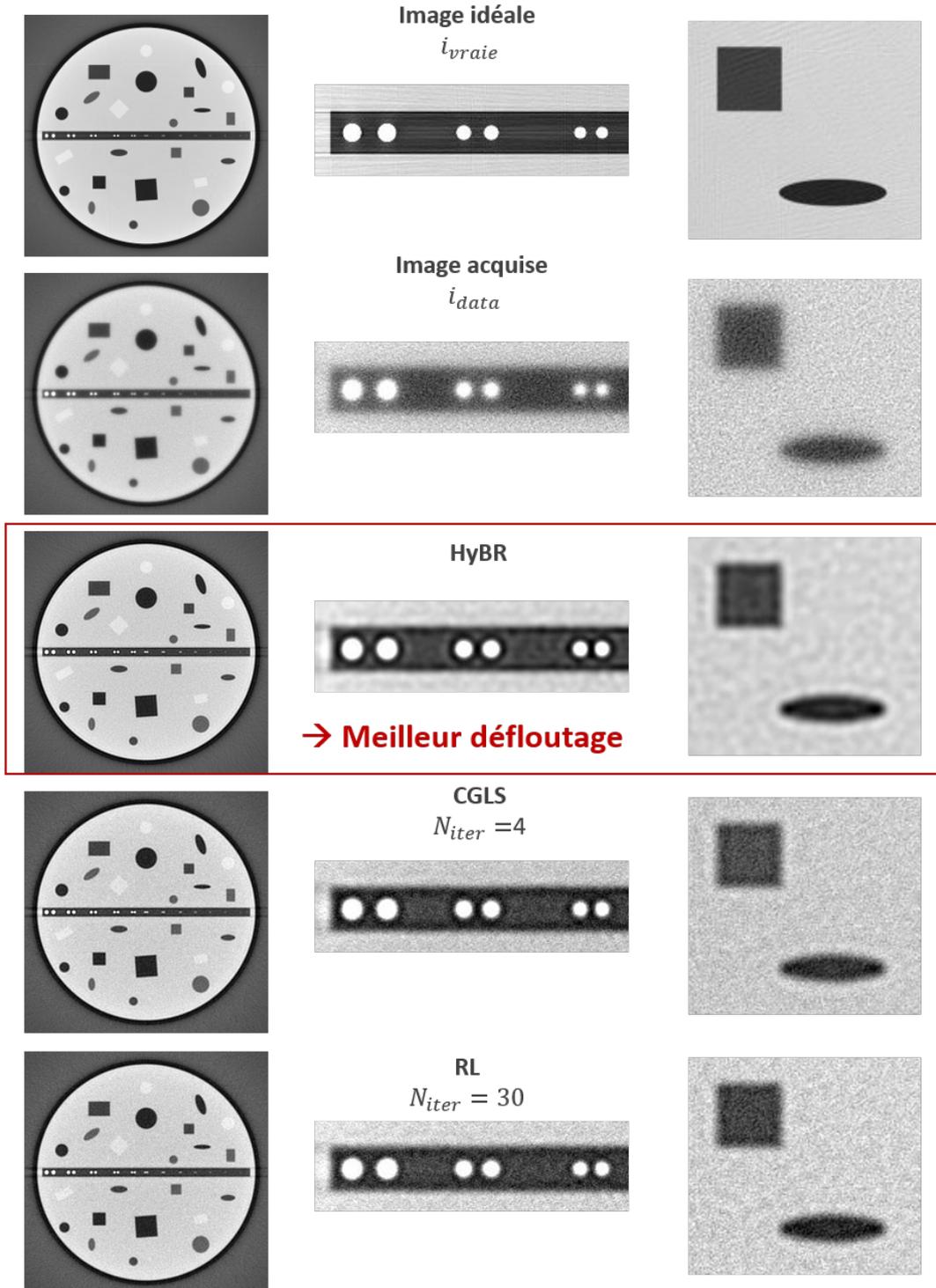


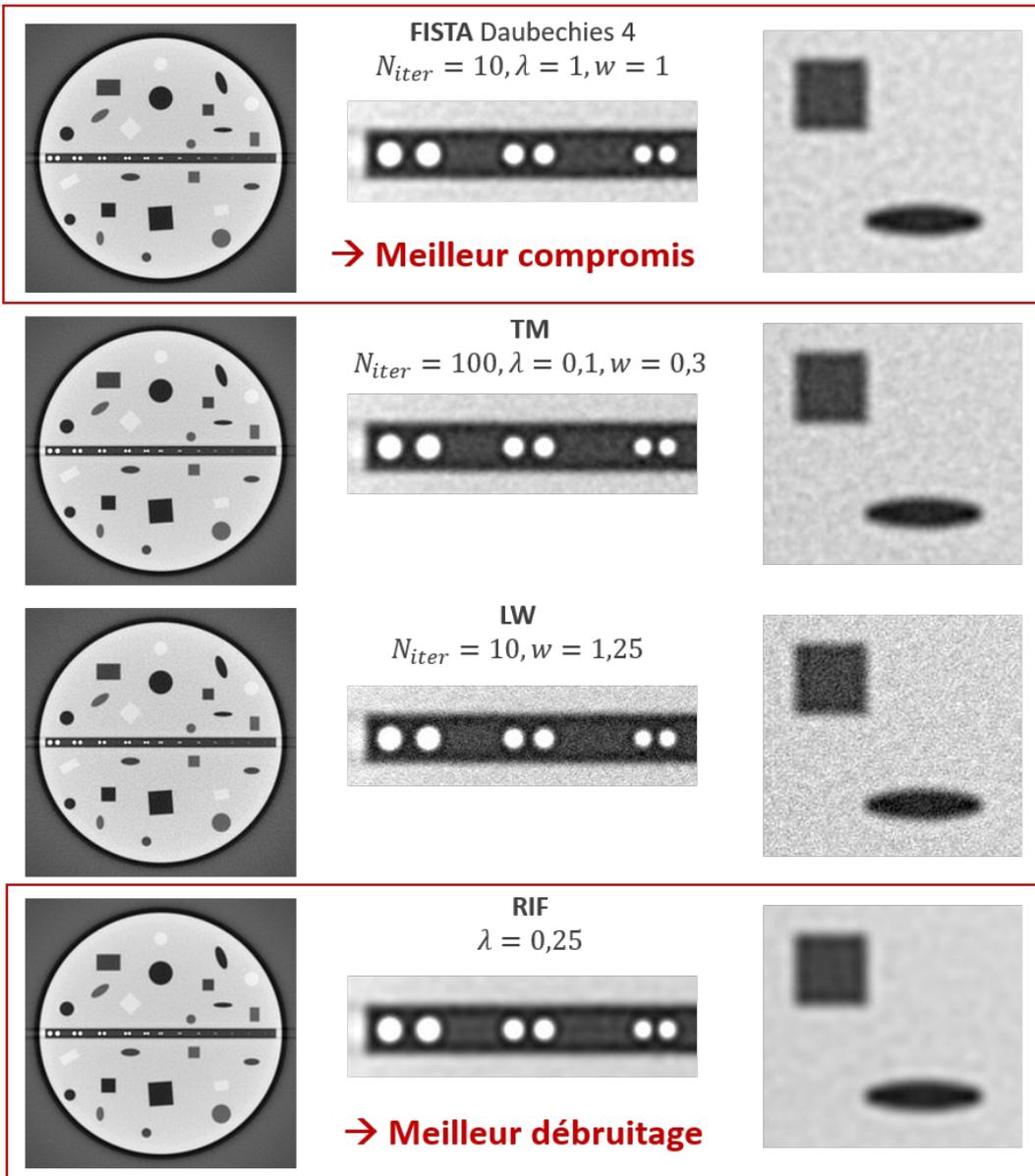
RIF
 $\lambda = 0,25$



Annexe D

Coupes reconstruites après déconvolution des projections avec les différents algorithmes de déconvolution





Annexe E

Implémentation du réseau de neurones sous Python avec la bibliothèque Tensorflow 2.0

Étape 1 : Préparation des ensembles d'entraînement et de validation

Les ensembles d'entraînement et de validation contiennent à eux deux 50 000 entrées et cibles que sont des images de 50 x 50 pixels normalisées entre 0 et 1. Dans un premier temps, chaque image est transformée en une image de dimensions (50, 50, 1) car Keras a besoin d'une troisième dimension pour ses calculs. En entrée, le CNN prend des tenseurs de dimensions (*hauteur de l'image, largeur de l'image, nombre de canaux*). Dans notre cas, le CNN traite en entrée des images en niveau de gris donc des tenseurs de dimensions (50, 50, 1).

Étape 2 : Implémentation de la structure convolutive du modèle

Chaque modèle Keras est construit soit à l'aide de la classe « Sequential », qui représente une succession linéaire de couches, soit à l'aide de la classe « fonctionnel », qui est plus personnalisable. Pour l'implémentation du SRCNN c'est le modèle séquentiel qui est utilisé car ce CNN est composé d'une succession linéaire de trois couches de convolution. Le modèle séquentiel contient un tableau de couches Keras (`tf.keras.layers`), pour le CNN ce sont trois couches de type Conv2D. Les deux premières couches ont une activation de type ReLU. Les couches de convolution Conv2D proposent deux types de remplissage :

- le remplissage de type « same » (remplissage par des pixels aux valeurs nulles),
- le remplissage de type « valid » (aucun remplissage).

La deuxième couche de convolution utilisant un filtre de convolution de taille 1 x 1, il n'est pas nécessaire d'appliquer de remplissage car les dimensions de l'image d'entrée sont conservées, le padding « valid » est donc utilisé. Par contre, la première couche et la dernière couche de convolution nécessitent l'utilisation du padding « same » afin d'avoir une conservation des dimensions de l'image d'entrée. L'utilisation d'autres types de remplissage a été testée mais les meilleures performances sont obtenues avec le padding « same ».

Étape 3 : Définition des métriques du modèle

La définition des métriques du modèle est l'étape finale de la création d'un modèle après laquelle la phase d'entraînement du modèle peut commencer. Lors de cette étape, trois facteurs clefs doivent être définis :

- **la fonction de perte du modèle.** En s'appuyant sur les articles [127, 128] relatant la création de SRCNN, la fonction de perte ayant les meilleures performances est l'erreur quadratique moyenne ou MSE. Elle permet de comparer les pixels des images prédites et des images cibles de chaque exemple,

- **l'optimiseur ou algorithme d'apprentissage.** En apprentissage automatique, l'optimisation est un processus important qui permet d'optimiser les poids du modèle en minimisant la fonction de perte. Keras fournit un certain nombre d'optimiseurs. La technique d'optimisation commune est la descente de gradient présentée au paragraphe 5.1.1.3 du chapitre 5. L'optimiseur le plus utilisé est Adam (Adaptative Momentum estimation) [159] basé sur la descente de gradient. Pour une explication mathématique approfondie se référer à l'article [159]. La descente de gradient classique maintient un taux d'apprentissage unique pour toutes les mises à jour de poids. L'algorithme Adam lui adapte le taux d'apprentissage pour chaque poids du réseau au fur et à mesure de l'apprentissage. Il calcule des taux d'apprentissage adaptatifs individuels pour les différents poids du réseau à partir des estimations du gradient de l'étape actuelle mais également des gradients des étapes précédentes (combinaison des concepts de Momentum et de taux d'apprentissage adaptatif). Le taux d'apprentissage initial est de $\alpha = 0,0001$.
- **une fonction métrique.** Elle est utilisée pour l'évaluation des performances du modèle à la fin de chaque époque sur l'ensemble d'apprentissage et de validation. Les valeurs ainsi obtenues à chaque époque peuvent être demandées en sortie du modèle pour tracer les courbes d'apprentissage rendant compte de l'évolution de l'erreur de prédiction du modèle au cours de son apprentissage. Puisqu'il s'agit d'un problème de comparaison d'images, la fonction métrique est aussi la MSE.

Étape 4 : Entraînement du modèle

L'entraînement du modèle fait appel à la fonction « `model.fit()` » prenant en entrée plusieurs arguments :

- le tenseur contenant les images d'entrée (floues),
- le tenseur contenant les images cibles (nettes),
- le nombre d'époques,
- la fraction des données d'entrée définissant l'ensemble de validation. Dans notre cas elle est fixée à 20 %.

L'intérêt d'utiliser la fonction « `model.fit()` » est qu'elle retourne un objet appelé « History ». Son attribut « `History.history` » est un enregistrement des valeurs de la fonction de perte et des valeurs de la fonction métrique pour les ensembles d'entraînement et de validation à chaque époque permettant de tracer, entre autres, les courbes d'apprentissage du modèle.

Table des figures

1	Vue du tomographe de la cellule CINPHONIE de l'Installation Nucléaire de Base CHICADE du CEA de Cadarache.	2
2	Exemple d'un colis de déchets nucléaires contrôlé par le laboratoire en 2017, avec en a) la photographie du colis sur le banc mécanique du tomographe, en b) la radiographie du colis avec le tomographe du laboratoire, en c) la coupe tomographique du colis après reconstruction, et en d) l'extraction 3D des déchets présents à l'intérieur du colis.	3
1.1	Importance relative des trois types d'interactions photons-matière prédominantes en fonction de l'énergie du photon incident et du numéro atomique du matériau traversé (en rouge), et spectre type d'un accélérateur linéaire de 9 MeV (en pointillés noirs)	7
1.2	Schémas du principe de production des photons avec un tube à rayons X et un accélérateur linéaire d'électrons.	8
1.3	Structures des tomographes à faisceau en éventail et à faisceau conique.	10
1.4	Projection tomographique $p_\theta(t)$ de l'objet ayant les propriétés d'atténuations $f(x, y)$ selon un angle θ	11
1.5	Algorithme de rétroprojection filtrée.	12
1.6	Même image pour des valeurs de rapport signal sur bruit décroissantes des images 1 à 6.	14
2.1	Tomographe du Cetim Sud-Ouest (tube à rayons X de 600 keV) [28].	20
2.2	Tomographe de TEC Eurolab (accélérateur de 6 MeV) [31].	22
2.3	Tomographe de l'Empa (accélérateur de 6 MeV) [36].	22
2.4	Tomographe XXL-CT de l'institut Fraunhofer (accélérateur linéaire de 9 MeV) [40] 24	
2.5	Tomographe de VJ Technologies (accélérateur de 9 MeV) [42].	25
2.6	Tomographe de Jesse Garant (accélérateur de 3 MeV) [45].	26
2.7	Photographie et schéma du détecteur à reprise d'image du tomographe de Jesse Garant composé d'un scintillateur, de deux miroirs et d'une caméra.	26
2.8	Comparaison du scintillateur GOS de $1000 \times 1000 \text{ mm}^2$ de Jesse Garant par rapport à un détecteur à panneau plat type, d'environ $300 \times 300 \text{ mm}^2$ [44].	27
2.9	Tomographe du LLNL (accélérateur de 9 MeV) [46].	28
2.10	Schéma du détecteur CoLOSSIS du tomographe du LLNL [46].	29
2.11	Vue du tomographe de la cellule CINPHONIE (accélérateur SATURNE de 9 à 21 MeV).	30
2.12	Photographie et schéma du détecteur initial.	30
2.13	Exemple d'IQI volumique cylindrique de 25 mm de diamètre développé par la NASA pour l'évaluation des performances de systèmes de tomographie [52].	34
2.14	Différents éléments du fantôme en acier inoxydable utilisé pour l'intercomparaison des tomographes.	35
2.15	Coupes issues des reconstructions tomographiques des deux inserts de 50 mm de diamètre seuls.	39

2.16	Coupes issues des reconstructions tomographiques des fantômes complets (A + B + C) de 200 mm de diamètre.	41
3.1	Photographie du détecteur à panneau plat iRay.	46
3.2	LSF de la source de photons mesurée et son ajustement via une double fonction gaussienne.	47
3.3	Géométrie et dimensions du système de détection initiale du laboratoire.	49
3.4	Schéma d'un système optique composé d'un écran scintillateur, d'une lentille de distance focale F et d'un capteur pixelisée.	50
3.5	Schéma des capteurs sCMOS à éclairage par l'avant (à gauche) et rétroéclairés (à droite).	52
3.6	Vue rapprochée du capteur Raspberry Pi V2.1.	53
3.7	Schéma optique de la formation du spot micrométrique.	53
3.8	Dispositif expérimental pour la caractérisation du spot micrométrique.	53
3.9	Image (PSF(x,y)) du spot obtenue sur le capteur Sony IMX219.	54
3.10	Courbes de la PSF et de la MTF du spot micrométrique.	55
3.11	Vue rapprochée de la matrice du capteur Zyla.	55
3.12	Dispositif expérimental pour la détermination de la PSF du capteur Zyla.	56
3.13	Image du spot micrométrique (PSF(x,y)) obtenue sur le capteur Zyla.	56
3.14	Courbes de PSF du capteur Zyla éclairé par le spot micrométrique et courbes de MTF des différents éléments pour les profils vertical et horizontal.	57
3.15	Comparaison des ajustements des PSF pour les profils vertical (en bleu) et horizontal (en rouge) du capteur Zyla éclairé par le spot micrométrique.	58
3.16	Vue rapprochée de la matrice du capteur Marana.	59
3.17	Dispositif expérimental pour la détermination de la PSF du capteur Marana.	59
3.18	Image du spot micrométrique obtenue (PSF(x,y)) sur le capteur Marana.	59
3.19	Courbes de PSF du capteur Marana éclairé par le spot micrométrique et courbes de MTF des différents éléments.	60
3.20	MTF des objectifs Sigma de la ligne Art ayant différentes distances focales d'après [71, 72].	62
3.21	MTF des objectifs Sigma de la ligne Art projetées dans le plan scintillateur pour une distance optique fixée à 1250 mm.	63
3.22	Dispositif expérimental pour la détermination des ESF des objectifs HyperPrime 25 mm et Sigma 105 mm.	64
3.23	Image de la mire obtenue avec la caméra Zyla et l'objectif Sigma 105 mm et zoom sur les bords utilisés pour les calculs des ESF dans le plan vertical et horizontal.	65
3.24	Courbes d'ESF de la caméra Zyla avec les objectifs HyperPrime 25 mm et Sigma 105 mm et courbes de MTF des différents éléments.	66
3.25	Microstructure mesurées par MEB d'un scintillateur CsI(Tl) et d'un scintillateur GOS(Tb) [76].	68
3.26	Schéma des différentes couches composant les écrans scintillateurs (renforceur, couche de PET et scintillateur).	70
3.28	Valeurs de dépôt d'énergie dans les écrans UltraFine et UltraBright et de résolution spatiale due au dépôt d'énergie en fonction de l'épaisseur et de la composition du renforceur pour les écrans UltraFine et UltraBright pour une irradiation à 9 MeV.	70
3.27	Courbes de LSF et de MTF des scintillateurs UltraBright et UltraFine en fonction de l'épaisseur et du matériau du renforceur, avec couche de PET, pour une irradiation à 9 MeV.	71

3.29	Valeurs de dépôt d'énergie et de résolution spatiale en fonction de l'épaisseur du renforçateur en laiton pour le scintillateur UltraFine avec et sans couche de PET.	73
3.30	Dispositif expérimental pour la détermination des ESF des scintillateurs et exemple de la radiographie de la brique de tungstène avec l'écran UltraFine. .	74
3.31	Variation de la largeur à mi-hauteur de la LSF totale avec l'écran UltraFine en fonction de l'angle de rotation de la brique en tungstène.	74
3.32	Courbes d'ESF mesurées pour chaque scintillateur.	75
3.33	Courbes de MTF des scintillateurs seuls décorrélées des MTF totales.	76
3.34	Signal transmis relatif et résolutions spatiales associés à chaque scintillateur d'après les simulations du paragraphe 3.2.3.3 ou les mesures de cette section. Les points représentant les scintillateurs UltraFine et Fine simulés sont les mêmes (rond bleu), tout comme les points représentant les scintillateurs UltraBright et Bright simulés (rond rouge).	77
3.35	Image de l'IQI Duplex [79] utilisé pour les mesures et tableau des diamètres et espacements des fils de chaque paire.	78
3.36	Images moyennes de l'IQI Duplex obtenues avec les différents scintillateurs. .	79
3.37	Comparaison des profils de l'IQI Duplex expérimentaux et simulés pour les scintillateurs UltraBright et UltraFine.	80
3.38	Courbes de MTF des différents éléments du détecteur projetées dans le plan scintillateur et courbe de MTF totale du détecteur mis à jour.	82
3.39	Valeurs de résolution spatiale de la source et du détecteur mis à jour et de résolution spatiale totale du tomographe dans le plan objet en fonction du grandissement radiographique.	83
3.40	Coupes issues des reconstructions tomographiques des deux inserts de 50 mm de diamètre seuls pour les trois détecteurs comparés.	88
3.41	Profils extraits des coupes de l'insert B de la figure 3.40 pour les trois détecteurs comparés.	90
3.42	Coupes issues des reconstructions tomographiques du fantôme complet (A + B + C) de 200 mm de diamètre pour les trois détecteurs comparés.. . . .	92
4.1	Principe simplifié du processus de formation d'une images bidimensionnelle. .	98
4.2	Principe de formation d'une image bidimensionnelle pouvant être mathématiquement décrit dans le domaine spatial par une convolution discrète à deux dimensions.	99
4.3	Schéma de l'équivalence entre convolution dans le domaine spatial et multiplication dans le domaine fréquentiel.	99
4.4	Projections simulées avec et sans flou et les reconstructions des coupes centrales du fantôme associées.	111
4.5	Régions utilisées pour le calcul du RSB (en rouge) et de la RS(10 %) (en bleu) sur une coupe reconstruite du fantôme.	112
4.6	Projection simulée numéro 411 du fantôme (projection bruitée et floutée). . .	113
4.7	Projection 411 du fantôme après déconvolution avec l'algorithme RIF pour en a) un paramètre de régularisation $\lambda = 0,001$ et en b) un paramètre de régularisation $\lambda = 20$	113
4.8	Graphique de l'évolution des valeurs de MSE en fonction de la valeur du paramètre de régularisation pour l'algorithme RIF.	114
4.9	Graphique de l'évolution des valeurs de MSE en fonction du nombre d'itérations et de la taille du pas pour l'algorithme LW.	115

4.10	Graphique de l'évolution des valeurs de MSE en fonction du nombre d'itérations et de la valeur du paramètre de régularisation pour l'algorithme TM.	116
4.11	Graphiques de l'évolution des valeurs de MSE en fonction du nombre d'itérations et de la valeur du paramètre de régularisation pour l'algorithme FISTA avec les ondelettes Daubechies 2 et Daubechies 4.	117
4.12	Graphique de l'évolution des valeurs de MSE en fonction du nombre d'itérations pour l'algorithme RL.	118
4.13	Graphique de l'évolution des valeurs de MSE en fonction du nombre d'itérations pour l'algorithme CGLS.	118
4.14	Projection 411 simulée sans flou et sans bruit (<i>i_vraie</i>), avec flou et avec bruit (<i>i_data</i>) et sa version après déconvolution avec l'algorithme HyBR.	120
4.15	Graphique répertoriant les valeurs de RS(10 %), de RSB (échelle inversée) et de MSE associées à la reconstruction après déconvolution par chaque algorithme . Le cas de référence, sans déconvolution, est donné à droite.	121
4.16	Coupes issues des reconstructions des tomographies des deux inserts de 50 mm de diamètre seuls obtenues avec le détecteur à panneau plat sans et avec corrections des projections avec différents algorithmes de déconvolution.	125
4.17	Profils extraits des coupes de l'insert B de la figure 4.16 obtenues après reconstructions des tomographies réalisées avec le détecteur à panneau plat sans et avec corrections des projections avec différents algorithmes de déconvolution.	126
4.18	Coupes issues des reconstructions des tomographies des deux inserts de 50 mm de diamètre seuls obtenues avec le détecteur mis à jour sans et avec corrections des projections avec différents algorithmes de déconvolution.	128
4.19	Profils extraits des coupes de l'insert B de la figure 4.18 obtenues après reconstructions des tomographies réalisées avec le détecteur mis à jour sans et avec corrections des projections avec différents algorithmes de déconvolution.	129
4.20	Coupes issues des reconstructions tomographiques du fantômes complet (A + B + C) de 200 mm de diamètre obtenues avec le détecteur à panneau plat sans et avec corrections des projections avec l'algorithme HyBR.	130
4.21	Coupes issues des reconstructions tomographiques du fantôme complet (A + B + C) de 200 mm de diamètre obtenues avec le détecteur mis à jour sans et avec corrections des projections avec différents algorithmes de déconvolution.	131
5.1	Schéma d'un neurone avec m entrées.	137
5.2	Représentation graphique de deux fonctions d'activation couramment utilisées.	138
5.3	Schéma d'un réseau de neurones de type Perceptrons multicouches composé de 3 couches cachées.	139
5.4	Principe de fonctionnement d'une couche de convolution avec un filtre de convolution de 5 x 5 poids.	141
5.5	Principe de fonctionnement d'une couche de convolution avec deux filtres de convolution de 5 x 5 poids.	142
5.6	Exemples de projections simulées sous MODHERATO de fantômes générés aléatoirement de 1000 x 1000 pixels.	145
5.7	Exemples d'images de 50 x 50 pixels présentes dans le jeu de données créé avec en haut les images floues que sont les entrées (X) et en bas les images nettes que sont les cibles (Y).	147
5.8	Structure du réseau SRCNN initial montrant les différents paramètres du modèle.	147
5.9	Courbes d'apprentissage pour l'ensemble de validation du modèle en fonction du nombre d'époques pour différentes valeurs du taux d'apprentissage.	151

5.10	Courbes d'apprentissage pour l'ensemble de validation du modèle en fonction du nombre d'époques pour différents nombres de filtres par couche.	153
5.11	Courbes d'apprentissage pour l'ensemble de validation du modèle en fonction du nombre d'époques pour différentes tailles de filtres par couche.	155
5.12	Courbes d'apprentissage pour l'ensemble de validation du modèle en fonction du nombre d'époques pour différents nombres de couches.	157
5.13	Courbes d'apprentissage pour l'ensemble de validation du modèle en fonction du nombre d'époques pour différents nombres d'images d'entrée.	159
5.14	Coupes reconstruites après application sur les projections simulées, floues et bruitées, du réseau initial pour 25 et 1000 époques et du réseau optimisé pour 25 et 10 époques.	163
5.16	Profils extraits des coupes de l'insert B de la figure 5.15 obtenues après reconstructions des tomographies réalisées avec le détecteur à panneau plat sans et avec corrections des projections avec le réseau de neurones optimisé.	166
5.15	Coupes issues des reconstructions des tomographies des deux inserts de 50 mm de diamètre seuls obtenues avec le détecteur à panneau plat sans et avec corrections des projections avec le réseau de neurones optimisé.	167
5.18	Profils extraits des coupes de l'insert B de la figure 5.17 obtenues après reconstructions des tomographies réalisées avec le détecteur mis à jour sans et avec corrections des projections avec le réseau de neurones optimisé.	170
5.17	Coupes issues des reconstructions des tomographies des deux inserts de 50 mm de diamètre obtenues avec le détecteur mis à jour sans et avec corrections des projections avec le réseau de neurones optimisé.	171
5.19	Coupes issues des reconstructions tomographiques du fantôme complet (A + B + C) de 200 mm de diamètre obtenues avec le détecteur mis à jour sans et avec corrections des projections avec le réseau de neurones optimisé.	174

Liste des tableaux

2.1	Caractéristiques et performances du tomographe du Cetim Sud-Ouest [10]. . .	21
2.2	Caractéristiques et performances du tomographe de TEC Eurolab [29, 14]. . .	21
2.3	Caractéristiques et performances du tomographe de l'Empa [34, 35, 33]. . . .	23
2.4	Caractéristiques et performances du tomographe XXL-CT de l'institut Fraun- hoffer [37, 38].	24
2.5	Caractéristiques et performances du tomographe de VJ Technologies [41, 42].	25
2.6	Caractéristiques et performances du tomographe de Jesse Garant [44, 45]. . .	27
2.7	Comparaison des scintillateurs pour l'imagerie haute énergie [48, 50].	28
2.8	Caractéristiques et performances du tomographe du LLNL [46, 47].	29
2.9	Caractéristiques et performances du tomographe du CEA.	31
2.10	Caractéristiques et performances des huit tomographes comparés dans l'état de l'art.	32
2.11	Paramètres des tomographies réalisées sur quatre tomographes.	37
2.12	Valeurs des indicateurs de qualité d'image associées aux reconstructions to- mographiques des deux inserts de 50 mm de diamètre seuls.	38
2.13	Valeurs des indicateurs de qualité d'image associées aux reconstructions to- mographiques du fantôme complet (A + B + C) de 200 mm de diamètres. . .	42
3.1	Caractéristiques du détecteur à panneau plat NDT 1717HE de iRay [54]. . . .	46
3.2	Paramètres d'ajustement et largeur à mi-hauteur de la LSF de la source de photons.	47
3.3	Caractéristiques des trois caméras de la société Andor comparées.	51
3.4	Paramètres d'ajustement de la PSF du spot micrométrique.	55
3.5	Valeurs de la fréquence de MTF à 10 % et de la résolution spatiale (RS(10 %)) du spot micrométrique.	55
3.6	Paramètres d'ajustement de la PSF du capteur Zyla éclairé par le spot micro- métrique pour les profils vertical et horizontal (capteur + spot micrométrique).	57
3.7	Valeurs de fréquence de MTF à 10 % et de résolution spatiale (RS(10 %)) pour les profils vertical et horizontal du capteur Zyla seul.	58
3.8	Paramètres d'ajustement de la PSF du capteur Marana éclairé par le spot micrométrique (capteur + spot micrométrique).	60
3.9	Valeurs de fréquence de MTF à 10 % et de résolution spatiale (RS(10 %)) du capteur Marana seul.	60
3.10	Grandissements optiques et champs de vue avec la caméra Zyla en fonction de la distance focale de différents objectifs Sigma de la ligne Art pour une distance optique fixée à 1250 mm.	62
3.11	Paramètres d'ajustement des ESF de la caméra Zyla avec les objectifs Hyper- Prime 25 mm et Sigma 105 mm (capteur caméra + objectif).	66
3.12	Valeurs de fréquence de MTF à 10 % et de résolution spatiale (RS(10 %)) pour des objectifs HyperPrime 25 mm et Sigma 105 mm.	67
3.13	Comparaison des caractéristiques des différents scintillateurs envisagés.	69

3.14	Valeurs de résolution spatiale (RS(10 %)) et de quantité de signal produit pour chaque scintillateur.	76
3.15	Écart relatifs entre les contrastes mesurés sur les profils simulés et les profils expérimentaux de l'IQI Duplex pour les écrans UltraBright et UltraFine. . . .	81
3.16	Valeurs de résolution spatiale (RS(10 %)) des différents éléments du détecteur dans le plan scintillateur et valeurs de résolution spatiale totale du détecteur mis à jour.	82
3.17	Valeurs du diamètre maximal des objets pouvant être tomographiés en demi-champ avec le détecteur mis à jour en fonction du grandissement radiographique appliqué.	84
3.18	Paramètres des tomographies réalisées avec le détecteur initial, le détecteur mis à jour et le détecteur à panneau plat.	86
3.19	Valeurs des indicateurs de qualité d'image associées aux reconstructions tomographiques des deux inserts de 50 mm de diamètre seuls.	89
3.20	Paramètres d'ajustement des ESF globales du tomographe avec le détecteur initial (grandissement radiographique de 1,48), le détecteur à panneau plat (grandissement radiographique de 1,17) et le détecteur mis à jour (grandissement radiographique de 1,09).	90
3.21	Valeurs des indicateurs de qualité d'image associées aux reconstructions tomographiques du fantôme complet (A + B + C) de 200 mm de diamètres. . .	93
4.1	Paramètres fixés par l'utilisateur des différents algorithmes de déconvolution.	109
4.2	Paramètres d'ajustement de l'ESF globale du tomographe avec le détecteur à panneau plat (grandissement radiographique de 1,17) d'après les tomographies réalisées au paragraphe 3.3 du chapitre 3.	110
4.3	Valeurs maximales de la taille du pas en fonction du paramètre de régularisation λ pour obtenir des images exploitables quelque soit le nombre d'itérations.	115
4.4	Valeurs de la MSE et des paramètres optimaux des différents algorithmes testés et temps d'exécution par projection associés.	119
4.5	Valeurs de RS(10 %), de RSB et de MSE de chaque algorithme associées à la reconstruction après déconvolution par chaque algorithme et à la reconstruction sans déconvolution.	121
4.6	Paramètres d'ajustement des ESF globales du tomographe avec le détecteur à panneau plat (grandissement radiographique de 1,17) et le détecteur mis à jour (grandissement radiographique de 1,09) d'après les tomographies réalisées au paragraphe 3.3 du chapitre 3.	123
4.7	Valeurs des indicateurs de qualité d'image associées aux reconstructions des tomographies des deux inserts de 50 mm de diamètre seuls obtenues avec le détecteur à panneau plat sans et avec corrections des projections avec différents algorithmes de déconvolution.	124
4.8	Valeurs des indicateurs de qualité d'image associées aux reconstructions des tomographies des deux inserts de 50 mm de diamètre seuls obtenues avec le détecteur mis à jour sans et avec corrections des projections avec différents algorithmes de déconvolution.	127
4.9	Valeurs des indicateurs de qualité d'image associées aux reconstructions tomographiques du fantôme complet (A + B + C) de 200 mm de diamètres obtenues avec le détecteur mis à jour sans et avec corrections des projections avec différents algorithmes de déconvolution.	131

5.1	Plages de variations des différents paramètres tirés aléatoirement pour la génération des 300 fantômes de 1000 x 1000 x 1000 pixels pour la construction du jeu de données.	145
5.2	Paramètres d'ajustement de l'ESF globale du tomographe avec le détecteur à panneau plat (grandissement radiographique de 1,17) d'après les tomographies réalisées au paragraphe 3.3 du chapitre 3.	146
5.3	Temps d'apprentissage et valeur moyenne de la MSE sur l'ensemble de test du réseau initial.	150
5.4	Caractéristiques du processeur et de la carte graphique disponibles pour l'apprentissage des réseaux.	150
5.5	Temps d'apprentissage et valeurs moyennes de la MSE sur l'ensemble de test en faisant varier la valeur du taux d'apprentissage.	152
5.6	Temps d'apprentissage et valeurs moyennes de la MSE sur l'ensemble de test en faisant varier le nombre de filtres par couche.	154
5.7	Temps d'apprentissage et valeurs moyennes de la MSE sur l'ensemble de test en faisant varier la taille des filtres par couche.	156
5.8	Temps d'apprentissage et valeurs moyennes de la MSE sur l'ensemble de test en faisant varier le nombre de couches.	158
5.9	Temps d'apprentissage et valeurs moyennes de la MSE sur l'ensemble de test en faisant varier le nombre d'images d'entrée.	159
5.10	Hyperparamètres des structures du modèle final optimisé et du réseau initial.	160
5.11	Temps d'apprentissage, valeurs de RS 10% et de la MSE sur la coupe reconstruite floue et sans bruit pour le réseau initial et le modèle optimisé en fonction du nombre d'époques.	161
5.12	Valeurs de RS(10 %), de RSB et de la MSE sur la coupe reconstruite floue et bruitée pour le réseau initial et le réseau optimisé en fonction du nombre d'époques.	162
5.13	Valeurs de RS(10 %), de RSB et de la MSE sur la coupe reconstruite pour le modèle optimisé et les trois algorithmes de déconvolution sélectionnés au chapitre 4.	164
5.14	Paramètres d'ajustement des ESF globales du tomographe avec le détecteur à panneau plat (grandissement radiographique de 1,17) et le détecteur mis à jour (grandissement radiographique de 1,09) d'après les tomographies réalisées au paragraphe 3.3 du chapitre 3.	165
5.15	Valeurs des indicateurs de qualité d'image associées aux reconstructions des tomographies des deux inserts de 50 mm de diamètre seuls obtenues avec le détecteur à panneau plat sans et avec corrections des projections avec le réseau de neurones optimisé.	168
5.16	Valeurs des indicateurs de qualité d'image associées aux reconstructions des tomographies des deux inserts de 50 mm de diamètre obtenues avec le détecteur mis à jour sans et avec corrections des projections avec le réseau de neurones optimisé.	172
5.17	Valeurs des indicateurs de qualité d'image associées aux reconstructions tomographiques du fantôme complet (A + B + C) de 200 mm de diamètres obtenues avec le détecteur mis à jour sans et avec corrections des projections avec le réseau de neurones optimisé.	175

Bibliographie

- [1] *Codes and Standards Bodies Involved in NDT Industry*. URL : https://www.asnt.org/MajorSiteSections/Standards/Codes_and_Standard_Bodies.aspx (visité le 25/10/2021).
- [2] C. FOURNIER. “Panorama Des Normes et Documents Normatifs Dans Le Domaine Des Essais Non Destructifs”. In : (), p. 35.
- [3] *Metal Additive Manufacturing Market Size, Share, Report 2022-2030*. URL : <https://www.precedenceresearch.com/metal-additive-manufacturing-market> (visité le 09/09/2022).
- [4] A. LOPEZ et al. “Non-Destructive Testing Application of Radiography and Ultrasound for Wire and Arc Additive Manufacturing”. In : *Additive Manufacturing* 21 (mai 2018), p. 298-306. ISSN : 2214-8604. DOI : 10.1016/j.addma.2018.03.020. URL : <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S221486041830054X> (visité le 25/10/2021).
- [5] R. HANKE, T. FUCHS et N. UHLMANN. “X-Ray Based Methods for Non-Destructive Testing and Material Characterization”. In : *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A : Accelerators, Spectrometers, Detectors and Associated Equipment*. Radiation Imaging Detectors 2007 591.1 (juin 2008), p. 14-18. ISSN : 0168-9002. DOI : 10.1016/j.nima.2008.03.016. URL : <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0168900208003914> (visité le 25/10/2021).
- [6] N. ESTRE et al. “Design of a Very Efficient Detector for High Energy Tomography”. In : *2018 IEEE Nuclear Science Symposium and Medical Imaging Conference Proceedings (NSS/MIC)*. Nov. 2018, p. 1-3. DOI : 10.1109/NSSMIC.2018.8824699.
- [7] D. TISSEUR et al. “Detector Upgrade for Fast MeV X-ray Imaging for Severe Accidents Experiments”. In : *IEEE Transactions on Nuclear Science* (2019). URL : <https://hal-cea.archives-ouvertes.fr/cea-02316646> (visité le 06/12/2021).
- [8] S. CARMIGNATO, W. DEWULF et R. LEACH, éd. *Industrial X-Ray Computed Tomography*. Cham : Springer International Publishing, 2018. ISBN : 978-3-319-59571-9 978-3-319-59573-3. DOI : 10.1007/978-3-319-59573-3. URL : <http://link.springer.com/10.1007/978-3-319-59573-3> (visité le 14/06/2022).
- [9] W.R. LEO. *Techniques for Nuclear and Particle Physics Experiments*. Germany : Springer, 1987. ISBN : 3-540-17386-2. URL : http://inis.iaea.org/search/search.aspx?orig_q=RN:19033249.
- [10] *Tomographie à rayons X - TOMOGRAPHIE INDUSTRIEL 600 KV*. URL : <https://www.cetimsudouest.fr/technologies-moyens/tomographie-rayon-x/> (visité le 24/06/2022).

- [11] A. KOCH. “Lens Coupled Scintillating Screen-CCD X-ray Area Detector with a High Detectable Quantum Efficiency”. In : *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A : Accelerators, Spectrometers, Detectors and Associated Equipment* 348.2 (sept. 1994), p. 654-658. ISSN : 0168-9002. DOI : 10.1016/0168-9002(94)90818-4. URL : <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/0168900294908184> (visité le 01/06/2022).
- [12] H. XIE et al. “Study of Scintillator Thickness Optimization of Lens-Coupled X-ray Imaging Detectors”. In : *J. Inst.* 11.03 (mars 2016), p. C03057-C03057. ISSN : 1748-0221. DOI : 10.1088/1748-0221/11/03/C03057. URL : <https://iopscience.iop.org/article/10.1088/1748-0221/11/03/C03057> (visité le 01/06/2022).
- [13] M. VRETENAR. *CERN - Introduction to RF Linear Accelerators*. URL : <https://cas.web.cern.ch/sites/default/files/lectures/frascati-2008/vretenar.pdf>.
- [14] *4343HE*. URL : <https://www.vareximaging.com/solutions/4343he-2/> (visité le 11/07/2022).
- [15] *PerkinElmer - Flat Panel X-ray Detectors*. URL : https://www.perkinelmer.com/PDFs/downloads/SPC-NDT-Detectors-012163A_01.pdf (visité le 16/07/2021).
- [16] A. C. KAK et M. SLANEY. *Principles of Computerized Tomographic Imaging*. Society for Industrial and Applied Mathematics, 2001. DOI : 10.1137/1.9780898719277. eprint : <https://epubs.siam.org/doi/pdf/10.1137/1.9780898719277>. URL : <https://epubs.siam.org/doi/abs/10.1137/1.9780898719277>.
- [17] A. CAZASNOVES. “Représentation Par Maillage Adapté Pour La Reconstruction 3D En Tomographie Par Rayons X”. Sous la direction de Françoise Peyrin. Soutenue le 08-12-2015, à Lyon, INSA, dans le cadre de École doctorale Électronique, électrotechnique, automatique (Lyon), en partenariat avec CREATIS - Centre de Recherche et d’Application en Traitement de l’Image et du Son, UMR5515 (Lyon, Rhône) (laboratoire), Centre de recherche en applications et traitement de l’image pour la santé / CREATIS (laboratoire) et de Imagerie Tomographique et Radiothérapie (équipe de recherche). These de Doctorat. Lyon, INSA, déc. 2015. URL : <https://www.theses.fr/2015ISAL0121> (visité le 14/09/2022).
- [18] L. A. FELDKAMP, L. C. DAVIS et J. W. KRESS. “Practical Cone-Beam Algorithm”. In : *Journal of The Optical Society of America A-optics Image Science and Vision* 1 (1984), p. 612-619.
- [19] J. RADON. “Über Die Bestimmung von Funktionen Durch Ihre Integralwerte Langs Gewisser Mannigfaltigkeiten.” In : *Journal of Mathematical Physics* 69 (1917), p. 262-277.
- [20] J. RADON. “On the Determination of Functions from Their Integral Values along Certain Manifolds”. In : *IEEE Transactions on Medical Imaging* 5.4 (déc. 1986), p. 170-176. ISSN : 1558-254X. DOI : 10.1109/TMI.1986.4307775.
- [21] S. RIT et al. “The Reconstruction Toolkit (RTK), an Open-Source Cone-Beam CT Reconstruction Toolkit Based on the Insight Toolkit (ITK)”. In : 2014. DOI : 10.1088/1742-6596/489/1/012079.
- [22] *VGSTUDIO MAX*. URL : <https://www.volumegraphics.com/fr/products/vgsm.html> (visité le 27/06/2022).

-
- [23] R. C. GONZALEZ, R. E. WOODS et B. R. MASTERS. “Digital Image Processing, Third Edition”. In : *J. Biomed. Opt.* 14.2 (2009), p. 029901. ISSN : 10833668. DOI : 10.1117/1.3115362. URL : <http://biomedicaloptics.spiedigitallibrary.org/article.aspx?doi=10.1117/1.3115362> (visité le 14/06/2022).
- [24] *Understanding Read Noise in sCMOS Cameras*. URL : <https://andor.oxinst.com/learning/view/article/understanding-read-noise-in-scmos-cameras> (visité le 14/06/2022).
- [25] M. WELVAERT et Y. ROSSEEL. “On the Definition of Signal-To-Noise Ratio and Contrast-To-Noise Ratio for fMRI Data”. In : *PLoS ONE* 8.11 (nov. 2013). Sous la dir. d’E. YACOB, e77089. ISSN : 1932-6203. DOI : 10.1371/journal.pone.0077089. URL : <https://dx.plos.org/10.1371/journal.pone.0077089> (visité le 15/06/2022).
- [26] E. SAMEI, M. J. FLYNN et D. A. REIMANN. “A Method for Measuring the Presampled MTF of Digital Radiographic Systems Using an Edge Test Device”. In : *Medical Physics* 25.1 (1998), p. 102-113. ISSN : 2473-4209. DOI : 10.1118/1.598165. URL : <https://aapm.onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1118/1.598165> (visité le 28/01/2020).
- [27] *NF EN ISO 15708-1*. URL : <https://www.boutique.afnor.org/fr-fr/norme/nf-en-iso-157081/essais-non-destructifs-methodes-par-rayonnements-pour-la-tomographie-inform/fa194292/82735> (visité le 24/06/2022).
- [28] *Cetim Sud-Ouest, Qui sommes-nous ?* URL : <https://www.cetimsudouest.fr/qui-sommes-nous/> (visité le 16/06/2022).
- [29] *Tec Eurolab : Tomographic Systems*. URL : <https://www.tec-eurolab.com/en/tomographic-systems/> (visité le 28/06/2022).
- [30] *SIEMENS Healthineers - Linear Accelerator*. URL : <https://www.oem-products.siemens-healthineers.com/linear-accelerator> (visité le 06/09/2022).
- [31] TEC EUROLAB CHANNEL. *Tec-Eurolab.Com : 6 MEV LINAC CT (1)*. Sept. 2019. URL : <https://www.youtube.com/watch?v=GHbh2SfsrzI> (visité le 28/06/2022).
- [32] *Empa - Center for X-ray Analytics - Overview*. URL : <https://www.empa.ch/web/s499> (visité le 28/06/2022).
- [33] A. FLISCH et al. “High Energy CT with Portable 6 MeV Linear Accelerator”. In : (), p. 2.
- [34] C. VON DESCHWANDEN et al. “Hardware Based Contrast Enhancement and Cupping Reduction in Industrial MeV Cone Beam Computed Tomography”. In : *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A : Accelerators, Spectrometers, Detectors and Associated Equipment* 994 (avr. 2021), p. 165044. ISSN : 01689002. DOI : 10.1016/j.nima.2021.165044. URL : <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0168900221000280> (visité le 28/06/2022).
- [35] C. STRITT et al. “Performance Quantification of a Flat-Panel Imager in Industrial Mega-Voltage X-ray Imaging Systems”. In : *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A : Accelerators, Spectrometers, Detectors and Associated Equipment* 848 (mars 2017), p. 73-80. ISSN : 0168-9002. DOI : 10.1016/j.nima.2016.12.044. URL : <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0168900216313134> (visité le 28/06/2022).
- [36] *Da TEC Eurolab la tomografia computerizzata non ha più limiti*. Oct. 2019. URL : <https://www.compositimagazine.it/da-tec-eurolab-la-tomografia-computerizzata-non-ha-piu-limiti/> (visité le 16/06/2022).

- [37] M. SALAMON et al. “XXL-CT, Unique CT Capabilities for Industrial Applications”. In : (), p. 2.
- [38] M SALAMON et al. “High Energy X-ray Imaging for Industrial Application”. In : (2011), p. 13.
- [39] M BÖHNEL et al. “XXL-CT Capabilities for the Inspection of Modern Electric Vehicles”. In : (), p. 8.
- [40] *Can Airplanes Get X-rayed?* URL : https://www.iis.fraunhofer.de/en/magazin/2020/roentgen/xxl_computed_tomography.html (visité le 28/06/2022).
- [41] *Computed Tomography – VJ Technologies*. URL : <https://vjt.com/vjt/technologies/ct/> (visité le 28/06/2022).
- [42] S. HALLIWELL et A. CHRISTODOULOU. *Evaluation of Computed Tomography Techniques for Material Identification in Low Level and Intermediate Level Waste - 16648*. Rapp. tech. INIS-US-19-WM-16648. WM Symposia, Inc., PO Box 27646, 85285-7646 Tempe, AZ (United States), juill. 2016. URL : <https://www.osti.gov/biblio/22838376-evaluation-computed-tomography-techniques-material-identification-low-level-intermediate-level-waste> (visité le 28/06/2022).
- [43] *Varex Imaging - Linatron™ M*. URL : https://www.vareximaging.com/solution_cat/linatron-m-linear-accelerators-high-energy/ (visité le 06/09/2022).
- [44] A. GOOD. *Accelerator-Based, Large Format Computed Tomography for Nondestructive Testing*. 2018. URL : <https://www.ndt.net/search/docs.php?id=23188%5C&msgid=0%5C&rootID=0> (visité le 28/06/2022).
- [45] *Jesse Garant Metrology Center Launches High-Energy CT Inspection Service for AM Parts*. Jan. 2018. URL : <https://www.metal-am.com/jesse-garant-metrology-center-launches-high-energy-ct-inspection-service-parts/> (visité le 28/06/2022).
- [46] A. HELLER. “A cat scanner for nuclear weapon”. In : *S&TR* July/August 2009 (July/August 2009), p. 10-17. URL : <https://str.llnl.gov/content/pages/past-issues-pdfs/2009.07.pdf> (visité le 07/12/2021).
- [47] DOE/Lawrence Livermore National LABORATORY. *Scientists Develop New CT Scanner to Image Nuclear Weapon Components*. URL : <https://www.sciencedaily.com/releases/2010/01/100126084740.htm> (visité le 07/12/2021).
- [48] N. J. CHEREPY et al. “Transparent Ceramic Scintillators for Gamma Spectroscopy and MeV Imaging”. In : *SPIE Optical Engineering + Applications*. Sous la dir. de L. FRANKS et al. San Diego, California, United States, sept. 2015, 95930P. DOI : 10.1117/12.2189156. URL : <http://proceedings.spiedigitallibrary.org/proceeding.aspx?doi=10.1117/12.2189156> (visité le 28/06/2022).
- [49] Nerine CHEREPY. “MeV Radiography with GLO Transparent Ceramic Scintillator”. In : (2016), p. 15.
- [50] D. TISSEUR et al. “Performance Evaluation of Several Well-Known and New Scintillators for MeV X-ray Imaging”. In : *2018 IEEE Nuclear Science Symposium and Medical Imaging Conference Proceedings (NSS/MIC)*. Sydney, Australia : IEEE, nov. 2018, p. 1-3. ISBN : 978-1-5386-8494-8. DOI : 10.1109/NSSMIC.2018.8824663. URL : <https://ieeexplore.ieee.org/document/8824663/> (visité le 30/06/2022).
- [51] D. TISSEUR et al. “Cellule CINPHONIE : une plateforme de tomographie haute énergie pour des objets de grandes tailles, Journées COFREND 2017”. In : Journées COFREND 2017 (jan. 2020). URL : https://www.ndt.net/article/cofrend2017/papers/ME3B4_D_TISSEUR.pdf (visité le 06/01/2020).

-
- [52] J. S. JONES et al. *Development of X-Ray Computed Tomography Image Quality Indicators, "IQIs"*. Nov. 2018. URL : <https://ntrs.nasa.gov/citations/20180007679> (visité le 17/06/2022).
- [53] *Scipy.Optimize.Curve_fit — SciPy v1.9.0 Manual*. URL : https://docs.scipy.org/doc/scipy/reference/generated/scipy.optimize.curve_fit.html (visité le 22/08/2022).
- [54] *IRAY | Global Provider of X-Ray Imaging Component Solutions-Products*. URL : <https://www.iraygroup.com/site/productDetail/290?lang=EN> (visité le 12/07/2022).
- [55] *X-Ray Scintillator Screen "DRZ" | Products*. URL : https://www.m-chemical.co.jp/en/products/departments/mcc/ledmat/product/1201037_7550.html (visité le 12/07/2022).
- [56] *SLR Magic HyperPrime 25 Mm Lens Specifications*. URL : <http://www.slrmagic.info/product/HyperPrime+CINE+III+2595MFT> (visité le 30/09/2020).
- [57] *ANDOR : Zyla 5.5 Camera Specifications*. URL : <https://andor.oxinst.com/products/scmos-camera-series/zyla-5-5-scmos> (visité le 21/01/2019).
- [58] *Complementary Metal Oxide Semi-Conductor*. URL : https://fr.wikipedia.org/wiki/Complementary_metal_oxide_semi-conductor (visité le 30/09/2020).
- [59] *sCMOS Sensors*. URL : <https://www.baesystems.com/en/productfamily/scmos-sensors> (visité le 06/09/2022).
- [60] *Andor - Scientific sCMOS Cameras for Life & Physical Science*. URL : <https://andor.oxinst.com/products/scmos-cameras> (visité le 06/09/2022).
- [61] *PCO : SCIENTIFIC CAMERAS*. URL : <https://www.pco.de/scientific-cameras/> (visité le 06/09/2022).
- [62] *Hamamatsu Photonics - Cameras*. URL : <https://www.hamamatsu.com/eu/en/product/cameras.html> (visité le 06/09/2022).
- [63] *ANDOR : Marana Camera Specifications*. URL : <https://andor.oxinst.com/products/scmos-camera-series/marana-scmos> (visité le 30/09/2020).
- [64] *ANDOR : Balor Camera Specifications*. URL : <https://andor.oxinst.com/products/scmos-camera-series/balor-scmos%5C#product-information-tabs> (visité le 06/08/2020).
- [65] *Global LASER. Imatron Laser Diode Module Sigma Technical Characteristics*. URL : <https://docs.rs-online.com/8149/0900766b802f3411.pdf> (visité le 13/10/2020).
- [66] *Edmund Optique : 543nm Alignment, 0,55 NA, Connecteur SMA, Collimateur Fibre Optique*. URL : <https://www.edmundoptics.fr/p/543nm-alignment-055-na-fiber-collimator-w-sma-connector/19459/> (visité le 29/01/2019).
- [67] *Edmund Optique : 100X Obj. Mitutoyo Plan Apo SL Corrigé Infini Longue Distance de Travail*. URL : <https://www.edmundoptics.fr/p/100x-mitutoyo-plan-apo-sl-infinity-corrected-objective/6831/> (visité le 29/01/2019).
- [68] *Raspberry Pi : Camera Module V2*. URL : <https://www.raspberrypi.org/products/camera-module-v2/> (visité le 28/01/2020).
- [69] *SIGMA - Objectifs Photo*. URL : <https://www.sigma-photo.fr/13-objectifs-photo> (visité le 06/09/2022).
- [70] *Leica Camera FR - Objectifs Leica M*. URL : <https://leica-camera.com/fr-FR/photographie/objectifs/m> (visité le 06/09/2022).

- [71] Roger CICALA. *Just MTF Charts : Sigma Prime Lenses*. Avr. 2019. URL : <https://www.lensrentals.com/blog/2019/04/just-mtf-charts-sigma-prime-lenses/> (visité le 25/08/2022).
- [72] Roger CICALA. *More Ultra High-Resolution MTF Experiments*. Oct. 2019. URL : <https://www.lensrentals.com/blog/2019/10/more-ultra-high-resolution-mtf-experiments/> (visité le 25/08/2022).
- [73] *ISSI - Lens Control*. Mai 2018. URL : <https://innssi.com/lens-control/> (visité le 06/09/2022).
- [74] *Mires de Résolution USAF 1951 sur Verre | Edmund Optics*. URL : <https://www.edmundoptics.fr/f/1951-usaf-glass-slide-resolution-targets/12064/> (visité le 07/09/2022).
- [75] *New Sensor Module with CsI and GOS Scintillator*. URL : <https://www.epic-crystal.com/feature-design/new-sensor-module-with-csi-and-gos-scintillator.html> (visité le 09/09/2022).
- [76] B. K. CHA et al. "Fabrication and Imaging Characterization of High Sensitive CsI(Tl) and Gd₂O₂S(Tb) Scintillator Screens for X-ray Imaging Detectors". In : *Radiation Measurements*. Proceedings of the 7th European Conference on Luminescent Detectors and Transformers of Ionizing Radiation (LUMDETR 2009) 45.3 (mars 2010), p. 742-745. ISSN : 1350-4487. DOI : 10.1016/j.radmeas.2009.12.025. URL : <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1350448709003928> (visité le 08/09/2022).
- [77] *X-Ray Phosphor Screens*. URL : <https://scintacor.com/products/x-ray-scintillator-screens/> (visité le 23/08/2022).
- [78] B. PELOWITZ. *MCNP6 Users Manual - Code Version 1.0 - LA-CP-13-00634*. 2013.
- [79] *IQI Duplex 13D - 15D Haute Résolution- 17 D Ultra Haute Résolution*. URL : <https://www.bergeret-jeannet.fr/produit/iqi-duplex-13d-15d-haute-resolution/> (visité le 27/04/2022).
- [80] J-L. PETTIER, D. ECK et R. THIERRY. "High Energy X-ray Imagery on Large or Dense Objects : Definition and Performance Studies of Measurement Devices." In : *2003 3rd International Conference on Emerging Technologies in Non-Destructive Testing*. Greece : CRC Press, mai 2003, p. 211. ISBN : 978-90-5809-645-6.
- [81] L. BERGE et al. "Fast High-Energy X-Ray Imaging for Severe Accidents Experiments on the Future PLINIUS-2 Platform". In : *IEEE Transactions on Nuclear Science* 65.9 (sept. 2018), p. 2573-2581. ISSN : 1558-1578. DOI : 10.1109/TNS.2018.2847460.
- [82] P. J. VERVEER, G. M. P. van KEMPEN et T. M. JOVIN. "Super-Resolution MAP Algorithms Applied to Fluorescence Imaging". In : *Three-Dimensional Microscopy : Image Acquisition and Processing IV*. T. 2984. SPIE, avr. 1997, p. 125-135. DOI : 10.1117/12.271258. URL : <https://www.spiedigitallibrary.org/conference-proceedings-of-spie/2984/0000/Super-resolution-MAP-algorithms-applied-to-fluorescence-imaging/10.1117/12.271258.full> (visité le 14/02/2022).
- [83] *Lectures on Cauchy's Problem in Linear Partial Differential Equations | Jacques Hadamard | Download*. Consulté en janvier 2022. URL : <https://fr1lib.org/book/2532861/10f1d9> (visité le 17/01/2022).
- [84] *HomePage | Scientific Volume Imaging*. URL : <https://svi.nl/HomePage> (visité le 05/01/2022).

-
- [85] *Best Image Deconvolution and Restoration Software - Autoquant X3*. URL : <https://www.mediacy.com/autoquantx3> (visité le 05/01/2022).
- [86] C. A. SCHNEIDER, W. S. RASBAND et K. W. ELICEIRI. “NIH Image to ImageJ : 25 Years of Image Analysis”. In : *Nat Methods* 9.7 (juill. 2012), p. 671-675. ISSN : 1548-7105. DOI : 10.1038/nmeth.2089. URL : <https://www.nature.com/articles/nmeth.2089> (visité le 05/01/2022).
- [87] D. SAGE et al. “DeconvolutionLab2 : An Open-Source Software for Deconvolution Microscopy”. In : *Methods* 115 (fév. 2017), p. 28-41. ISSN : 10462023. DOI : 10.1016/j.ymeth.2016.12.015. URL : <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S1046202316305096> (visité le 05/01/2022).
- [88] *Parallel Iterative Deconvolution - Piotr Wendykier*. URL : <https://sites.google.com/site/piotrwendykier/software/deconvolution> (visité le 05/01/2022).
- [89] *RestoreTools*. URL : <http://www.mathcs.emory.edu/~nagy/RestoreTools/index.html> (visité le 07/01/2022).
- [90] *Iterative Deconvolve 3D*. URL : <https://imagej.github.io/plugins/iterative-deconvolve-3d> (visité le 07/01/2022).
- [91] P. C. HANSEN. “Deconvolution and Regularization with Toeplitz Matrices”. In : *Numerical Algorithms* 29.4 (avr. 2002), p. 323-378. ISSN : 1572-9265. DOI : 10.1023/A:1015222829062. URL : <https://doi.org/10.1023/A:1015222829062> (visité le 17/02/2022).
- [92] H. KHALIL. “Matrices structurées et matrices de Toeplitz par blocs de Toeplitz en calcul numérique et formel”. Thèse de doct. Université Claude Bernard - Lyon I, juill. 2008. URL : <https://tel.archives-ouvertes.fr/tel-00306987> (visité le 18/02/2022).
- [93] S. JOSE et al. “Least Square Based Image Deblurring”. In : *2017 International Conference on Advances in Computing, Communications and Informatics (ICACCI)*. Sept. 2017, p. 1453-1457. DOI : 10.1109/ICACCI.2017.8126045.
- [94] N. WIENER. *Extrapolation, Interpolation, and Smoothing of Stationary Time Series : With Engineering Applications*. Cambridge, MA, USA : MIT Press, août 1949. ISBN : 978-0-262-23002-5.
- [95] L. LANDWEBER. “An Iteration Formula for Fredholm Integral Equations of the First Kind”. In : *American Journal of Mathematics* 73.3 (1951), p. 615-624. ISSN : 0002-9327. DOI : 10.2307/2372313. URL : <https://www.jstor.org/stable/2372313> (visité le 12/01/2022).
- [96] T. PAJDLA et J. MATAS, éd. *Computer Vision, ECCV 2004 : 8th European Conference on Computer Vision, Prague, Czech Republic, May 11-14, 2004 : Proceedings*. Lecture Notes in Computer Science 3021. Berlin ; New York : Springer, 2004. ISBN : 978-3-540-21984-2 978-3-540-21983-5 978-3-540-21982-8 978-3-540-21981-1.
- [97] A. BECK et M. TEOULLE. “A Fast Iterative Shrinkage-Thresholding Algorithm for Linear Inverse Problems”. In : *SIAM J. Imaging Sci.* 2.1 (jan. 2009), p. 183-202. ISSN : 1936-4954. DOI : 10.1137/080716542. URL : <http://epubs.siam.org/doi/10.1137/080716542> (visité le 12/01/2022).
- [98] M. I. FLOREA et S. A. VOROBYOV. “A Robust FISTA-like Algorithm”. In : *2017 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*. Mars 2017, p. 4521-4525. DOI : 10.1109/ICASSP.2017.7953012.

- [99] J. M. BIOUSCAS-DIAS et M. A. T. FIGUEIREDO. “A New TwIST : Two-Step Iterative Shrinkage/Thresholding Algorithms for Image Restoration”. In : *IEEE Transactions on Image Processing* 16.12 (déc. 2007), p. 2992-3004. ISSN : 1941-0042. DOI : 10.1109/TIP.2007.909319.
- [100] I. DAUBECHIES, M. DEFRISE et C. DE MOL. “An Iterative Thresholding Algorithm for Linear Inverse Problems with a Sparsity Constraint”. In : *Comm. Pure Appl. Math.* 57.11 (nov. 2004), p. 1413-1457. ISSN : 0010-3640, 1097-0312. DOI : 10.1002/cpa.20042. URL : <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1002/cpa.20042> (visité le 20/01/2022).
- [101] L. B. LUCY. “An Iterative Technique for the Rectification of Observed Distributions”. In : *The Astronomical Journal* 79 (juin 1974), p. 745. ISSN : 00046256. DOI : 10.1086/111605. URL : http://adsabs.harvard.edu/cgi-bin/bib_query?1974AJ.....79.745L (visité le 06/10/2021).
- [102] R. VIO, J. BARDSLEY et W. WAMSTEKER. “Least-Squares Methods with Poissonian Noise : Analysis and Comparison with the Richardson-Lucy Algorithm”. In : *A&A* 436.2 (juin 2005), p. 741-755. ISSN : 0004-6361, 1432-0746. DOI : 10.1051/0004-6361:20041997. URL : <http://www.aanda.org/10.1051/0004-6361:20041997> (visité le 18/01/2022).
- [103] M. HESTENES et E. STIEFEL. “Methods of Conjugate Gradients for Solving Linear Systems”. In : (1952). DOI : 10.6028/JRES.049.044.
- [104] Sebastian ANDERSSON. *Implementation of a Reconstruction Software and Image Quality Assessment Tool for a Micro-CT System*. 2016. URL : <http://urn.kb.se/resolve?urn=urn:nbn:se:kth:diva-183147> (visité le 01/02/2022).
- [105] S. BERISHA et J. NAGY. “Iterative Methods for Image Restoration”. In : (2014). DOI : 10.1016/B978-0-12-396501-1.00007-8.
- [106] *La Méthode Du Gradient Conjugué - Math-Linux.Com*. URL : <https://www.math-linux.com/mathematiques/resolution-de-systemes-lineaires/article/la-methode-du-gradient-conjuge> (visité le 01/02/2022).
- [107] J. CHUNG, J. G. NAGY et D. M. O’LEARY. “A Weighted GCV Method for Lanczos Hybrid Regularization”. In : 28 (jan. 2008), p. 149-167. URL : <https://www.nist.gov/publications/weighted-gcv-method-lanczos-hybrid-regularization> (visité le 20/01/2022).
- [108] D. P. O’LEARY et J. A. SIMMONS. “A Bidiagonalization-Regularization Procedure for Large Scale Discretizations of Ill-Posed Problems”. In : *SIAM J. Sci. and Stat. Comput.* 2.4 (déc. 1981), p. 474-489. ISSN : 0196-5204. DOI : 10.1137/0902037. URL : <https://epubs.siam.org/doi/abs/10.1137/0902037> (visité le 01/02/2022).
- [109] J. WILLIAMS et K. AMARATUNGA. “Introduction to Wavelets in Engineering”. In : *International Journal for Numerical Methods in Engineering* 37 (1994), p. 2365-2388. DOI : 10.1002/nme.1620371403. URL : <https://hal.archives-ouvertes.fr/hal-01311772> (visité le 04/03/2022).
- [110] W. S. McCULLOCH et W. PITTS. “A Logical Calculus of the Ideas Immanent in Nervous Activity”. In : *The bulletin of mathematical biophysics* 5.4 (déc. 1943), p. 115-133. ISSN : 1522-9602. DOI : 10.1007/BF02478259. URL : <https://doi.org/10.1007/BF02478259>.

-
- [111] F. ROSENBLATT. “The Perceptron : A Probabilistic Model for Information Storage and Organization in the Brain.” In : *Psychological Review* 65.6 (1958), p. 386-408. ISSN : 1939-1471(Electronic),0033-295X(Print). DOI : 10.1037/h0042519.
- [112] S. NARAYAN. “The Generalized Sigmoid Activation Function : Competitive Supervised Learning”. In : *Information Sciences* 99.1 (juin 1997), p. 69-82. ISSN : 0020-0255. DOI : 10.1016/S0020-0255(96)00200-9. URL : <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0020025596002009> (visité le 20/04/2022).
- [113] A. KATUNIN, K. DRAGAN et M. DZIENDZIKOWSKI. “Damage Identification in Aircraft Composite Structures : A Case Study Using Various Non-Destructive Testing Techniques”. In : *Composite Structures* 127 (sept. 2015), p. 1-9. ISSN : 0263-8223. DOI : 10.1016/j.compstruct.2015.02.080. URL : <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0263822315001683> (visité le 21/10/2021).
- [114] M.D. ZEILER et al. “On Rectified Linear Units for Speech Processing”. In : *2013 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*. Vancouver, BC, Canada : IEEE, mai 2013, p. 3517-3521. ISBN : 978-1-4799-0356-6. DOI : 10.1109/ICASSP.2013.6638312. URL : <http://ieeexplore.ieee.org/document/6638312/> (visité le 09/03/2022).
- [115] K. HE et al. “Delving Deep into Rectifiers : Surpassing Human-Level Performance on ImageNet Classification”. In : *arXiv :1502.01852 [cs]* (fév. 2015). arXiv : 1502.01852 [cs]. URL : <http://arxiv.org/abs/1502.01852> (visité le 20/04/2022).
- [116] D. CLEVERT, T. UNTERTHINER et S. HOCHREITER. “Fast and Accurate Deep Network Learning by Exponential Linear Units (ELUs)”. In : *arXiv :1511.07289 [cs]* (fév. 2016). Comment : Published as a conference paper at ICLR 2016. arXiv : 1511.07289 [cs]. URL : <http://arxiv.org/abs/1511.07289> (visité le 20/04/2022).
- [117] R. VARMA. *Downsides of the Sigmoid Activation and Why You Should Center Your Inputs*. URL : <https://rohanvarma.me/inputnormalization/> (visité le 19/07/2022).
- [118] D. RUMELHART, G. E. HINTON et R. J. WILLIAMS. “Learning Internal Representations by Error Propagation”. In : 1986. DOI : 10.1016/B978-1-4832-1446-7.50035-2.
- [119] I. TOLSTIKHIN et al. “MLP-Mixer : An All-MLP Architecture for Vision”. In : *arXiv : 2105.01601 [cs]* (juin 2021). Comment : v2 : Fixed parameter counts in Table 1. v3 : Added results on JFT-3B in Figure 2(right); Added Section 3.4 on the input permutations. v4 : Updated the x label in Figure 2(right). arXiv : 2105.01601 [cs]. URL : <http://arxiv.org/abs/2105.01601> (visité le 11/04/2022).
- [120] Y. LECUN et al. “Gradient-Based Learning Applied to Document Recognition”. In : *Proceedings of the IEEE* 86.11 (nov. 1998), p. 2278-2324. ISSN : 1558-2256. DOI : 10.1109/5.726791.
- [121] I. J. GOODFELLOW et al. “Generative Adversarial Networks”. In : *arXiv :1406.2661 [cs, stat]* (juin 2014). arXiv : 1406.2661 [cs, stat]. URL : <http://arxiv.org/abs/1406.2661> (visité le 11/03/2022).
- [122] P. J. WERBOS. *The Roots of Backpropagation : From Ordered Derivatives to Neural Networks and Political Forecasting*. New York : Wiley, 1994. ISBN : 978-0-471-59897-8.
- [123] A. KRIZHEVSKY, I. SUTSKEVER et G. E. HINTON. “ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks”. In : *Commun. ACM* 60.6 (mai 2017), p. 84-90. ISSN : 0001-0782. DOI : 10.1145/3065386. URL : <https://doi.org/10.1145/3065386> (visité le 16/03/2022).

- [124] H. C. BURGER, C. J. SCHULER et S. HARMELING. “Image Denoising : Can Plain Neural Networks Compete with BM3D ?” In : *2012 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Providence, RI : IEEE, juin 2012, p. 2392-2399. ISBN : 978-1-4673-1228-8 978-1-4673-1226-4 978-1-4673-1227-1. DOI : 10.1109/CVPR.2012.6247952. URL : <http://ieeexplore.ieee.org/document/6247952/> (visité le 10/03/2022).
- [125] C. J. SCHULER et al. “A Machine Learning Approach for Non-blind Image Deconvolution”. In : *2013 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Portland, OR, USA : IEEE, juin 2013, p. 1067-1074. ISBN : 978-0-7695-4989-7. DOI : 10.1109/CVPR.2013.142. URL : <http://ieeexplore.ieee.org/document/6618986/> (visité le 10/03/2022).
- [126] D. EIGEN, D. KRISHNAN et R. FERGUS. “Restoring an Image Taken through a Window Covered with Dirt or Rain”. In : *In Computer Vision (ICCV), 2013 IEEE International Conference On*, p. 633-640.
- [127] C. DONG et al. “Learning a Deep Convolutional Network for Image Super-Resolution”. In : *Computer Vision – ECCV 2014*. Sous la dir. de D. FLEET et al. T. 8692. Cham : Springer International Publishing, 2014, p. 184-199. ISBN : 978-3-319-10592-5 978-3-319-10593-2. DOI : 10.1007/978-3-319-10593-2_13. URL : http://link.springer.com/10.1007/978-3-319-10593-2_13 (visité le 10/03/2022).
- [128] C. DONG et al. “Image Super-Resolution Using Deep Convolutional Networks”. In : *arXiv :1501.00092 [cs]* (juill. 2015). Comment : 14 pages, 14 figures, journal. arXiv : 1501.00092 [cs]. URL : <http://arxiv.org/abs/1501.00092> (visité le 11/03/2022).
- [129] J. KIM, J. K. LEE et K. M. LEE. “Accurate Image Super-Resolution Using Very Deep Convolutional Networks”. In : *arXiv :1511.04587 [cs]* (nov. 2016). Comment : CVPR 2016 Oral. arXiv : 1511.04587 [cs]. URL : <http://arxiv.org/abs/1511.04587> (visité le 11/03/2022).
- [130] J. KIM, J. K. LEE et K. M. LEE. “Deeply-Recursive Convolutional Network for Image Super-Resolution”. In : *arXiv :1511.04491 [cs]* (nov. 2016). Comment : CVPR 2016 Oral. arXiv : 1511.04491 [cs]. URL : <http://arxiv.org/abs/1511.04491> (visité le 11/03/2022).
- [131] A. JABBAR, X. LI et B. OMAR. “A Survey on Generative Adversarial Networks : Variants, Applications, and Training”. In : *ACM Comput. Surv.* 54.8 (nov. 2022), p. 1-49. ISSN : 0360-0300, 1557-7341. DOI : 10.1145/3463475. URL : <https://dl.acm.org/doi/10.1145/3463475> (visité le 11/03/2022).
- [132] A. HU et al. “Recognition of Weld Defects from X-ray Images Based on Improved Convolutional Neural Network”. In : *Multimed Tools Appl* (fév. 2022). ISSN : 1380-7501, 1573-7721. DOI : 10.1007/s11042-022-12546-3. URL : <https://link.springer.com/10.1007/s11042-022-12546-3> (visité le 11/04/2022).
- [133] L. YANG et al. “Inspection of Welding Defect Based on Multi-feature Fusion and a Convolutional Network”. In : *J Nondestruct Eval* 40.4 (déc. 2021), p. 90. ISSN : 0195-9298, 1573-4862. DOI : 10.1007/s10921-021-00823-4. URL : <https://link.springer.com/10.1007/s10921-021-00823-4> (visité le 11/04/2022).
- [134] I. AYDIN, M. KARAKOSE et E. AKIN. “A New Approach for Baggage Inspection by Using Deep Convolutional Neural Networks”. In : *2018 International Conference on Artificial Intelligence and Data Processing (IDAP)*. Sept. 2018, p. 1-6. DOI : 10.1109/IDAP.2018.8620749.

-
- [135] R. L. GALVEZ et al. “Threat Object Classification in X-ray Images Using Transfer Learning”. In : *2018 IEEE 10th International Conference on Humanoid, Nanotechnology, Information Technology, Communication and Control, Environment and Management (HNICEM)*. Nov. 2018, p. 1-5. DOI : 10.1109/HNICEM.2018.8666344.
- [136] S. LYU, X. TU et Y. LU. “X-Ray Image Classification for Parcel Inspection in High-Speed Sorting Line”. In : *2018 11th International Congress on Image and Signal Processing, BioMedical Engineering and Informatics (CISP-BMEI)*. Oct. 2018, p. 1-5. DOI : 10.1109/CISP-BMEI.2018.8633215.
- [137] Y. ZHANG et H. YU. “Convolutional Neural Network Based Metal Artifact Reduction in X-ray Computed Tomography”. In : *IEEE Trans. Med. Imaging* 37.6 (juin 2018), p. 1370-1381. ISSN : 0278-0062, 1558-254X. DOI : 10.1109/TMI.2018.2823083. arXiv : 1709.01581. URL : <http://arxiv.org/abs/1709.01581> (visité le 11/03/2022).
- [138] Y. GAO et al. “Deep Neural Network-Assisted Computed Tomography Diagnosis of Metastatic Lymph Nodes from Gastric Cancer”. In : *Chin Med J (Engl)* 132.23 (déc. 2019), p. 2804-2811. ISSN : 0366-6999. DOI : 10.1097/CM9.0000000000000532. URL : <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC6940067/> (visité le 11/03/2022).
- [139] S. THAKUR et A. KUMAR. “X-Ray and CT-scan-based Automated Detection and Classification of Covid-19 Using Convolutional Neural Networks (CNN)”. In : *Biomed Signal Process Control* 69 (août 2021), p. 102920. ISSN : 1746-8094. DOI : 10.1016/j.bspc.2021.102920. URL : <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC8241644/> (visité le 11/03/2022).
- [140] H. BISERINSKA. “YOLO Models for Automatic Lung Nodules Detection from CT Scans”. Thèse de doct. Tilburg, The Netherlands : Tilburg University, School of Humanities et Digital Sciences, juin 2020. URL : <http://arno.uvt.nl/show.cgi?fid=156394> (visité le 11/03/2022).
- [141] Q. YANG et al. “CT Image Denoising with Perceptive Deep Neural Networks”. In : *arXiv :1702.07019 [cs]* (fév. 2017). arXiv : 1702.07019 [cs]. URL : <http://arxiv.org/abs/1702.07019> (visité le 11/03/2022).
- [142] *Find Open Datasets and Machine Learning Projects | Kaggle*. URL : <https://www.kaggle.com/datasets> (visité le 18/03/2022).
- [143] D. MERY et al. “GDxray : The Database of X-ray Images for Nondestructive Testing”. In : *J Nondestruct Eval* 34.4 (déc. 2015), p. 42. ISSN : 0195-9298, 1573-4862. DOI : 10.1007/s10921-015-0315-7. URL : <http://link.springer.com/10.1007/s10921-015-0315-7> (visité le 11/03/2022).
- [144] M. LIN, Q. CHEN et S. YAN. “Network In Network”. In : *arXiv :1312.4400 [cs]* (mars 2014). Comment : 10 pages, 4 figures, for iclr2014. arXiv : 1312.4400 [cs]. URL : <http://arxiv.org/abs/1312.4400> (visité le 16/03/2022).
- [145] C. SZEGEDY et al. “Going Deeper with Convolutions”. In : *arXiv :1409.4842 [cs]* (sept. 2014). arXiv : 1409.4842 [cs]. URL : <http://arxiv.org/abs/1409.4842> (visité le 16/03/2022).
- [146] A. PASZKE et al. “PyTorch : An Imperative Style, High-Performance Deep Learning Library”. In : *arXiv :1912.01703 [cs, stat]* (déc. 2019). Comment : 12 pages, 3 figures, NeurIPS 2019. arXiv : 1912.01703 [cs, stat]. URL : <http://arxiv.org/abs/1912.01703> (visité le 16/03/2022).

- [147] F. PEDREGOSA et al. “Scikit-Learn : Machine Learning in Python”. In : *MACHINE LEARNING IN PYTHON* (2012), p. 6. DOI : 10.48550/ARXIV.1201.0490. URL : <https://arxiv.org/abs/1201.0490> (visité le 16/03/2022).
- [148] M. ABADI et al. “TensorFlow : A System for Large-Scale Machine Learning”. In : *arXiv :1605.08695 [cs]* (mai 2016). Comment : 18 pages, 9 figures; v2 has a spelling correction in the metadata. arXiv : 1605.08695 [cs]. URL : <http://arxiv.org/abs/1605.08695> (visité le 16/03/2022).
- [149] F. CHOLLET. *Keras*. URL : <https://github.com/fchollet/keras> (visité le 19/03/2022).
- [150] TENSORFLOW. *TensorFlow 2.0 Is Now Available!* URL : <https://medium.com/tensorflow/tensorflow-2-0-is-now-available-57d706c2a9ab> (visité le 18/03/2022).
- [151] *Processeur Intel® Xeon® Gold 5218R (27,5 Mo de cache, 2,10 GHz) - Caractéristiques du produit*. URL : <https://www.intel.fr/content/www/fr/fr/products/sku/199342/intel-xeon-gold-5218r-processor-27-5m-cache-2-10-ghz/specifications.html> (visité le 19/04/2022).
- [152] *Cartes graphiques NVIDIA Quadro de génération précédente pour stations de travail fixes*. URL : <https://www.nvidia.com/fr-fr/design-visualization/previous-quadro-desktop-gpus/> (visité le 19/04/2022).
- [153] Z. LU et Y. CHEN. “Single Image Super Resolution Based on a Modified U-net with Mixed Gradient Loss”. In : arXiv :1911.09428 (nov. 2019). DOI : 10.48550/arXiv.1911.09428. arXiv : 1911.09428 [cs, eess]. URL : <http://arxiv.org/abs/1911.09428> (visité le 28/11/2022).
- [154] A. KROGH et J. HERTZ. “A Simple Weight Decay Can Improve Generalization”. In : *Advances in Neural Information Processing Systems*. T. 4. Morgan-Kaufmann, 1991. URL : <https://papers.nips.cc/paper/1991/hash/8eefcfd5990e441f0fb6f3fad709e21-Abstract.html> (visité le 28/11/2022).
- [155] Z. XIE, I. SATO et M. SUGIYAMA. “Understanding and Scheduling Weight Decay”. In : arXiv :2011.11152 (sept. 2021). Comment : 22 pages, 22 figures. Keywords : Weight Decay, Optimization, Deep Learning. arXiv : 2011.11152 [cs]. URL : <http://arxiv.org/abs/2011.11152> (visité le 28/11/2022).
- [156] N. SRIVASTAVA et al. “Dropout : A Simple Way to Prevent Neural Networks from Overfitting”. In : *Journal of Machine Learning Research* 15.56 (2014), p. 1929-1958. ISSN : 1533-7928. URL : <http://jmlr.org/papers/v15/srivastava14a.html> (visité le 28/11/2022).
- [157] K. HE et al. “Deep Residual Learning for Image Recognition”. In : *2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. Las Vegas, NV, USA : IEEE, juin 2016, p. 770-778. ISBN : 978-1-4673-8851-1. DOI : 10.1109/CVPR.2016.90. URL : <http://ieeexplore.ieee.org/document/7780459/> (visité le 14/09/2022).
- [158] Vishal MONGA, Y. LI et Y. C. ELDAR. “Algorithm Unrolling : Interpretable, Efficient Deep Learning for Signal and Image Processing”. In : arXiv :1912.10557 (août 2020). DOI : 10.48550/arXiv.1912.10557. arXiv : 1912.10557 [cs, eess]. URL : <http://arxiv.org/abs/1912.10557> (visité le 28/11/2022).
- [159] D. P. KINGMA et J. BA. “Adam : A Method for Stochastic Optimization”. In : *arXiv :1412.6980 [cs]* (jan. 2017). Comment : Published as a conference paper at the 3rd International Conference for Learning Representations, San Diego, 2015. arXiv : 1412.6980 [cs]. URL : <http://arxiv.org/abs/1412.6980> (visité le 18/03/2022).

