



HAL
open science

Utilisation de méthodes basées sur l'Intelligence Artificielle pour le contrôle non destructif par rayons X

Julie Escoda, Roberto Miorelli, Caroline Vienne, Romain Vo, Etienne Decencière, Aysun Sezer, Hervé Le Borgne, Nicolas Allezard

► To cite this version:

Julie Escoda, Roberto Miorelli, Caroline Vienne, Romain Vo, Etienne Decencière, et al.. Utilisation de méthodes basées sur l'Intelligence Artificielle pour le contrôle non destructif par rayons X. Journées COFREND 2023, Jun 2023, Marseille, France. <https://doi.org/10.58286/28495>, 10.58286/28495 . cea-04596910

HAL Id: cea-04596910

<https://cea.hal.science/cea-04596910>

Submitted on 1 Jun 2024

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.

Utilisation de méthodes basées sur l'Intelligence Artificielle pour le contrôle non destructif par Rayons X

Julie Escoda^{1,*}, Roberto Miorelli¹, Caroline Vienne¹, Romain Vo^{1,2}, Etienne Decencièrè², Aysun Sezer¹, Hervé Le Borgne¹, Nicolas Allezard¹

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

²MINES ParisTech – PSL Research University, CMM, Center for Mathematical Morphology, Fontainebleau, France

*corresponding author, E-mail: julie.escoda@cea.fr

Résumé

L'objectif de cet article est de présenter deux applications possibles des méthodes basées sur l'apprentissage profond, dans le cadre du contrôle non destructif par rayons X. Nous choisissons de présenter une méthode de sanction automatique sur des radiographies de pièce de fonderie (roues de voiture en aluminium), et une méthode de reconstruction tomographique en configuration éparse appliquée à une base de données de bouchons en liège naturel.

1. Introduction

Ces dernières années, l'intelligence artificielle (IA), notamment au travers du développement des méthodes d'apprentissage profond, a permis de considérablement améliorer la résolution de nombreuses tâches, en particulier en application à des problématiques de vision par ordinateur. Ceci a été possible principalement grâce à l'augmentation de la puissance des ordinateurs, et l'accès à de grandes bases de données.

L'application des méthodes ainsi développées à un contexte industriel, comme celui du contrôle non destructif, apporte de nouvelles problématiques liées à la difficulté et au coût d'obtention de bases de données de taille suffisante, ainsi qu'à une annotation fiable et précise de celles-ci. La simulation de méthodes d'acquisition et de la physique qui y est associée, permise par des logiciels de simulation tels que CIVA [1], nous permet de pallier à ce manque de données.

Dans le contexte du contrôle non destructif, des études sur l'utilisation de méthodes d'apprentissage ont été menées sur de cas d'inspection par courants de Foucault [2] [3] [4], par imagerie ultrasonore [5] [6] [7] et aux signaux ondes guidées dans le contexte du contrôle santé intégré [8] [9]. Plus spécifiquement au contrôle non destructif par rayons X, les méthodes basées sur l'apprentissage artificiel permettent d'une part d'améliorer la qualité de données, que ce soit par des méthodes de correction de rayonnement diffusé en radiographie [10], de fusion d'images obtenues par différentes modalités d'acquisition [11], ou de mise en place de systèmes d'acquisition tomographique efficace nécessitant un nombre réduit de mesures [12]. D'autre part, ces méthodes sont utilisées à des fins d'analyse de données/sanction automatique, avec la mise en place de tâches telles que la segmentation [13], la détection [14], ou la classification [15].

Nous proposons ici de présenter des développements effectués dans un cadre de contrôle non destructif par rayons X (RX), en radiographie et tomographie, à travers deux applications.

Une première application concerne la détection de défauts sur des radiographies d'objets obtenus en fonderie par méthode supervisée.

Ensuite, dans un objectif de mise en place de contrôles tomographiques sur ligne de production, des approches IA sont couplées aux algorithmes de reconstruction pour assurer une bonne qualité d'image reconstruite dans une configuration à faible nombre de projections. Nous présentons ici une méthode de pré-traitement, qui permet de compléter les mesures radiographiques, ainsi qu'une méthode de post-traitement, qui réduit les artefacts de reconstruction liés au manque de vues.

2. Sanction automatique

L'objectif de cette section est d'appliquer des méthodes d'apprentissage supervisé à la problématique de la sanction automatique à partir d'images obtenues par radiographie RX. Nous présentons dans un premier temps la base de données utilisée ainsi que les problématiques qui y sont liées (Section 2.1), puis la méthode d'apprentissage utilisée (Section 2.2), et enfin les résultats obtenus (Section 2.3).

2.1. Base de donnée utilisée

2.1.1. Obtention d'une base de donnée dans le contexte du contrôle non destructif

Dans le domaine du contrôle non destructif, pour des raisons économiques, de compétitivité, de sécurité et de secret industriel, la disponibilité de bases de données en libre accès est très faible, en comparaison de la disponibilité aux bases de données axées « Vision par ordinateur » classiquement utilisée par les algorithmes de détection automatique. En outre, les bases de données libres disponibles (comme par exemple GDXRay [16]) comptent un nombre d'échantillons qui ne permet pas de répondre aux exigences minimales en termes de quantité d'images pour entraîner correctement un modèle d'apprentissage profond. Néanmoins, des outils de simulation (comme par exemple le logiciel CIVA [1]) et des techniques de traitement d'images peuvent être utilisés pour augmenter la taille de la base de données et la représentativité des ensembles de données disponibles (par exemple, insertion



de défauts, vues multiples d'une géométrie CAO, etc.) Nous qualifions ce type de procédures d'augmentation des données sur les défauts virtuels basée sur la physique ou sur un modèle, par opposition à d'autres techniques d'augmentation des données classiquement utilisées et qui ne supposent aucune connaissance physique sur les mécanismes à l'origine des images observées (par exemple, symétrie/rotation de l'image, étirement, modification de luminosité ou teinte, découpage, etc.).

2.1.2. Présentation de la base GDXRay et de son augmentation

Nous présentons ici les images de la base de données en libre accès GDXRay (voir [16]) sur lesquelles nous avons travaillé. Dans cette base, nous nous intéressons à la série d'images radiographiques associées aux pièces de fonderie. Parmi ces images de pièces de fonderie, nous considérons la série C0001 qui contient 72 radiographies annotées d'une roue de voiture en aluminium : celles-ci ont été obtenues en faisant effectuer à la roue une rotation de 5° autour de son axe de rotation. Ces images sont de taille 1144x1536 pixels. Les annotations permettant l'entraînement supervisé sont constituées de boîtes englobantes des défauts.

Plus précisément, afin d'avoir une quantité d'images suffisante pour l'étape d'entraînement, nous utilisons la base augmentée générée par Mery et al. [17]. Pour chacune des 72 images expérimentales de la série GDXRay-C0001, une sélection aléatoire de 100 fenêtres d'une résolution de 640x640 pixels a été prise dans les zones de la roue ne comportant pas de défauts. Pour chacune de ces sous-images (ou *patches*), un ensemble de défauts ellipsoïdaux virtuels (simulés) a été implanté conformément à la procédure fournie dans [17]. Le nombre de défauts virtuels dans une sous-image a été choisi aléatoirement entre 2 et 20. Au total, 7200 images d'une résolution de 640x640 pixels et contenant environ 80000 défauts virtuels ont été créées.

Les 7200 images ont été divisées en deux groupes : ensembles d'entraînement et de validation, de proportion respective 90% et 10%. Sur la base des images radiographiques expérimentales GDXRay-C0001, un ensemble de test a été constitué en extrayant aléatoirement de chacune des 720 images 10 *patches* de taille 640x640 pixels contenant au moins un défaut réel.

Le procédure présentée ci-dessus a permis de générer des ensembles d'entraînement (6480 images) et de validation (720 images) contenant chacun un fond expérimental et des défauts simulés, et un ensemble de test (720 images) contenant un fond expérimental et des défauts réels.

2.2. Détection par méthodes supervisées

Nous nous plaçons ici dans le cadre où nous disposons d'une base de données de radiographie d'objets comportant des défauts, ainsi que leur annotation, c'est-à-dire, pour chaque image, une liste de boîtes englobantes correspondant à des défauts. Parmi les méthodes existantes utilisant les outils d'apprentissage profond, les architectures YOLO [18] et Faster R-CNN [19] peuvent être considérées comme des

références pour la détection supervisée d'objets. Dans le contexte du contrôle non destructif par rayons X, les algorithmes de détection peuvent être utilisés pour évaluer et localiser la présence de défauts dans une pièce. L'architecture YOLO a été notamment utilisée pour la détection de défauts dans des circuits intégrés [20], pour le contrôle de bagages [21], [22] ou pour la détection de défauts dans des pièces de fonderie [23], [14]. L'architecture Faster R-CNN a été notamment utilisée pour la détection/classification de ginseng défectueux [24], pour le contrôle de bagages [25], [26] ou la détection de défauts dans des pneus [27].

2.2.1. Faster R-CNN

Nous utilisons dans le cadre de ce travail la méthode Faster R-CNN (Region-based Convolutional Neural Network). L'architecture de ce réseau, dans le cas d'une tâche de détection, fonctionne en deux étapes : la première étape consiste à générer des propositions de zones, et la seconde à classer les propositions. La première étape utilise un réseau de type RESNET50 (voir [28]), comme *backbone* pour extraire les caractéristiques de l'image. Plus précisément, le réseau RESNET50 est modifié en le combinant avec un réseau FPN (Feature Pyramid Network, voir [29]) afin de mieux représenter les objets à différentes échelles. La sortie du réseau RESNET50/FPN est une carte de caractéristiques. Cette carte est ensuite utilisée par la deuxième étape de Faster R-CNN qui est un réseau de proposition de régions : un réseau léger qui analyse la carte de caractéristiques par fenêtres glissantes et en extrait des régions pouvant contenir des objets (ici des défauts), appelées propositions. Ces propositions sont ensuite classées (selon deux classes : présence ou absence de défaut) à l'aide d'un réseau à couches entièrement connectées qui prend comme entrée les caractéristiques extraites par RESNET50/FPN issues de la première étape.

2.2.2. Méthode d'évaluation des résultats

Des méthodes d'évaluation sont nécessaires pour quantifier les résultats obtenus. Dans le contexte de la détection d'objets, un critère d'évaluation classiquement utilisé est la précision moyenne (average precision ou AP). Cette mesure est basée sur la mesure de l'IoU (Intersection over Union), qui est défini, pour deux formes données, comme le rapport entre la zone d'intersection et la zone d'union (voir Figure 1) : $IoU = \frac{I}{U}$. Selon cette définition, deux boîtes parfaitement superposées ont un IoU de 1.

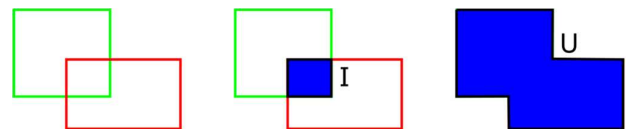


Figure 1: Mesure de l'IoU (Intersection over Union). A gauche : Deux formes (verte et rouge) à comparer. Au centre : Intersection (en bleu). A droite : Union (en bleu).

Lors de l'évaluation d'une méthode de détection, l'IoU est calculé entre l'objet détecté et la vérité terrain de la base de données. Un paramètre de seuil α sur cette mesure d'IoU est choisi, et une boîte détectée est considérée comme une détection correcte si sa valeur d'IoU est telle que $\text{IoU} > \alpha$. À partir d'un ensemble de détections, nous pouvons alors définir :

- Vrai positif (VP) : boîtes détectées intersectant une boîte de vérité terrain avec $\text{IoU} > \alpha$,
- Faux positif (FP) : boîtes détectées intersectant une boîte de vérité terrain avec $\text{IoU} < \alpha$, et boîtes détectées n'intersectant aucune boîte de la vérité terrain,
- Faux négatifs (FN) : boîtes de vérité terrain intersectant une boîte détectée avec $\text{IoU} < \alpha$, et boîtes de vérité terrain n'intersectant aucune boîte détectée.

Ces valeurs nous permettent de définir les grandeurs de précision et de rappel :

$$\text{precision} = \frac{VP}{VP + FP}$$

$$\text{rappel} = \frac{VP}{VP + FN}$$

La précision moyenne est alors définie comme l'aire sous la courbe précision-rappel.

2.3. Résultats

Le réseau Faster R-CNN a été entraîné avec l'ensemble d'entraînement décrit en section 2.1.2. Pour l'étape d'entraînement, une augmentation des données est effectuée avec les méthodes suivantes : modification de contraste, translation, et *cut out*.

Pour un seuil sur l'IoU de 0.5, une valeur de précision de moyenne de 0.47 est mesurée. Cette valeur se situe dans l'ordre de grandeur des résultats obtenus dans la littérature sur cette même base de données [14], obtenus avec des réseaux tels que YOLO. Des exemples d'images comportant la radiographie, l'annotation de la vérité terrain, ainsi que la détection obtenue par le réseau Faster R-CNN sont présentés en Figure 2.

3. Reconstruction tomographique éparsée

La tomographie est peu utilisée pour le contrôle en ligne en raison du nombre élevé de radiographies nécessaires à l'obtention d'une image 3D de résolution et qualité suffisantes, et du coût en temps d'acquisition que cela implique. La reconstruction tomographique d'un ensemble réduit de radiographies (ou configuration en vues éparsées) à l'aide de l'algorithme analytique classique Feldkamp-David-Kress (FDK, voir [30]) génère dans l'images des artefacts d'épandage en étoile (*streak artefacts*). Une première approche pour la reconstruction en vues éparsées consiste à utiliser des algorithmes itératifs tels que ART, SART ou

SIRT (voir [31], [32] et [33]). Ces algorithmes permettent de limiter les artefacts liés au faible nombre de projections, mais ceux-ci subsistent si le nombre de radiographies est trop faible.

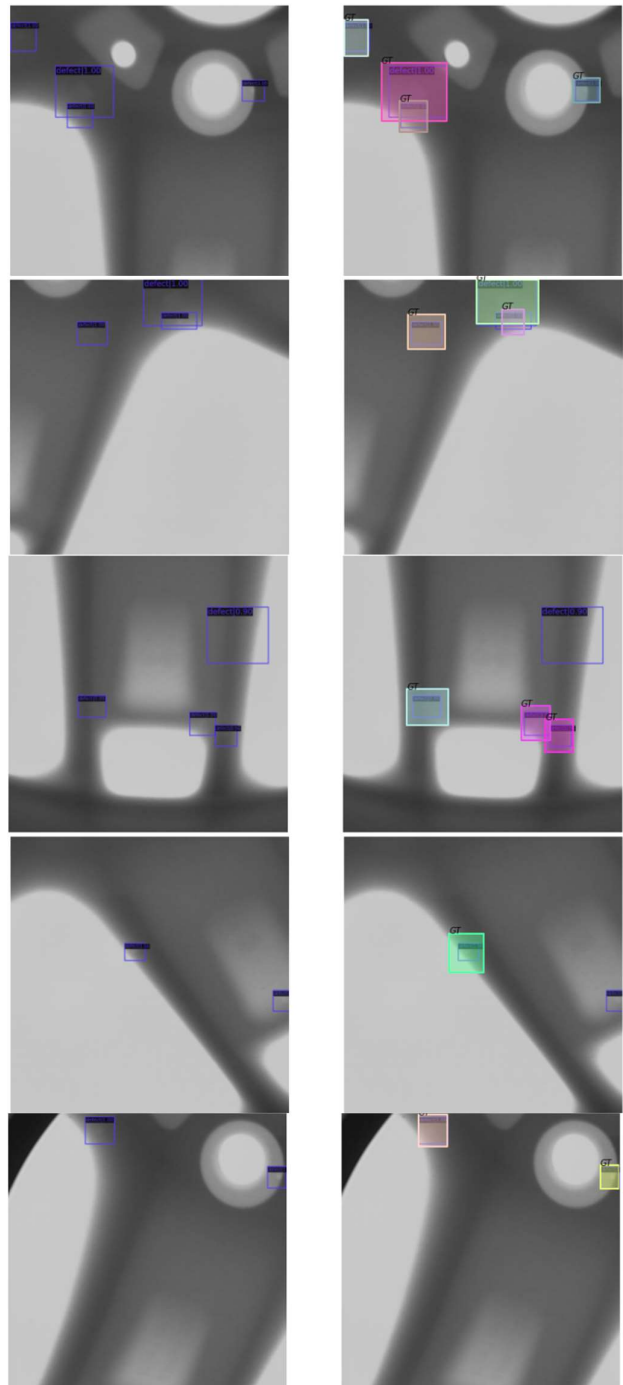


Figure 2 : Exemples de détection de défauts avec Faster R-CNN sur 5 images RX. À gauche : Détection Faster R-CNN (en bleu). À droite : Faster R-CNN (en bleu), et superposition de la vérité terrain (autres couleurs).

L'approche présentée ici (voir [12]) consiste à appliquer des méthodes basées sur l'apprentissage profond et les réseaux neuronaux convolutifs à la problématique de la reconstruction tomographique en vues éparses. Dans ce cadre, les différentes approches d'apprentissage supervisées peuvent être divisées selon les groupes suivants : pré-traitement et post-traitement (voir [34], [35], [36], [37] et [38]), méthodes itératives (ou *unrolled*, voir [39] et [40]), et reconstruction complètement apprise (voir [41] et [42]). Les méthodes de pré-traitement et post-traitement complètent les méthodes classiques telles que la reconstruction FDK en complétant les mesures manquantes ou en corrigeant la reconstruction respectivement. Les méthodes itératives (*unrolled*) sont basées sur un schéma itératif standard et "déroulent" la procédure itérative en remplaçant une des étapes par un réseau de neurones. Enfin, les méthodes de reconstruction complètement apprises suppriment les opérations de projection/rétroprojection et utilisent directement un réseau neuronal. Nous comparons ici, sur une base de données expérimentales, les méthodes de pré-traitement et post-traitement, couplés à une reconstruction analytique FDK.

3.1. Base de données expérimentales : bouchons de liège

Nous considérons 40 bouchons de liège naturel, avec leur ensemble respectif de radiographies, ainsi que les reconstructions de taille 1024×1024×1024 (voir Figure 3). Ces données sont issues d'une étude industrielle et proviennent de notre cellule d'acquisition tomographique (voir [43]). Les modalités suivantes ont été utilisées : géométrie à faisceau conique, 720 projections (un cycle de rotation complet de 360°) et un détecteur plan de taille 1024×1024 pixels.

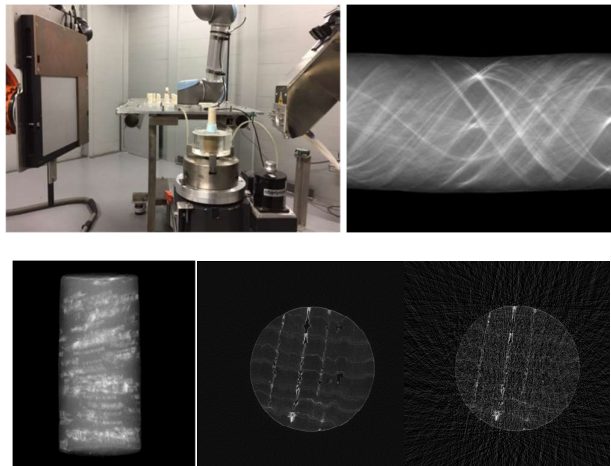


Figure 3 : En haut : Dispositif d'acquisition des images radiographiques, exemple de sinogramme. En bas : Exemple de radiographie, coupe de reconstruction dense, et coupe de reconstruction en vues éparses (50 radiographies sur 720) d'un bouchon en liège naturel de notre base de données.

Étant donné que notre objet couvre environ la moitié de la largeur du champ de vision du détecteur, le nombre de

positions échantillonnées devrait être légèrement inférieur à 800.

Les distance source-axe, source-détecteur et la taille du pixel sont respectivement de 190 mm, 637 mm et 0,2 mm. Les reconstructions sont obtenues avec l'algorithme FDK.

La base de données est découpée de la manière suivante : 30 volumes pour l'entraînement, 2 pour la validation, et 8 pour le test.

3.2. Méthode

Le problème de la reconstruction tomographique peut être formulé comme un problème linéaire inverse dans lequel on cherche à estimer la véritable image sous-jacente $f^* \in \mathbb{R}^n$ à partir d'un ensemble de données de mesure $b \in \mathbb{R}^m$ de la forme :

$$b = Af^* + \epsilon_b,$$

où $A \in \mathbb{R}^{n \times m}$ est l'opérateur de projection, et ϵ_b est la composante de bruit des données.

Nous nous intéressons ici au problème de la reconstruction à partir de quelques vues. Une configuration à vues éparses correspond à $m \ll n$, c'est-à-dire que le nombre de mesures est largement inférieur au nombre d'inconnues.

3.2.1. Architecture des réseaux utilisés

Les stratégies de pré-traitement et de post-traitement peuvent toutes deux être considérées comme un problème de transformation image à image, c'est pourquoi nous conservons la même architecture pour ces deux méthodes.

Comme la plupart des travaux d'analyse d'images médicales et de reconstruction tomographique, nous choisissons une architecture de type U-Net (voir [44]). Plus précisément, nous utilisons une version récente de l'architecture : un *backbone* RESNET18 (voir [28]) pour l'encodeur et l'ajout de couches de normalisation par batch (voir [45]), ainsi que le remplacement des couches *max-pooling* par des *strided convolutions* pour le décodeur.

3.2.2. Méthode par pré-traitement

L'approche de pré-traitement est formulée comme suit : étant donné une paire de données de projection denses et éparses (b, b^*) , l'objectif consiste à optimiser un réseau neuronal pour apprendre une correspondance $F_{\phi_{pre}}$ de l'espace de mesure dans l'espace de mesure. Cela peut être considéré comme une interpolation : à partir d'un ensemble à vues éparses de projections équiréparties, nous entraînons un réseau neuronal $F_{\phi_{pre}}$ pour interpoler les vues manquantes et calculer une estimation \hat{b} des mesures complètes que l'on utilise alors pour la reconstruction. Cependant, plutôt que de traiter un sinogramme éparses b , contenant des mesures de valeurs 0 entre les vues échantillonnées, nous estimons d'abord une approximation grossière de l'image \tilde{b} du sinogramme complet à l'aide d'une interpolation linéaire.

Le réseau $F_{\phi_{pre}}$ est alors entraîné de manière supervisée, en utilisant l'approximation grossière \tilde{b} comme entrée du réseau,

et en minimisant l'écart L entre les données de projection estimées $\hat{b} = F_{\phi_{pre}}(\tilde{b})$ et la référence complète b^* :

$$\min L(F_{\phi_{pre}}(\tilde{b}), b^*). \quad (1)$$

3.2.3. Méthode par post-traitement

Les méthodes de post-traitement, quant à elles, sont utilisées après reconstruction sur données éparse et visent à supprimer les artefacts résultant du manque de données (*streak artefacts*).

La première étape de la procédure consiste à calculer une estimation initiale de faible qualité \tilde{f} à partir des données éparses via la méthode de reconstruction FDK. Etant donné une paire de reconstruction dégradée et de reconstruction de haute qualité (\tilde{f}, f^*) , l'objectif est d'optimiser un réseau neuronal pour apprendre une correspondance $G_{\phi_{post}}$ de l'espace image dans l'espace image. En d'autres termes, le réseau neuronal apprend à supprimer ou au moins à réduire les artefacts dus au manque de vues. Le réseau de post-traitement est entraîné de manière similaire au réseau de pré-traitement, en minimisant l'écart entre la reconstruction débruitée $\hat{f} = G_{\phi_{post}}(\tilde{f})$ et la référence de haute qualité f^* :

$$\min L(G_{\phi_{post}}(\tilde{f}), f^*). \quad (2)$$

3.2.4. Apprentissage résiduel

Une alternative aux équations (1) et (2) est d'apprendre la correspondance entre les données d'entrée et le résidu avec la référence correspondante. Par conséquent, l'optimisation se fait avec une fonction de coût résiduelle (voir [38]), et les estimations sont obtenues par $\hat{b} = \tilde{b} + F_{\phi_{pre}}(\tilde{b})$ et $\hat{f} = \tilde{f} + G_{\phi_{post}}(\tilde{f})$, pour le pré-traitement et le post-traitement, respectivement.

Le schéma d'apprentissage résiduel utilisé est alors le suivant [38] :

$$\begin{aligned} \min L(F_{\phi_{pre}}(\tilde{b}), b^* - \tilde{b}), \\ \min L(G_{\phi_{post}}(\tilde{f}), f^* - \tilde{f}). \end{aligned}$$

3.2.5. Méthodes d'évaluation des résultats

Les performances quantitatives des deux stratégies sont mesurées en calculant le PSNR (*Peak Signal to Noise Ratio*) et l'indice de similarité structurelle ou SSIM (*Structural Similarity Index Measure*), moyennés sur la totalité des images de l'ensemble d'entraînement :

$$\begin{aligned} MSE(\hat{f}, f^*) &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{f}_i - f_i^*)^2, \\ PSNR(\hat{f}, f^*) &= 10 \log_{10} \left(\frac{l^2}{MSE(\hat{f}, f^*)} \right), \end{aligned}$$

$$SSIM(\hat{f}, f^*) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{(2\hat{\mu}_i \mu_i^* + C_1)(2\sigma_i + C_2)}{(\hat{\mu}_i^2 + \mu_i^{*2} + C_1)(\hat{\sigma}_i^2 + \sigma_i^{*2} + C_2)},$$

où $l = \max(f^*) - \min(f^*)$ est la dynamique de l'image de référence. Les moyennes des valeurs de voxels $\hat{\mu}_i, \mu_i^*$, les

écarts-type $\hat{\sigma}_i, \sigma_i^*$ et la covariance Σ_i sont calculées sur des fenêtres glissantes de taille 7×7 . Les constantes C_1 et C_2 permettent la stabilité numérique de la mesure. Nous utilisons $C_1 = (0.03l)^2$ et $C_2 = (0.01l)^2$ (voir [46]).

3.3. Résultats obtenus

La configuration dense (vérité terrain) de notre dispositif expérimental est fixée à 720 vues et nous évaluons les modèles avec 7 %, 14 % et 30 % des conditions d'échantillonnage de la vérité terrain. Afin d'évaluer la quantité de données nécessaire à l'entraînement d'un réseau neuronal pour une telle tâche, nous avons effectué quatre expériences pour chaque configuration d'échantillonnage, pour lesquelles le nombre d'échantillons d'entraînement varie parmi $\{1, 5, 10, 30\}$. Bien que les données d'acquisition et les reconstructions aient une structure 3D, nous simplifions le problème et traitons chaque volume comme une pile de coupes 2D indépendantes. De plus, les deux réseaux (pré-traitement et post-traitement) sont entraînés sur des patches sélectionnés de manière aléatoire et de taille 256×256 .

Nous présentons les résultats quantitatifs dans le Tableau 1 et la Figure 4. Nous observons notamment que le nombre d'échantillons pendant l'entraînement a très peu d'influence sur les performances et choisissons de présenter les résultats obtenus avec nombre d'échantillons d'entraînement égal à 1. Notre interprétation est la suivante : un seul échantillon contient 1024 tranches, ce qui, dans notre contexte, correspond également à 16384 patches de taille 256×256 sans recouvrement, ce qui semble suffisant puisque nous traitons indépendamment chacune des tranches 2D. Si les deux méthodes de pré-traitement et post-traitement sont plus performantes que l'utilisation seule de la reconstruction FDK sur un jeu de données en vues éparses, la méthode de pré-traitement produit de meilleurs résultats quantitatifs que la méthode de post-traitement.

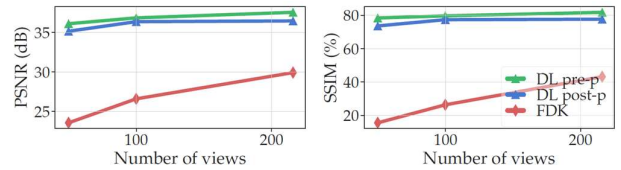


Figure 4 : Performance de reconstruction en fonction du nombre de vues.

Dans la Figure 5, nous visualisons l'amélioration significative du contraste obtenue par les deux approches. En outre, nous observons que la méthode de post-traitement produit des résultats plus nets bien que la métrique quantitative soit plus faible. Le contraste est plus prononcé autour des porosités verticales lorsque l'on utilise la méthode de post-traitement, alors que la reconstruction à partir des projections prétraitées est visuellement plus lisse. Par ailleurs, nous remarquons sur le profil vertical de la Figure 5 que la méthode de pré-traitement est plus encline à créer des artefacts qui ne sont pas présents dans la reconstruction éparse initiale.

Régime de données :l	PSNR (dB)			SSIM (%)		
Nombre de vues sur 720	50	100	216	50	100	216
Pre-traitement+FDK	36.10	36.84	37.54	78.36	79.67	81.78
FDK+Post-traitement	35.15	36.36	36.45	73.62	77.38	77.66
FDK	23.57	26.6	29.92	15.54	26.34	43.19

Tableau 1 : Évaluation des performances de reconstruction.

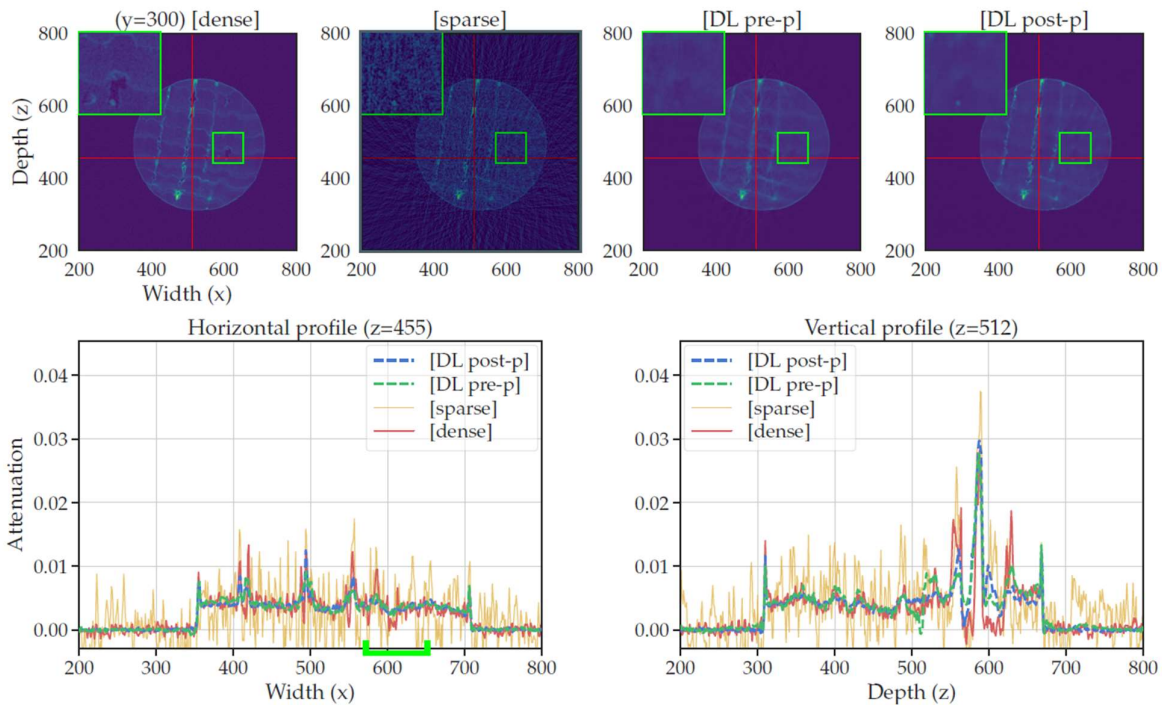


Figure 5 : En haut : Exemple de 4 coupes de reconstructions pour les cas dense, en vues éparses, avec pré-traitement, et avec post-traitement respectivement ; et agrandissement d’une zone d’intérêt pour chacune. En bas : Extraction de profils d’intérêt.

Enfin, les deux méthodes ont également du mal à améliorer le contraste autour des détails qui sont à peine perceptibles sur les reconstructions correspondantes en vues éparses, comme le soulignent les rectangles verts de la Figure 5.

4. Conclusion

Nous avons présenté dans cet article deux exemples d’application de méthodes basées sur l’apprentissage profond à des problématiques liées au contrôle non destructif par rayons X.

La méthode mise en place pour le contrôle automatique de pièces de fonderie s’est avérée permettre l’obtention de résultats de détection au niveau de l’état de l’art.

La méthode de reconstruction en vues éparses permet une amélioration de la qualité de la reconstruction donnée par l’algorithme classique FDK. L’évaluation de la méthode a mis en évidence la limitation des mesures PSNR et SSIM pour évaluer la qualité des reconstructions, et il serait intéressant de développer une métrique plus haut niveau, et spécifique à l’application visée.

Pour les deux applications, des bases de données simulées pourront être mises en place pour pallier le manque de données.

Remerciements

Les auteurs remercient *DIAM Bouchage* pour la mise à disposition des bouchons en liège naturel. Cette publication a été rendue possible par l'utilisation du supercalculateur FactoryIA, supporté financièrement par le conseil régional de l'Île-de-France.

Références

- [1] M. Costin, D. Tisseur, C. Vienne, R. Guillet, H. Banjak, N. Bhatia et R. Fernandez, «CIVA CT, an advanced simulation platform for NDT,» chez *6th Conference on Industrial Computed Tomography*, Wels, Austria, 2016.
- [2] S. Ahmed, C. Reboud, P. Lhuillier, P. Calmon et R. and Miorelli, «An adaptive sampling strategy for quasi real time crack characterization on eddy current testing signals,» *NDT & E International*, vol. 103, pp. 154-165, 2019.
- [3] C. Cai, R. Miorelli, M. Lambert, T. Rodet, D. Lesselier et P. and Lhuillier, «Metamodel-based Markov-Chain-Monte-Carlo parameter inversion applied in eddy current flaw characterization,» *NDT & E International*, pp. 13-22, 2018.
- [4] G. Granados, R. Miorelli, F. Gatti et D. Clouteau, «A deep learning framework for efficient global sensitivity analysis and SHAP values calculations applied to eddy current testing problems,» chez *50th Annual Review of Progress in Quantitative Nondestructive Evaluation*, Austin, 2023.
- [5] L. Bai, F. Le Bourdais, R. Miorelli, P. Calmon, A. Velichko et B. W. Drinkwater, «Ultrasonic defect characterization using the scattering matrix: A performance comparison study of Bayesian inversion and machine learning schemas,» *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control*, vol. 68, n° 110, pp. 3143-3155, 2021.
- [6] C. Ménard, S. Robert, R. Miorelli et D. Lesselier, «Optimization algorithms for ultrasonic array imaging in homogeneous anisotropic steel components with unknown properties,» *NDT & E International*, vol. 116, p. 102327, 2021.
- [7] R. Pyle, R. Bevan, R. Hughes, R. Rachev, A. Ali et P. and Wilcox, «Deep learning for ultrasonic crack characterization in NDE,» *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control*, vol. 68, n° 15, pp. 1854-1865, 2020.
- [8] R. Miorelli, A. Kulakovskiy, B. Chapuis, D'Almeida, O. et O. Mesnil, «Supervised learning strategy for classification and regression tasks applied to aeronautical structural health monitoring problems,» *Ultrasonics*, vol. 113, p. 106372, 2021.
- [9] R. Miorelli, Fisher, C., A. Kulakovskiy, B. Chapuis, O. Mesnil et O. D'Almeida, «Defect sizing in guided wave imaging structural health monitoring using convolutional neural networks,» *NDT & E International*, vol. 122, p. 102480, 2021.
- [10] J. Maier, S. Sawall, M. Knaup et M. Kachelrieß, «Deep scatter estimation (DSE): Accurate real-time scatter estimation for X-ray CT using a deep convolutional neural network,» *Journal of Nondestructive Evaluation*, vol. 37, pp. 1-9, 2018.
- [11] M. E. Torbali, A. Zolotas et N. P. Avdelidis, «A State-of-the-Art Review of Non-Destructive Testing Image Fusion and Critical Insights on the Inspection of Aerospace Composites towards Sustainable Maintenance Repair Operations,» *Applied Sciences*, vol. 13, 2023.
- [12] R. Vo, J. Escoda, C. Vienne et É. Decencière, «Evaluation and Comparison of Two Deep-Learning Strategies for On-Line X-Ray Computed Tomography,» chez *49th Annual Review of Progress in Quantitative Nondestructive Evaluation*, 2022.
- [13] L. Li, J. Ren, P. Wang, H. Gao, M. Sun, B. Sha, Z. Lü et X. Li, «A pixel-level weak supervision segmentation method for typical defect images in X-ray inspection of solid rocket motors combustion chamber,» *Measurement*, vol. 211, 2023.
- [14] D. Mery, «Aluminum casting inspection using deep object detection methods and simulated ellipsoidal defects,» *Machine Vision and Applications*, vol. 32, p. 72, 2021.
- [15] S. Perri, F. Spagnolo, F. Frustaci et P. Corsonello, «Welding defects classification through a Convolutional Neural Network,» *Manufacturing Letters*, vol. 35, pp. 29-32, 2023.
- [16] D. Mery, V. Rizzo, U. Zscherpel, G. Mondragón, I. Lillo, I. Zuccar, H. Lobel et M. Carrasco, «GDxray: The database of X-ray images for nondestructive testing,» *Journal of Nondestructive Evaluation*, pp. 34.4:1-12, 2015.
- [17] D. Mery, D. Hahn et N. Hirschfeld, «Simulation of defects in aluminum casting using cad models of flaws and real X-ray images,» *Insight-Non-Destructive Testing and Condition Monitoring*, vol. 47, pp. 618-624, 2005.
- [18] J. Redmon, S. Divvala, R. Girshick et A. Farhadi, «You only look once: Unified, real-time object detection,» chez *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, 2016.
- [19] S. Ren, K. He et R. Girshick, «Faster R-CNN: Towards Real-Time Object Detection,» chez *Advances in neural information processing systems*, 2015, 2015.
- [20] D. Zhan, J. Lin, X. Yang, R. Huang, K. Yi, M. Liu, H. Zheng, J. Xiong, N. Cai, H. Wang et B. A. Qiu, «A

- Lightweight Method for Detecting IC Wire Bonding Defects in X-ray Images,» *Micromachines*, vol. 14, 2023.
- [21] C. Xu, N. Han et H. Li, «A dangerous goods detection approach based on YOLOv3,» chez *2nd International Conference on Computer Science and Artificial Intelligence*, 2018.
- [22] B. K. Isaac-Medina, C. G. Willcocks et T. P. Breckon, «Multi-view object detection using epipolar constraints within cluttered x-ray security imagery,» chez *25th International Conference on Pattern Recognition (ICPR)*, 2021.
- [23] L. Xue, J. Hei, Y. Wang, Q. Li, Y. Lu et W. Liu, «A high efficiency deep learning method for the x-ray image defect detection of casting parts,» *Measurement Science and Technology*, vol. 33, 2022.
- [24] Q. Xue, P. Miao, K. Miao, Y. Yu et Z. Li, «An online automatic sorting system for defective Ginseng Radix et Rhizoma Rubra using deep learning,» *Chinese Herbal Medicines*, 2023.
- [25] J. Liu, X. Leng et Y. Liu, «Deep convolutional neural network based object detector for X-ray baggage security imagery,» chez *IEEE 31st International Conference on Tools with Artificial Intelligence (ICTAI)*, 2019.
- [26] Y. F. A. Gaus, N. Bhowmik, S. Akçay, P. M. Guillén-García, J. W. Barker et T. P. Breckon, «Evaluation of a dual convolutional neural network architecture for object-wise anomaly detection in cluttered X-ray security imagery,» chez *International joint conference on neural networks (IJCNN)*, 2019.
- [27] Q. Zhu et X. Ai, «The defect detection algorithm for tire X-ray images based on deep learning,» chez *IEEE 3rd International Conference on Image, Vision and Computing (ICIVC)*, 2018.
- [28] K. He, X. Zhang, S. Ren et J. Sun, «Deep residual learning for image recognition,» chez *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, 2016.
- [29] T.-Y. Lin, P. Dollar, R. Girshick, K. He, B. Hariharan et S. Belongie, «Feature pyramid networks for object detection,» chez *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, 2017.
- [30] L. A. Feldkamp, L. C. Davis et J. W. Kress, «Practical cone-beam algorithm,» *Josa a*, vol. 1, pp. 612-619, 1984.
- [31] R. Gordon, R. Bender et G. T. Herman, «Algebraic reconstruction techniques (ART) for three-dimensional electron microscopy and X-ray photography,» *Journal of theoretical Biology*, vol. 29, pp. 471-481, 1970.
- [32] A. H. Andersen et A. C. Kak, «Simultaneous algebraic reconstruction technique (SART): a superior implementation of the ART algorithm,» *Ultrasonic imaging*, vol. 6, pp. 81-94, 1984.
- [33] P. Gilbert, «Iterative methods for the three-dimensional reconstruction of an object from projections,» *Journal of theoretical biology*, vol. 36, pp. 105-117, 1972.
- [34] M. U. Ghani et W. C. Karl, «Deep learning-based sinogram completion for low-dose CT,» chez *13th Image, Video, and Multidimensional Signal Processing Workshop (IVMSP)*, 2018.
- [35] H. Lee, J. Lee, K. H., B. Cho et S. Cho, «Deep-neural-network-based sinogram synthesis for sparse-view CT image reconstruction,» *IEEE Transactions on Radiation and Plasma Medical Sciences*, vol. 3, pp. 109-119, 2018.
- [36] K. H. Jin, M. T. McCann, E. Froustey et M. Unser, «Deep convolutional neural network for inverse problems in imaging,» *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 26, pp. 4509-4522, 2017.
- [37] H. Chen, Y. Zhang, W. Zhang, P. Liao, K. Li, J. Zhou et G. Wang, «Low-dose CT via convolutional neural network,» *Biomedical optics express*, vol. 8, pp. 679-694, 2017.
- [38] Y. S. Han, J. Yoo et J. C. Ye, «Deep residual learning for compressed sensing CT reconstruction via persistent homology analysis,» *arXiv preprint*, vol. arXiv:1611.06391, 2016.
- [39] J. Adler et O. Öktem, «Solving ill-posed inverse problems using iterative deep neural networks,» *Inverse Problems*, vol. 33, 2017.
- [40] M. Genzel, I. Gühring, J. Macdonald et M. März, «Near-exact recovery for tomographic inverse problems via deep learning,» chez *International Conference on Machine Learning*, 2022.
- [41] D. H. Ye, G. T. Buzzard, M. Ruby et C. A. Bouman, «Deep back projection for sparse-view CT reconstruction,» chez *Global Conference on Signal and Information Processing (GlobalSIP)*, 2018.
- [42] B. Zhu, J. Z. Liu, S. F. Cauley, B. R. Rosen et M. S. Rosen, «Image reconstruction by domain-transform manifold learning,» *Nature*, vol. 555, pp. 487-492, 2018.
- [43] A. Stolidi, J. Escoda, V. Chevalier, C. Loisel, D. Tixador et D. Tourneix, «Imagerie par rayons X et classification supervisée basée sur le transfert d'oxygène de bouchons en liège tubés,» *Revue des oenologues et des techniques vitivinicoles et oenologiques: magazine trimestriel d'information professionnelle*, vol. 48, pp. 55-59, 2021.
- [44] O. Ronneberger, P. Fischer et T. Brox, «U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation,» chez *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention—MICCAI 2015: 18th International Conference*, Munich, Germany, 2015.

- [45] S. Ioffe et C. Szegedy, «Batch normalization: Accelerating deep network training by reducing internal covariate shift,» chez *International conference on machine learning*, 2015.
- [46] Z. Wang, A. C. Bovik, H. R. Sheikh et E. P. Simoncelli, «Image quality assessment: from error visibility to structural similarity,» *IEEE transactions on image processing*, vol. 13, pp. 600-612, 2004.